



ALOCAÇÃO ÓTIMA DE RENOVÁVEIS: PROPOSTAS DE MELHORIAS À TEORIA
MODERNA DO PORTFÓLIO APLICADA A SISTEMAS ELÉTRICOS

Gabriel Malta Castro

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Planejamento Energético, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor em Planejamento Energético.

Orientador: Amaro Olímpio Pereira Jr.

Rio de Janeiro
Agosto de 2023

ALOCAÇÃO ÓTIMA DE RENOVÁVEIS: PROPOSTAS DE MELHORIAS À TEORIA
MODERNA DO PORTFÓLIO APLICADA A SISTEMAS ELÉTRICOS

Gabriel Malta Castro

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ
COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE) DA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS
NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM CIÊNCIAS EM
PLANEJAMENTO ENERGÉTICO.

Orientador: Amaro Olímpio Pereira Jr.

Aprovada por: Prof. Amaro Olímpio Pereira Jr.

Prof. André Frossard Pereira de Lucena

Prof. Rafael Cancelli Moraes

Dr. José Francisco Moreira Pessanha

Prof. Johannes Schmidt

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL

AGOSTO DE 2023

Castro, Gabriel Malta

Alocação ótima de renováveis: propostas de melhorias à Teoria Moderna do Portfólio aplicada a sistemas elétricos / Gabriel Malta Castro. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2023.

xiv, 114 p.: il.; 29,7 cm.

Orientador: Amaro Olímpio Pereira Júnior.

Tese (doutorado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Planejamento Energético, 2023.

Referências Bibliográficas: p. 106-111.

1. Fronteiras eficientes. 2. Fontes renováveis variáveis.
3. Diversificação. I. Pereira Júnior, Amaro Olímpio II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Planejamento Energético. III. Título.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meu orientador Amaro, por me incentivar a fazer o doutorado e pelo apoio ao longo desse período. Aos colegas do PPE e aos colegas dos projetos que participei nesse período. Ao professor Johannes e a sua equipe por me receberem em seu departamento na universidade BOKU e pelo apoio na elaboração de artigos, por fornecer dados muito úteis para a elaboração do estudo de caso e pelo auxílio na adaptação a um país estrangeiro. Tive oportunidade de fazer esse doutorado sanduíche graças ao apoio da CAPES, a qual também sou grato. Aos membros da banca examinadora pelas contribuições que melhoraram esta Tese em pontos importantes. Aos professores, laboratórios e grupos de pesquisa que, mesmo não diretamente relacionados à pesquisa desta Tese, me apoiaram na forma de projetos que me financiaram neste período.

Por fim, agradeço à minha esposa Rejane pelo suporte e paciência ao longo de todos estes anos de doutorado e por aturar todos os momentos em que não pude estar presente.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D.Sc.)

ALOCAÇÃO ÓTIMA DE RENOVÁVEIS: PROPOSTAS DE MELHORIAS À TEORIA MODERNA DO PORTFÓLIO APLICADA A SISTEMAS ELÉTRICOS

Gabriel Malta Castro

Agosto/2023

Orientador: Amaro Olímpio Pereira Jr.

Programa: Planejamento Energético

Com a tendência do aumento da participação de fontes renováveis variáveis na matriz elétrica e considerando a flexibilidade relativamente reduzida dessas tecnologias, há a necessidade de se reduzir a variabilidade da geração agregada do sistema. Uma das formas de se fazer isso é através da combinação de usinas com perfis de geração complementares. Para se obter uma combinação ótima de usinas, uma metodologia aplicada é a Teoria Moderna do Portfólio (MPT). Entretanto, as adaptações dessa metodologia, encontradas na literatura, aplicadas ao setor elétrico não consideram alguns aspectos importantes. Para tratar esses problemas, são propostas alterações metodológicas para o uso da MPT aplicada a sistemas elétricos. Propõe-se incorporar os custos, considerar a demanda e tecnologias controláveis e usar uma métrica de risco que penalize apenas desvios negativos. Cada uma das alterações propostas é testada e seus impactos nos resultados são apresentados e discutidos. Conclui-se que as alterações propostas podem alterar significativamente a composição dos portfólios ótimos. Carteiras da fronteira eficiente da formulação tradicional com alto desvio padrão da geração não são capazes de fornecer um nível de energia firme a um custo competitivo. A consideração de tecnologias controláveis altera a composição dos portfólios e pode reduzir o custo do sistema. Além disso, é mostrado que a diversificação tem um papel importante para a redução da variabilidade das fontes variáveis, embora a presença de termelétricas possa reduzir a necessidade de diversificação.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Science (D.Sc.)

OPTIMAL RENEWABLE ALLOCATION: IMPROVEMENTS TO MODERN PORTFOLIO THEORY APPLIED TO ELECTRICITY SYSTEMS

Gabriel Malta Castro

August/2023

Advisor: Amaro Olímpio Pereira Jr.

Department: Energy Planning

With the increase of the share of variable renewable energy sources (VRES) in the electrical mix and considering the relatively reduced flexibility of these sources, there is a need to reduce the variability of the system's aggregated generation. One of the ways to do this is by combining plants with complementary generation profiles. To obtain an optimal combination of power plants, usually Modern Portfolio Theory (MPT) is applied. However, the adaptations of this methodology applied to the electricity sector, found in the literature, do not consider some important aspects. To deal with these problems, methodological changes are proposed for the use of MPT applied to electrical systems. We propose to include costs, system demand and controllable technologies in the formulation and to use an asymmetric risk measure. Each of the proposed changes is assessed and its impact on results is presented and discussed. We conclude that the proposed changes can significantly change the composition of optimal portfolios. Efficient frontier portfolios obtained from traditional formulation with high generation standard deviation are not able to provide a steady energy level at a competitive cost. The use of controllable technologies changes the composition of portfolios and can reduce the cost of the system. Furthermore, it is shown that diversification plays an important role in reducing the variability of variable sources, although the presence of thermal power plants can reduce the need for diversification.

Sumário

1 — Introdução.....	1
2 — Mitigação de riscos e diversificação no setor elétrico.....	10
2.1 — Teoria Moderna do Portfólio.....	10
2.2 — Métodos de solução da <i>MPT</i>	13
2.3 — Fronteiras eficientes no setor elétrico.....	15
2.3.1 — Risco econômico.....	15
2.3.2 — Risco por geração de energia.....	19
2.4 — Diversificação.....	25
2.4.1 — Conceitos básicos da diversificação.....	26
2.4.2 — As dimensões da diversificação.....	28
2.4.3 — Métricas de diversificação.....	30
3 — Metodologia e dados.....	34
3.1 — Incorporação dos custos das usinas.....	34
3.2 — Demanda.....	37
3.3 — Risco de atendimento.....	38
3.4 — Tecnologias controláveis.....	42
3.4.1 — Usinas termelétricas.....	43
3.4.2 — Tecnologias de armazenamento.....	49
3.4.3 — Tecnologias controláveis relacionadas à carga.....	56
3.5 — Dados de entrada e premissas.....	56
3.5.1 — Séries temporais de geração e de carga.....	57
3.5.2 — Séries de tecnologias controláveis.....	59
3.5.3 — Custos e outros parâmetros.....	60
3.6 — Cenários.....	62
3.7 — Diversificação.....	63
3.7.1 — Números de Hill de ordem 1 e 2.....	63
3.7.2 — Distância média.....	64
3.8 — Ferramentas usadas.....	64
4 — Resultados.....	66

4.1 — Fontes renováveis: eólica e fotovoltaica.....	66
4.1.1 — Minimização de custos.....	66
4.1.2 — Incorporação da curva de carga.....	71
4.1.3 — Risco de não-atendimento à demanda.....	74
4.1.4 — Análise da diversificação.....	76
4.1.5 — Grau de semelhança das carteiras ótimas.....	79
4.1.6 — Portfólios de diferentes modelos com o mesmo risco.....	80
4.2 — Tecnologias controláveis.....	85
4.2.1 — Fronteiras eficientes.....	85
4.2.2 — Decomposição por perfil de geração.....	90
4.2.3 — Decomposição por categoria.....	92
4.2.4 — Análise da diversificação.....	94
4.2.5 — Comparação com o mesmo risco.....	96
4.2.6 — Grau de semelhança das renováveis.....	98
5 — Conclusões.....	100
— Referências bibliográficas.....	106
Apêndice A. — Demonstração que portfólios com baixa variância não fazem parte da fronteira eficiente no caso com geração esperada fixa.....	112

Lista de figuras

- Figura 1.1: Exemplo de fronteira eficiente, representada pela linha preta. Os pontos marrons indicam o risco e retorno dos ativos considerados individualmente.....6
- Figura 3.1: Simulação da operação conjunta das termelétricas-sombra para o caso de complementação de usina eólica. Cada área colorida empilhada representa uma usina sombra, por patamar de ativação G_{min} . A linha marrom é a geração da usina eólica isoladamente e a linha preta é a geração combinada da eólica mais todas as usinas-sombra.....46
- Figura 3.2: Simulação da operação conjunta das termelétricas-sombra para o caso de complementação de usina *fotovoltaica*. Cada área colorida empilhada representa uma usina sombra, por patamar de ativação G_{min} . A linha marrom é a geração da usina *fotovoltaica* isoladamente e a linha preta é a geração combinada da *fotovoltaica* mais todas as usinas-sombra.....47
- Figura 3.3: Operação de sistema de armazenamento considerando a metodologia de preço de energia igual ao complemento da geração renovável fotovoltaica (equação (38)), para 1, 5 e 25 horas de capacidade de armazenamento.....52
- Figura 3.4: Operação de sistema de armazenamento considerando a metodologia de *penalidade quadrática por desvio* da saída conjunta da geração renovável fotovoltaica mais o sistema de armazenamento, para 1, 5 e 25 horas de capacidade de armazenamento.....54
- Figura 3.5: Operação de sistema de armazenamento considerando a metodologia de *penalidade quadrática por desvio* da saída conjunta da geração renovável eólica mais o sistema de armazenamento, para 1, 5 e 25 horas de capacidade de armazenamento.....55
- Figura 3.6: Histograma da correlação de Pearson entre a demanda e as usinas renováveis candidatas usadas neste estudo. Os valores de correlação dos pares estão agrupados nos painéis de acordo com o tipo do primeiro componente — demanda (esquerda), fotovoltaica (centro) ou eólica (direita) — e em diferentes cores de acordo com o tipo do segundo componente do par.....58

Figura 3.7: Correlação entre as usinas de todas as localidades da mesma tecnologia em função da distância, em quilômetros, entre elas.....	59
Figura 4.1: Comparação de fronteiras eficientes considerando o fator de capacidade médio do portfólio e o desvio padrão. O desvio padrão é dado em percentual da capacidade instalada do portfólio.....	67
Figura 4.2: Comparação de fronteiras eficientes considerando o custo médio do portfólio e o desvio padrão normalizado pela geração esperada. O custo médio de cada portfólio é dado pela média ponderada do custo de todas as usinas que o compõem. Para facilitar a visualização, ambos os eixos estão em escala logarítmica.....	70
Figura 4.3: Comparação da composição dos portfólios entre os diferentes modelos para diferentes valores de desvio padrão normalizado pela capacidade instalada.....	71
Figura 4.4: Fronteiras eficientes para os modelos G-Cap e C-Gen com e sem a incorporação da demanda do sistema. Para que a comparação coerente, o desvio padrão e o fator de capacidade desta figura foram calculados sem a contribuição da demanda do sistema.....	72
Figura 4.5: Participação da fonte fotovoltaica em relação à capacidade instalada total do portfólio.....	73
Figura 4.6: Fronteira eficiente em função de fator de capacidade e de desvio padrão normalizado pela capacidade instalada do portfólio para os modelos G-Cap, C-Gen, C-CVaR, com e sem incorporação da demanda.....	75
Figura 4.7: Fronteira eficiente em função de custo de geração e desvio padrão normalizado pela geração esperada do portfólio para os modelos G-Cap, C-Gen, C-CVaR, com e sem incorporação da demanda.....	76
Figura 4.8: Índices de diversidade dos portfólio de cada modelo de acordo com o seu desvio padrão normalizado pela capacidade. DistEuc: distância Euclidiana média da carteira; DistGeo: distância geográfica média da carteira; ² D: Número equivalente de ordem 2; ¹ D: número equivalente de ordem 1. Os índices são adimensionais, exceto a distância geográfica que é dada em quilômetros (km).....	77

Figura 4.9: Correlação da composição dos ativos nas carteiras com menor desvio padrão, maior desvio padrão e valor intermediário de desvio padrão. Cada linha de painel representa o portfólio com um dos três valores de desvio padrão de referência, cada coluna de painel representa um dos modelos de referência. As linhas indicam a amplitude da correlação entre o portfólio de referência e o modelo indicado pelas cores e tipo da linha.....80

Figura 4.10: Fronteira eficiente dos portfólios com mesmo valor esperado dos 5% piores valores de balanço horário, em termos de custo e desvio padrão. Cada curva representa o custo do portfólio em relação à capacidade instalada necessária para atender à demanda ao critério do modelo C-CVaR (média do balanço energético dos 5% piores momentos igual a 0). O custo é dado em R\$ por MWh da demanda. O desvio padrão é normalizado pela capacidade instalada encontrada para cada portfólio. Para facilitar a visualização, a área do gráfico foi limitada em 800 R\$/MWh, em vez do valor máximo da curva que é 1374,40 R\$/MWh.....83

Figura 4.11: Distribuição do balanço energético em relação à demanda média para três portfólios dos modelos $G\text{-Cap}^{Dem}$, $C\text{-Gen}^{Dem}$ e $C\text{-CVaR}^{Dem}$. Os valores dos balanços são proporcionais à demanda média. No eixo y está a densidade de probabilidade para cada valor do balanço, sendo que a área abaixo de cada curva é igual a 1. As linhas verticais pontilhadas indicam a média do balanço em todos os instantes, enquanto os pontos correspondem ao valor do $VaR_{5\%}$, ou seja, o ponto em que 5% dos valores estão abaixo desse valor.....84

Figura 4.12: Comparação das fronteiras eficientes com e sem tecnologias controláveis para diferentes formulações.....86

Figura 4.13: Fronteiras com e sem tecnologias controláveis para a formulação G-Cap. 87

Figura 4.14: Fronteira eficiente com tecnologias controláveis com custo e desvio padrão relativos à demanda média.....89

Figura 4.15: Composição, de acordo com a tecnologia renovável e o perfil de complementariedade das tecnologias controláveis, dos portfólios das fronteiras eficientes das otimizações, usando curva de carga.....91

Figura 4.16: Composição dos portfólios de acordo com a categoria da tecnologia controlável. Para os sistemas de armazenamento a capacidade de armazenamento em horas é: 1 h, 5 h e 25 h. Para as usinas termelétricas, o patamar de ativação é de 10%, 30% e 60%.....93

Figura 4.17: Índices de diversidade dos portfólios que compõem as fronteiras eficientes dos modelos considerando a demanda do sistema. As linhas sólidas representam o índice considerando todas as usinas da carteira. As linhas pontilhadas indicam os valores calculados considerando apenas as usinas eólicas e fotovoltaicas, para facilitar a comparação. Os valores são adimensionais, exceto para DistGeo, que é dado em km...95

Figura 4.18: Fronteira eficiente dos portfólios com mesmo valor esperado dos 5% piores valores de balanço horário, em termos de custo e desvio padrão, considerando fontes renováveis, sistemas de armazenamento e termelétricas. Cada curva representa o custo do portfólio em relação à capacidade instalada necessária para atender à demanda ao critério do modelo C-CVaR (média do balanço energético dos 5% piores momentos igual a 0). O custo é dado em R\$ por MWh da demanda. O desvio padrão é normalizado pela capacidade instalada encontrada para cada portfólio.....97

Figura 4.19: Correlação da composição das usinas renováveis para o modelo C-CVaR com demanda constante.....98

Lista de tabelas

Tabela 3.1: Custos de usinas por tecnologia. Fonte: PDE 2029 (EPE, 2019).....	60
Tabela 3.2: Descrição dos cenários.....	63
Tabela 4.1: Razão entre a capacidade instalada do portfólio e a demanda média para os modelos C-Gen e C-CVaR. São mostrados os valores mínimo e máximo para cada combinação de modelo e tecnologias usadas na otimização. As duas primeiras colunas com valores consideram a capacidade instalada dos sistemas de armazenamento, enquanto as duas últimas colunas consideram apenas a capacidade instalada das usinas.	88

Lista de siglas:

- **CLA:** *Critical Line Algorithm*
- **CLM:** *Critical Line Method*
- **CSP:** *Concentrating Solar Power*
- **CV:** Coeficiente de variação
- **CVaR:** *Conditional Value-at-Risk*
- **DP:** Desvio padrão
- **FC:** Fator de capacidade
- **GEE:** Gases de efeito estufa
- **HHI:** *Herfindahl-Hirschman index*
- **LCOE:** *Levelized cost of electricity*
- **LCOS:** *Levelized cost of storage*
- **LEN:** Leilão de Energia Nova
- **LHS:** *Latin hypercube sampling*
- **MRE:** Mecanismo de Realocação de Energia
- **MPT:** *Modern Portfolio Theory*
- **MVP:** *Mean-Variance Portfolio*
- **NREL:** *National Renewable Energy Laboratory*
- **O&M:** Operação e manutenção
- **PDE:** Plano Decenal de Expansão
- **TIR:** Taxa interna de retorno
- **VaR:** *Value-at-Risk*
- **VPL:** Valor presente líquido

1 Introdução

Tem se observado, nos últimos anos, uma mudança na composição dos parques geradores em todo o mundo. Anteriormente, os sistemas eram baseados em tecnologias de grande porte, em geral, com custo de operação elevado e com alto grau de controle e flexibilidade na sua operação. Ultimamente, com o substancial aumento recente da participação de fontes renováveis, como eólicas e fotovoltaicas, passou-se a ter maior participação de tecnologias modulares — que permitem a expansão da capacidade do sistema sem a necessidade de grandes blocos de investimentos —, com custo variável de operação nulo ou muito baixo e com menor capacidade de controle na geração dessas usinas.

Seguindo essa tendência, espera-se que, nas próximas décadas, os sistemas elétricos passem a ser completamente compostos por fontes renováveis (BOGDANOV, FARFAN, *et al.*, 2019, DELUCCHI, JACOBSON, 2011, HAEGEL, ATWATER, *et al.*, 2019, JACOBSON, DELUCCHI, *et al.*, 2018). Entre os motivos para isso, destacam-se o seu menor custo, a segurança energética — por não necessitar de combustíveis importados ou baseados em preços internacionais — e a operação sem emissão de poluentes e de gases de efeito estufa (GEE). Este último motivo, combinado com a necessidade de evitar que as emissões antrópicas de GEE resultem num grau mais elevado de mudanças climáticas, é o principal fator indutor do aumento de participação dessas fontes.

A flexibilidade operativa dessas tecnologias é pequena, por não se ter controle total da quantidade de energia produzida a cada momento. Apesar de não ser possível aumentar a quantidade gerada mais do que os recursos disponíveis instantaneamente, é possível limitar a sua geração em sistemas projetados com esse intuito, contribuindo para evitar excesso de energia no sistema e evitar grandes variações na geração das outras usinas (HALE, STOLL, *et al.*, 2018, NELSON, KASINA, *et al.*, 2018). Mesmo com essa flexibilidade parcial, ainda serão necessárias outras ferramentas capazes de equilibrar as diferenças entre oferta e demanda, tais como mecanismos de resposta da demanda e sistemas de armazenamento, como baterias, usinas hidrelétricas reversíveis, células combustíveis, entre outros. Considerando os custos atuais, essas soluções são caras ou têm um potencial limitado. Entretanto, a necessidade de usar essas ferramentas

pode ser reduzida caso se diminua a variabilidade da geração agregada das fontes variáveis. Uma forma de alcançar esse objetivo é através da combinação de usinas com perfis de geração complementares.

Pode-se obter um sistema composto por fontes complementares entre si, através da diversificação tecnológica e espacial das fontes renováveis variáveis, isto é, através da combinação de diferentes tecnologias em diferentes localizações geográficas. A diversificação tecnológica se justifica pelas diferenças na disponibilidade do recurso primário o que, conseqüentemente, se reflete na geração. A diversificação geográfica é vantajosa devido à tendência de diminuição da correlação da disponibilidade do recurso primário com o aumento da sua distância, sendo esse efeito tanto maior quanto a área geográfica disponível (ROMBAUTS, DELARUE, *et al.*, 2011).

Um exemplo disto pode ser observado a partir da geração das usinas fotovoltaicas. Considerando as variações de curto prazo, ao se analisar a produção de uma localidade isoladamente, pode-se observar variações intensas na potência de saída que ocorrem em poucos segundos, causadas principalmente pela passagem de nuvens. Porém, ao se verificar a geração agregada de um conjunto de usinas em diferentes localidades, observam-se menos variações, comportando-se de forma muito mais suave (LEW, BRINKMAN, *et al.*, 2013). No caso das variações de maior prazo, a combinação de usinas distantes ameniza as variações causadas por efeitos climáticos (por exemplo: dias chuvosos, presença de aerossóis). Além disso, especificamente no caso da fonte solar, o aproveitamento de geração de usinas com grande diferença na longitude de sua localização pode aumentar o período em que essa fonte está disponível. Infere-se, portanto, que a combinação de usinas cujo perfil de geração apresenta complementariedade¹ entre si suaviza a geração agregada.

Uma possível forma de estabelecer a combinação ótima de usinas renováveis é através da otimização em modelos de expansão. Dados de usinas candidatas de diferentes localidades e tecnologias seriam inseridos no modelo que definiriam os melhores aproveitamentos de acordo com o perfil de geração de cada um. Entretanto, os modelos de planejamento de longo prazo tradicionalmente apresentam baixo

¹ A complementariedade pode ser medida de diversas formas, mas a mais comum é através do coeficiente de correlação de Pearson (JURASZ, CANALES, *et al.*, 2020).

detalhamento temporal, pois necessitam simplificar o problema. Com isso, eles não capturam as características da variabilidade das fontes renováveis variáveis. Mais recentemente, algumas melhorias vêm sendo desenvolvidas para incorporar uma simulação de curto prazo a ser resolvida para alguns períodos previamente amostrados (BACKE, SKAR, *et al.*, 2022, LUND, ARLER, *et al.*, 2017, NOVO, MAROCCO, *et al.*, 2022). Outra possibilidade é o acoplamento de modelos de longo prazo com modelos de curto prazo de modo a verificar a viabilidade e os custos da operação com o sistema obtido no modelo de curto prazo e, se necessário, ajustar iterativamente os dados de cada fonte (MORAIS, 2021, WYRWA, SUWAŁA, *et al.*, 2022). No entanto, essas soluções focam em representar a variabilidade dessas fontes, mas não em representar os diferentes perfis de geração que podem ser obtidos pela diversidade geográfica de uma mesma fonte. Ou seja, o modelo considera que a geração de determinada fonte em determinada região² terá sempre o mesmo perfil de geração, independentemente da expansão que seja definida. Os modelos poderiam ser adaptados para usar diferentes usinas renováveis candidatas da mesma fonte e na mesma região, mas isso incorreria em aumento no tempo de processamento e aumento na exigência de recursos computacionais, que já são altos, como se percebe pela necessidade de se amostrar alguns períodos para o subproblema de curto prazo.

Para suprir essa lacuna, uma ferramenta usada por muitos autores para encontrar a combinação ótima de usinas e/ou localidades é a Teoria Moderna de Portfólio (*Modern Portfolio Theory* — MPT). Essa metodologia foi desenvolvida por Markowitz (1952) para a seleção de ativos financeiros de modo a compor uma carteira de investimentos que tenha o maior retorno esperado a um dado nível de risco. Apesar de essa metodologia ter sido inicialmente desenvolvida para aplicação em ativos financeiros, ela também pode ser aplicada a componentes não-financeiros, inclusive no setor energético (AWERBUCH, BERGER, 2003, p. 16). Há algumas premissas embutidas nessa metodologia que não são necessariamente encontradas fora do setor financeiro, como liquidez e divisibilidade dos ativos considerados, no entanto, a importância desses aspectos se reduz ao se analisar sistemas de grandes proporções. Por exemplo, as fontes eólica e fotovoltaica não são completamente divisíveis, mas são compostas por equipamentos modulares — como torres, inversores, painéis — que são

² Que pode ser tão grande quanto um país.

relativamente pequenos em relação ao sistema elétrico como um todo. Desse modo, considerar os ativos como perfeitamente divisíveis é uma aproximação que não difere muito da realidade.

As aplicações da metodologia MPT no setor elétrico, encontradas na literatura, podem ser classificadas em dois grupos, dependendo de que tipo de risco se deseja avaliar (DELLANO-PAZ, CALVO-SILVOSA, *et al.*, 2017). O primeiro grupo considera o risco, ao longo da vida útil de uma usina, de seus custos variarem em relação ao valor estimado inicialmente. Esse é um risco mais evidente em tecnologias que consomem combustíveis cujo preço depende do comércio internacional, como as usinas movidas a gás natural ou derivados de petróleo. O segundo grupo de aplicações da metodologia no setor elétrico foca no risco de a geração do portfólio não ser suficiente para o atendimento à demanda em alguns momentos, devido à variabilidade da geração. O foco desta Tese é nesse segundo grupo.

Uma característica da seleção de ativos financeiros para composição de portfólios é que ativos pouco atrativos individualmente, por terem baixo retorno esperado ou alta volatilidade, podem ser um componente importante de uma carteira de investimento. Isso ocorre no caso desse ativo ter correlação negativa com outros ativos que compõem a carteira, diminuindo o risco total e possibilitando a presença de ativos mais arriscados e com maior retorno. De modo análogo, na definição de portfólios de usinas de um sistema elétrico, a presença de uma usina de custo relativamente mais alto pode diminuir o risco e o custo do sistema em que está inserida. Assim, avaliações utilizando MPT, que definem a melhor forma de diversificar espacialmente os recursos energéticos, são de grande utilidade e já foram usadas e aplicadas por diversos autores. Porém, existem limitações nessa metodologia na forma que costuma ser aplicada que impedem o seu uso de forma mais abrangente. O objetivo principal desta Tese é propor e analisar inovações e adaptações para essa metodologia, de forma a aumentar sua aplicabilidade no setor elétrico.

Para analisar como a metodologia MPT é aplicada ao setor elétrico, convém entender em que conceitos se baseia a formulação original. O MPT aplicado ao setor financeiro consiste em encontrar portfólios ótimos em relação aos seguintes parâmetros:

1. maximizar o **retorno** do portfólio, dado pela média dos retornos individuais, em um intervalo de tempo pré-determinado, de cada ativo que compõe o portfólio;
2. minimizar o **risco** do portfólio, usualmente definido como a variância (ou o desvio padrão) dos retornos do portfólio em um dado período;
3. manutenção do valor disponível para investir (**orçamento**) como um valor constante.

Ou seja, trata-se de um problema de otimização com dois objetivos. Como, de modo geral, quanto maior o retorno maior o risco, os dois objetivos são conflitantes, de modo que é necessário aceitar uma piora em um dos parâmetros para obter uma melhora no outro. Então, em vez de uma única solução ótima, o resultado da otimização é um conjunto de portfólios ótimos, no sentido que cada portfólio que faz parte desse conjunto não pode ser superado por qualquer outro nos quesitos retorno e risco simultaneamente. Esse conjunto é chamado de **fronteira eficiente**. A escolha de qual portfólio da fronteira eficiente usar depende da preferência, ou seja, da aversão ao risco do tomador de decisão. A Figura 1.1 mostra um exemplo hipotético de fronteira eficiente.

Ao se aplicar essa metodologia aos sistemas elétricos com fontes renováveis variáveis, é necessário definir quais características são análogas aos três parâmetros usados na formulação original, a saber: **retorno**, **risco** e **orçamento**. Na grande maioria dos casos encontrados na literatura, essa analogia é realizada da seguinte maneira: o fator de capacidade esperado de uma usina representa o **retorno**, o desvio padrão da geração representa o **risco** e a capacidade instalada representa o **orçamento** (CHUPP, HICKEY, *et al.*, 2012, CUNHA, FERREIRA, 2015, DEGEILH, SINGH, 2011, DRAKE, HUBACEK, 2007, HU, HARMSSEN, *et al.*, 2019, ROMBAUTS, DELARUE, *et al.*, 2011, ROQUES, HIROUX, *et al.*, 2010, SANTOS-ALAMILLOS, THOMAIDIS, *et al.*, 2017, SCALA, FACCHINI, *et al.*, 2019, SHAHRIARI, BLUMSACK, 2018, THOMAIDIS, SANTOS-ALAMILLOS, *et al.*, 2016). Ou seja, selecionam-se os conjuntos de geradores que sejam capazes de produzir mais energia a um determinado nível de variação da geração e a uma mesma capacidade instalada. Aplicado dessa forma, a metodologia se baseia na comparação de diferentes portfólios que têm, como característica em comum, a capacidade instalada total. Portanto, a maximização da

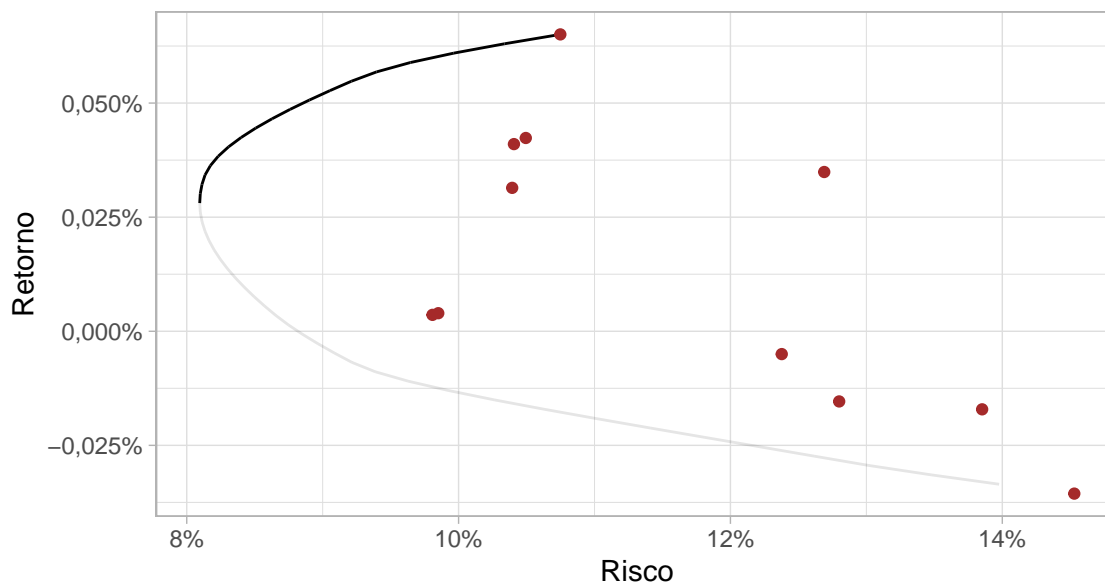


Figura 1.1: Exemplo de fronteira eficiente, representada pela linha preta. Os pontos marrons indicam o risco e retorno dos ativos considerados individualmente.

geração esperada, neste caso, equivale à maximização do fator de capacidade (FC) do portfólio.

A escolha do fator de capacidade como fator a ser otimizado é uma característica peculiar dessa formulação, pois fora do escopo do uso da MPT a comparação de alternativas tendo como base a mesma capacidade instalada não é usual no setor elétrico. Em geral, as principais características usadas para determinar a atratividade de investimento de uma usina são o custo e a geração esperada. Uma usina com baixo fator de capacidade tende a ter um custo por energia mais elevado, pois o investimento é proporcional à capacidade instalada. Porém, o que limitaria o investimento nessa usina é o custo, cujo valor é indiretamente determinado pelo fator de capacidade, e não o fator de capacidade propriamente dito. Em alguns casos, o fator de capacidade baixo pode ser compensado por um custo de investimento ainda mais baixo, tornando essa usina mais vantajosa do que outra de maior FC.

No caso da aplicação original da MPT no setor financeiro, a restrição de orçamento constante representa o montante monetário fixo à disposição para investimento. Por outro lado, no caso do setor elétrico, as decisões usualmente são do tipo “Quanto de capacidade é necessário para atender a demanda esperada?” ou, em termos financeiros, “Quanto deve ser investido para atender a demanda esperada?”.

Apesar disso, usar a capacidade instalada como o orçamento, ou seja, como o parâmetro que deve ser mantido fixo em todos os portfólios considerados é uma formulação que pode ser equivalente ao investimento fixo. Isso ocorre no caso de análises considerando apenas uma tecnologia, como eólicas, desde que se suponha que o custo de instalação não varie de acordo com o local³. Dessa forma, a capacidade instalada fixa pode ser interpretada como uma restrição que indica indiretamente a verba disponível para esse investimento, pois independentemente de quais usinas componham o portfólio, o seu custo total será o mesmo.

De fato, os primeiros estudos a aplicarem essa metodologia consideraram apenas a tecnologia eólica (CHUPP, HICKEY, *et al.*, 2012, DEGEILH, SINGH, 2011, DRAKE, HUBACEK, 2007, ROQUES, HIROUX, *et al.*, 2010), de modo que essa forma de modelar as fronteiras eficientes é coerente com uma situação de investimento fixo. Entretanto, ao se incorporar tecnologias diferentes — como, por exemplo, eólicas e fotovoltaicas — ou até mesmo para considerar usinas candidatas da mesma tecnologia que tenham custos diferentes dependendo do local da instalação, essa restrição não tem mais o sentido de representar um montante investido fixo. Nestes casos, em vez da capacidade instalada ser o valor fixo, seria mais adequado usar a geração esperada ou o custo como o valor fixo. O uso da geração esperada fixa com minimização da capacidade instalada, apesar de não ser comum na literatura, não é inédito, sendo essa a formulação usada por Novacheck e Johnson (2017).

Além dessa mudança, outras inovações na metodologia foram propostas por alguns autores, por exemplo: usar a geração apenas nas horas de pico como o **retorno** (ROQUES, HIROUX, *et al.*, 2010); usar o desvio padrão da diferença horária da geração em vez do desvio padrão da geração como o **risco** (NOVACHECK, JOHNSON, 2017, ROMBAUTS, DELARUE, *et al.*, 2011, ROQUES, HIROUX, *et al.*, 2010); representar restrições de capacidade de transmissão entre regiões (ROMBAUTS, DELARUE, *et al.*, 2011); analisar o impacto do uso de diferentes escalas de tempo e de distribuição geográfica (SHAHRIARI, BLUMSACK, 2018). Como se pode observar, exceto no caso já citado do trabalho de Novacheck e Johnson (2017), nenhum desses

³ Mesmo considerando apenas uma tecnologia, a suposição de custos iguais para todas as usinas pode não ser realista, dado que há alguns fatores locais que podem influenciar o custo total, tais como transporte e relevo.

estudos alterou a estrutura dos componentes de **risco, retorno e orçamento** que, como discutido acima, não é a mais adequada para a comparação de portfólios do setor elétrico.

Outra limitação do uso dessa formulação da metodologia MPT é que sua aplicação é restrita a fontes renováveis não-controláveis, como eólicas e fotovoltaicas. Isso decorre da análise ser baseada na variância e na correlação entre as usinas candidatas e esses parâmetros são, usualmente, estimados a partir da série temporal do recurso energético. Essa forma de estimar a geração não pode ser efetuada para as fontes controláveis, cuja operação vai depender da necessidade do sistema. É possível, entretanto, usar algumas premissas e regras para estimar como seria a operação para complementar cada usina renovável e, assim, estabelecer séries temporais para as tecnologias controláveis.

Considerando esses aspectos, nesta Tese, são propostas e avaliadas inovações e melhorias à metodologia MPT. Mais especificamente, no campo da formulação do problema, as seguintes alterações são propostas, analisadas e discutidas.

1. **Incluir o custo de cada usina ou fonte candidata na formulação:** O desempenho de uma usina é apenas parte do que deve ser avaliado, pois o seu custo também é um componente importante para a tomada de decisão. Dessa forma, a consideração explícita dos custos é importante para aumentar a aplicabilidade desta metodologia.
2. **Considerar a curva de carga do sistema:** Sendo um dos objetivos minimizar o desvio padrão do portfólio, há a premissa implícita de que a produção ideal do parque gerador seria invariável, constante em todos os momentos. Entretanto, o correto é buscar que haja mais geração nos momentos de maior demanda e aceitar menos geração nos momentos de menor demanda. Para isso, será incorporada a demanda do sistema como se fosse um gerador adicional com saída negativa e algumas propriedades especiais.
3. **Usar critério de risco assimétrico:** A medida de risco usada é o desvio padrão da geração, que é uma métrica simétrica, pois é calculado considerando tanto os desvios positivos quanto os negativos. Apesar de algumas medidas operativas

serem necessárias em momentos em que há excesso de geração, a falta de geração é muito mais prejudicial para o sistema elétrico do que o excesso. Dessa forma, o uso de uma métrica de risco que penalize apenas os desvios negativos é uma inovação benéfica.

Já no campo da inclusão de novas fontes e tecnologias no modelo, as inclusões propostas são as seguintes.

4. **Usinas termelétricas:** Nesta categoria, encontram-se usinas cuja geração é definida de acordo com a necessidade do sistema. Podem ter um custo operativo variável associado. Podem ser termelétricas com fonte primária renovável ou fósil, com ou sem precificação das emissões de carbono.
5. **Sistemas de armazenamento:** Neste caso, a energia a ser disponibilizada tem que ter sido armazenada anteriormente, o que limita a operação em certos momentos. Podem ser baterias, usinas hidrelétricas reversíveis (UHR), sistemas de ar comprimido, sistemas de calor latente, entre outros.

Esta tese está estruturada com os seguintes capítulos além desta introdução. O Capítulo 2 apresenta uma revisão bibliográfica sobre risco e o uso de fronteiras eficientes no setor energético. Também introduz o conceito de diversificação e as métricas usadas para medi-la. O Capítulo 3 traz a apresentação metodológica das melhorias propostas nesta Tese e os dados de entradas usados no estudo de caso. No Capítulo 4, encontram-se os resultados decorrentes de cada melhoria apresentada no capítulo anterior. Por fim, o Capítulo 5 traz as discussões dos resultados e as conclusões da Tese.

2 Mitigação de riscos e diversificação no setor elétrico

2.1 Teoria Moderna do Portfólio

A Teoria Moderna do Portfólio⁴ foi desenvolvida por Harry Markowitz (1952) com o intuito selecionar uma carteira diversificada de ativos financeiros de modo a atender os principais objetivos do investidor, a saber: maximizar o retorno e minimizar o risco. No artigo em que apresenta esta metodologia, Markowitz critica a ideia de que o investidor deve buscar apenas a maximização do retorno, pois se fosse esse o único objetivo, nunca uma carteira diversificada seria preferível a uma composta por apenas um ativo. Por outro lado, para ter uma boa carteira de investimentos não basta selecionar diferentes ativos de forma aleatória. Sobre isso, ele afirma:

Not only does the E-V⁵ hypothesis imply diversification, it implies the “right kind” of diversification for the “right reason.” The adequacy of diversification is not thought by investors to depend solely on the number of different securities held. A portfolio with sixty different railway securities, for example, would not be as well diversified as the same size portfolio with some railroad, some public utility, mining, various sort of manufacturing, etc. The reason is that it is generally more likely for firms within the same industry to do poorly at the same time than for firms in dissimilar industries.⁶ (MARKOWITZ, 1952, p. 89)

⁴ Em inglês, *Modern Portfolio Theory* (MPT), algumas vezes também chamada *mean-variance analysis* ou *Mean-Variance Portfolio* (MVP).

⁵ O autor utiliza o termo **E-V** para representar a preferência por maiores retornos esperados (*expected returns – E*) e menor variância dos retornos (*variance of returns – V*).

⁶ A hipótese E-V não apenas implica em diversificação, mas também no “tipo certo” de diversificação pela “razão certa”. A adequação da diversificação não é considerada pelos investidores como dependente apenas do número de títulos diferentes detidos. Uma carteira com sessenta títulos ferroviários diferentes, por exemplo, não seria tão diversificada quanto uma carteira do mesmo tamanho com alguma ferrovia, algum serviço público, mineração, vários tipos de manufatura, etc. A razão é que geralmente é mais provável que as empresas dentro do mesmo setor tenham um desempenho ruim no mesmo momento do que as empresas de setores diferentes.

Assim, a ideia principal dessa metodologia é a seleção de ativos que sejam pouco correlacionados entre si ou que tenham correlação negativa, pois, dessa forma, há uma alta probabilidade de que quando um deles tiver um desempenho ruim o desempenho do outro seja melhor. Como no exemplo acima, indústrias de um mesmo setor tendem a ter retornos semelhantes e, portanto, alta correlação, de modo que a mitigação do risco é reduzida. Assim, uma carteira composta por várias usinas do mesmo setor, em geral, não é considerada bem diversificada⁷. Por outro lado, escolhendo bem os ativos, é possível montar uma carteira com redução dos riscos, sem redução significativa do retorno esperado.

A metodologia de Markowitz pode ser descrita da seguinte forma. Seja r_i uma variável aleatória que representa o retorno do ativo i , $R_i = E(r_i)$ é seu valor esperado, $\sigma_i^2 = \sigma_{ii} = \text{var}(r_i)$ é a variância dos retornos (portanto, σ_i é o desvio padrão dos retornos de i) e $\sigma_{ij} = \text{cov}(r_i, r_j)$ é a covariância entre os retornos dos ativos i e j . A covariância também pode ser representada pelo coeficiente de correlação de Pearson ρ_{ij} , sendo $\sigma_{ij} = \sigma_i \sigma_j \rho_{ij}$. Deseja-se encontrar os portfólios que sejam ótimos em relação a dois objetivos diferentes: maior retorno e menor risco⁸. Portanto, diferentemente dos problemas de otimização com apenas um objetivo, não há só uma solução ótima, mas um conjunto de soluções ótimas. Essas soluções são ótimas no sentido de que não há outra solução que seja melhor nos dois objetivos simultaneamente, embora possam existir soluções melhores em apenas um dos objetivos. Esse conjunto de soluções ótimas é usualmente chamado **fronteira eficiente**, pois os portfólios que estão fora da fronteira são piores em um ou nos dois aspectos sendo, portanto, ineficientes. Para fazer parte da fronteira eficiente, um portfólio deve ter a menor variância entre todos que tenham o mesmo valor de retorno esperado ou, equivalentemente, ter o maior retorno esperado entre os portfólios que tenham a mesma variância.

O retorno esperado de uma carteira composta por diversos ativos (R_p) é igual à média ponderada do retorno de cada ativo (equação (1), onde X_i é a participação relativa do ativo i no portfólio). Já a variância da carteira (σ_p^2), dada pela equação (2),

⁷ Conforme será discutido adiante, na Seção 2.4, a baixa diversificação é devida à baixa disparidade entre os ativos.

⁸ Entende-se, neste caso, a variância dos retornos é usada como a medida do risco.

tem uma parcela que é tanto maior quanto maior for a variância e o peso de cada ativo e outra parcela que se reduz com a diminuição da correlação entre os ativos. Dado que ρ_{ij} nunca é maior do que 1, a variância de qualquer portfólio é sempre menor ou igual à variância do ativo de maior risco. Dessa relação que vem a vantagem da diversificação, que se torna mais acentuada ao se combinar ativos que tenham baixa correlação.

Por definição, a soma das proporções alocadas para cada ativo tem que ser igual a 1 (equação (3)). A inequação (4) limita a participação de cada ativo a ter apenas valores positivos. Dependendo do objetivo desejado, valores negativos de X_i poderiam ser usados e representariam posições vendidas (*short*), ou seja, operações em que se lucra com a queda no preço dos ativos. No entanto, para os objetivos desta Tese, essa opção não é relevante e não será considerada. A inequação (5) limita a participação de cada ativo a um valor máximo \bar{X}_i e um valor mínimo \underline{X}_i . O problema de otimização é, portanto, maximizar R_p e minimizar σ_p^2 , sujeito às restrições dadas pela equação (3) e pelas inequações (4) e (5).

$$R_p(X_i) = \sum_{i=1}^N X_i R_i \quad (1)$$

$$\sigma_p^2(X_i) = \sum_{x=1}^N \sum_{j=1}^N X_i X_j \sigma_{ij} = \sum_{i=1}^N X_i^2 \sigma_i^2 + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N X_i X_j \sigma_i \sigma_j \rho_{ij} \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^N X_i = 1 \quad (3)$$

$$X_i \geq 0 \quad \forall i \quad (4)$$

$$\underline{X}_i \leq X_i \leq \bar{X}_i \quad \forall i \quad (5)$$

Onde, $R_p(X_i)$ é o retorno do portfólio, X_i é a participação relativa do ativo i no portfólio, N é o número total de ativos. Observa-se que o resultado obtido é dependente dos valores de R_i , σ_i e σ_{ij} usados como dado de entrada. Dessa forma, elaborar uma estimativa adequada desses valores é uma etapa importante no processo de definição da fronteira eficiente. Markowitz (1952) ressalta que esses parâmetros devem ser estimados pelo investidor de acordo com dados estatísticos e o julgamento do investidor. Segundo ele, esse processo constitui a primeira etapa do processo de seleção do portfólio e a metodologia para encontrar as fronteiras eficientes correspondem à segunda etapa desse processo. Na prática, usualmente a primeira etapa, ou seja, a

definição desses parâmetros é feita simplesmente a partir do histórico de retornos de cada ativo.

2.2 Métodos de solução da MPT

Para obter a solução desse problema, Markowitz desenvolveu um método chamado *Critical Line Algorithm* (CLA) ou *Critical Line Method* (CLM). No mesmo artigo em que descreve o problema (MARKOWITZ, 1952), ele apresentou esse método usando um caso com apenas três ativos, de forma a ser possível visualizar graficamente os passos necessários para a descoberta da fronteira eficiente. Posteriormente, ele desenvolveu uma formulação formal da metodologia, válida para qualquer quantidade de ativos (MARKOWITZ, 1956). Esse método é específico para problemas de programação quadrática com restrições lineares, incluindo as restrições que limitam a quantidade máxima e mínima de cada ativo no portfólio. Baseia-se no conceito de *turning points*, que são os pontos na fronteira eficiente a partir do qual a participação de um ou mais ativos passa ser limitada (ou deixa de ser limitada) por alguma restrição como as definidas na inequação (5) (NIEDERMAYER, NIEDERMAYER, 2007). Todos os portfólios localizados no segmento entre dois *turning points* consecutivos podem ser obtidos a partir da ponderação entre os portfólios localizados nos *turning points* que limitam esse segmento (SHARPE, 2020, THOMAIDIS, SANTOS-ALAMILLOS, *et al.*, 2016). Essa é a grande vantagem desse método de solução, pois basta encontrar os *turning points* para que se obtenha toda a fronteira eficiente.

Além do método CLA, outra forma de resolver o problema é através do uso de *solvers* que usam métodos de otimização como simplex ou pontos interiores. Entretanto, diferentemente da formulação tradicional de problemas de otimização, neste tipo de formulação há dois objetivos a serem otimizados. Dessa forma, algumas adaptações devem ser efetuadas para encontrar a fronteira eficiente usando os *solvers*.

Existem duas formas principais de resolver um problema com dois objetivos. A primeira é — através do uso de uma restrição adicional — limitar o valor de um dos parâmetros, através de uma restrição, enquanto o outro parâmetro se torna a função objetivo. Resolvendo esse problema, encontra-se apenas um ponto da fronteira eficiente. O processo é, então, repetido usando diferentes valores para o lado direito da restrição, obtendo-se, assim, um conjunto de soluções ótimas do problema. Esta formulação é

mostrada abaixo, sendo que as outras restrições do problema foram omitidas para simplificar a visualização.

$$\begin{array}{l} \text{maximizar} \\ X_i \end{array} \quad R_p(X_i) = \sum_{i=1}^N X_i R_i \quad (6)$$

$$\text{sujeito a} \quad \sum_{x=1}^N \sum_{j=1}^N X_i X_j \sigma_{ij} \leq \sigma_p^2 \quad (7)$$

Onde σ_p^2 é a máxima variância dos retornos aceitável a cada iteração. Neste caso, o retorno é maximizado e a variância é modelada como uma restrição, mas o processo também pode ser executado de forma inversa, onde a variância é minimizada enquanto o retorno mínimo do portfólio é representado como uma restrição.

Observa-se que, se o valor de σ_p^2 usado for abaixo da variância do portfólio com menor risco possível, o problema de otimização será inviável. Similarmente, se σ_p^2 for maior do que a variância do portfólio de máximo retorno, o resultado obtido será igual ao portfólio de máximo retorno. Em ambos os casos, a iteração da resolução da otimização terá sido inútil, pois não se agrega informação para a construção da fronteira eficiente. Para evitar esse problema, pode-se primeiro executar a maximização de $R_p(X_i)$ sem restrição de variância e a minimização da variância de modo a se obter os valores máximos e mínimos de σ_p^2 . Apenas após essa etapa, inicia-se o processo iterativo descrito acima.

A outra forma de formular o problema é através de uma variável auxiliar λ , que define o peso do segundo objetivo otimizado. O exemplo do problema equivalente ao mostrado nas fórmulas (6) e (7) é mostrado na nova função objetivo (8) a seguir, em que λ representa o parâmetro de aversão ao risco e varia de 0 a um valor muito elevado ao longo das iterações.

$$\begin{array}{l} \text{maximizar} \\ X_i \end{array} \quad R_p(X_i) = \sum_{i=1}^N X_i R_i - \lambda \sum_{x=1}^N \sum_{j=1}^N X_i X_j \sigma_{ij} \quad (8)$$

Em qualquer dessas duas formas, a obtenção da fronteira eficiente consiste em resolver iterativamente vários problemas de otimização, em que a única diferença entre os problemas é o valor de um único parâmetro. Com isso, qualquer ponto da fronteira eficiente cujo valor exato não foi calculado ao longo desses passos pode ser estimado

através da interpolação dos pontos calculados mais próximos. A precisão dessa estimativa depende da proximidade dos pontos intermediários. Neste caso, há que se encontrar um equilíbrio entre a qualidade da solução — que requer mais iterações — e o esforço computacional aceitável. Ao se constatar esse problema, torna-se clara uma das vantagens do método CLA, em que todos os pontos exatos da fronteira eficiente fazem parte da solução. Apesar disso, nas análises efetuadas nesta Tese, o método usado para encontrar as fronteiras eficientes não foi o CLA, mas o que se maximiza o retorno a cada valor limite da variância (conforme fórmulas (6) e (7)). O motivo para essa escolha foi que o CLA é um método criado para as características da formulação clássica do problema e as mudanças a serem testadas e propostas aqui podem não ser adequadas de serem resolvidas por esse método. Além disso, a desvantagem de não ter os valores exatos em toda a fronteira não é relevante neste caso, em que estamos interessados no impacto geral na composição dos portfólios, não em definir um ponto específico para a tomada de decisão.

2.3 Fronteiras eficientes no setor elétrico

Na formulação original da teoria de fronteira eficiente de Markowitz (1952), desenvolvida para o setor financeiro, o risco é interpretado como o nível de variação do retorno do ativo e é usualmente estimado a partir da variância do histórico de retornos. Já no caso do setor elétrico, o conceito de risco pode ter diferentes interpretações, de acordo com o foco do estudo.

Segundo deLlano-Paz *et al.* (2017), os estudos que aplicam essa metodologia no setor elétrico consideram um destes dois tipos de risco: o risco em termos **econômicos** e o risco em **produção de energia**. Cada uma dessas categorias será explicada com mais detalhes a seguir.

2.3.1 Risco econômico

No caso de risco econômico, avalia-se a solução de menor custo esperado (ou de maior retorno) juntamente com o risco de o custo (ou retorno) do portfólio diferir do valor esperado. É possível dividir os estudos desta categoria em quatro subcategorias, de acordo com que parâmetro é usado como o fator equivalente ao “retorno” na formulação

original. Essas subcategorias são: **retorno equivalente ao inverso do custo**⁹; **retorno dado pelo valor presente líquido (VPL) e/ou pela taxa interna de retorno (TIR) do projeto**; **retorno a partir dos preços e custos de geração**; e o uso direto do **custo da fonte** em vez do retorno¹⁰ (DELLANO-PAZ, CALVO-SILVOSA, *et al.*, 2017).

Verifica-se, portanto, que no setor elétrico a metodologia de fronteiras eficientes foi utilizada inicialmente para avaliar o risco de o custo de cada tecnologia variar, ao longo da vida útil das usinas, em relação ao valor inicialmente estimado. Esse é um risco bastante comum em tecnologias dependentes de combustíveis fósseis, causada pela volatilidade de seus preços.

O primeiro estudo com essa metodologia aplicada ao setor elétrico é creditado a Bar-Lev e Katz (1976), na década de 1970. Os autores analisaram, para diferentes regiões dos Estados Unidos, quais combinações dos combustíveis carvão, gás natural e derivados de petróleo atingiriam o objetivo duplo de minimizar o custo esperado e seu risco. Observa-se que esse interesse em estudar os riscos relativos ao custo de geração coincide com a época em que houve o choque no fornecimento de petróleo, com elevado aumento dos preços dos derivados. Os autores também compararam, para cada região analisada, os parques geradores existentes com as fronteiras eficientes encontradas. Eles observaram que os agentes preferiam os portfólios de geração situados próximos à região da fronteira com menores custos esperados e, portanto, com maiores riscos. Isso indicaria uma tendência de indiferença ao risco por parte dos agentes.

De certa forma, essa tendência de indiferença ao risco dos agentes de geração ainda era observada no início deste século, pois mesmo com a diminuição dos custos de fontes renováveis como eólicas e fotovoltaicas, as avaliações econômico-financeiras tradicionais ainda favoreciam as fontes fósseis. De acordo com Awerbuch (2000), essas avaliações foram criadas e eram úteis em um contexto diferente, em que as opções de expansão tinham características, riscos e estrutura de custos parecidos entre si e não são mais adequadas para as novas tecnologias renováveis. Ou seja, tratavam-se de usinas de grande porte com custo de operação elevado em relação ao custo de investimento e

⁹ Assim, o retorno é dado em kWh/\$ ou MWh/\$. Ou seja, quanto de energia se obtém para cada unidade monetária gasta.

¹⁰ Neste caso, é a fronteira eficiente é definida em termos de custo e risco em vez de retorno e risco.

preço de combustível sujeito a variações ao longo de sua vida útil. Segundo o autor, as fontes fósseis trazem um risco embutido e não devem ser preferidas simplesmente pelo menor preço. Fazendo uma analogia com o setor financeiro, a afirmação de que essas fontes são mais baratas equivale a dizer que um título “podre” (*junk bond*) é preferível a um título do governo apenas por ser mais barato (portanto, com maior taxa de retorno). Entretanto, um investidor experiente sabe que o maior retorno embute um maior risco e avalia isso na decisão de compra, algo que muitas vezes não acontece no setor elétrico.

No caso do setor elétrico brasileiro, essa indiferença ao risco aparece de forma mais evidente no processo de contratação de energia no ambiente regulado, nos Leilões de Energia Nova (LEN). Após a contratação, eventuais variações no preço do combustível das usinas termelétricas são repassadas para o consumidor (ANEEL, 2021, seções 8.10, 8.11) Ou seja, o consumidor regulado assume um risco ao contratar essas fontes, porém não há um mecanismo para precificá-lo no leilão, pois a sistemática de competição por preço do leilão é indiferente a uma fonte com esse risco e uma fonte que não tenha esse risco¹¹.

Nesse sentido, no grupo de análises baseadas em critérios econômicos, no qual o trabalho pioneiro de Bar-Lev e Katz (1976) também se encaixa, os riscos são referentes à variação do custo de geração. Diferentemente das fontes fósseis, que têm custos de operação altos e sujeitos a variações de preços, as fontes renováveis têm custos de operação variáveis pouco significativos. A maior parte do custo dessas fontes provém do investimento inicial que, uma vez executado, não está sujeito a alteração de valor, ou seja, a variância do custo dessas fontes é zero. Dessa forma, no critério aqui considerado, de risco de variação dos custos, as fontes renováveis são ativos de baixo risco, muitas vezes considerados até como ativos livres de risco (AWERBUCH, 2000, DELLANO-PAZ, CALVO-SILVOSA, *et al.*, 2017).

Um avanço metodológico foi a inclusão na análise de outras parcelas de custo além do custo do combustível, tais como os custos de operação e manutenção (O&M), de construção e de emissões de gases de efeito estufa (GEE). Neste caso, para efeito da formulação do problema, a variância da parcela construção representa o risco de atraso

¹¹ Como exemplo de usinas que não têm esse risco: usinas eólicas, fotovoltaicas ou usinas termelétricas com combustíveis nacionais que não estão sujeitos a variação nos custos ao longo da vida útil, como biomassa e carvão nacional.

na construção da usina, pois isso equivale a um aumento de custo (AWERBUCH, BAZILIAN, *et al.*, 2008, cap. 5). Assim, as usinas de fontes renováveis deixam de ser consideradas ativos livres de risco, pois essas outras parcelas do custo total também estão sujeitas a variações. Entretanto, a variância agregada dessas tecnologias permanece, em geral, menor do que a das usinas de fontes fósseis.

Essa menor variância nos parâmetros econômicos das fontes renováveis faz com que a participação delas nos portfólios resultantes seja bastante elevada em muitos casos. Isso leva a metodologia a ser criticada por resultar em portfólios não realistas, pois neste caso não são avaliadas as características físicas da operação. Para a aplicação real desses portfólios, possivelmente seriam necessários instrumentos extras para viabilizar a participação de fontes renováveis não controláveis em grande escala, como sistemas de armazenamento, geração média esperada maior que a demanda média e maior capacidade de transmissão para aproveitar a diversidade geográfica. Todos esses instrumentos incorrem em custos extras, o que alteraria a fronteira eficiente resultante.

Para avançar nesse sentido, Arnesano *et al.* (2012) definiram a variância da parcela referente ao custo de combustível das fontes eólica e fotovoltaica, com base no fator de capacidade e na variância da geração dessas fontes. Essa inovação metodológica é algo positivo, pois se tenta internalizar nas análises a questão da variabilidade da produção dessas fontes. Porém, não está claro se essa metodologia leva a resultados consistentes, pois conceitos diferentes — custo e geração — são tratados como se fossem equivalentes.

Outro avanço metodológico para representar melhor a participação das fontes renováveis foi feito por Delarue *et al.* (2011). A metodologia proposta pelos autores é chamada de “*integrated portfolio*” e consiste em incorporar ao problema de otimização a operação do sistema no curto prazo, de modo a garantir que as usinas controláveis atendam à demanda em todas as horas. Os autores demonstraram que essa formulação é matematicamente equivalente à formulação padrão. Com essa nova formulação, a fonte eólica é incorporada como abatimento de carga, sendo sua penetração limitada pela capacidade de operação das termelétricas, pelas suas restrições de variação de produção (rampa) e pelos custos. Devido ao elevado custo computacional, esse modelo foi executado considerando apenas um período representativo do horizonte de estudo, de

apenas sete semanas (1176 horas), em vez de um ano inteiro. Com essas restrições, foi definida a fronteira eficiente considerando os riscos no custo das fontes. Segundo os autores, esta abordagem confirma que a participação de eólicas no portfólio diminui o risco do sistema. Entretanto, sua participação na fronteira eficiente é consideravelmente menor do que a encontrada em outros estudos que consideram apenas a relação de risco-retorno econômico, sem as restrições operativas. Essa é uma conclusão importante do estudo, porém ressalta-se que não foi considerada a diversidade geográfica das usinas eólicas, sendo usada apenas uma série representativa da fonte. Possivelmente, a participação de eólicas seria um pouco maior caso tivessem sido consideradas outras regiões.

Em uma análise mais específica à situação do Brasil, Pinheiro Neto *et al.* (2017) realizaram uma avaliação do ponto de vista do empreendedor. Primeiramente, foram geradas séries sintéticas para parâmetros como velocidade de vento, irradiação solar, temperatura ambiente e vazão. A partir das séries desses dados primários, foi estimada a geração por mês de cada usina e o seu fluxo de caixa, em cada cenário, considerando as características específicas do modelo regulatório brasileiro, tal como o MRE (Mecanismo de Realocação de Energia). Por fim, com as distribuições dos dados de VPL (Valor Presente Líquido) estimados para cada fonte, calcula-se a fronteira eficiente entre as três fontes analisadas no estudo (hidroelétrica, eólica e fotovoltaica).

2.3.2 Risco por geração de energia

Os estudos enquadrados na segunda categoria definida por deLlano-Paz *et al.* (2017) são os que analisam o risco em relação à geração de eletricidade. Ou seja, em vez de se avaliar o risco econômico — seja em termos de custo ou de retorno esperado — avalia-se o risco de variação da geração de eletricidade. A variabilidade da geração é um tema relevante em relação às usinas renováveis não controláveis como eólicas e fotovoltaicas. A aplicação desta metodologia permite quantificar a redução na variabilidade que se obtém ao diversificar geograficamente os geradores renováveis, além de obter a composição ideal do portfólio para atingir esse objetivo.

Quantitativamente, são encontrados menos estudos realizados com essa metodologia em comparação com os estudos enquadrados na categoria de critérios econômicos. Além disso, em comparação com a primeira categoria, apenas mais

recentemente essa metodologia foi introduzida, sendo os primeiros estudos do começo deste século, coincidindo com o período em que houve queda nos preços e aumento da penetração das fontes eólica e fotovoltaica.

Grande parte dos estudos deste tipo, principalmente os pioneiros, conduz uma análise restrita apenas aos parques eólicos, de forma a obter a melhor combinação em termos de máxima geração esperada dada uma determinada variabilidade (CHUPP, HICKEY, *et al.*, 2012, HANSEN, 2005, ROMBAUTS, DELARUE, *et al.*, 2011, ROQUES, HIROUX, *et al.*, 2010). Como precursores dessa metodologia, buscando analisar a complementariedade da fonte eólica em diversas regiões ainda sem usar as fronteiras eficientes, destacam-se os trabalhos de Kahn (1979) e de Dunlop (2004).

O primeiro autor analisou os dados de vento do estado da Califórnia, nos Estados Unidos, para avaliar a confiabilidade, baseada no crédito de capacidade, dos geradores eólicos. Já Dunlop considerou o efeito da diversificação de parques eólicos para a mitigação do risco no fluxo de caixa dos geradores. Neste caso, o autor estimou o risco não-diversificável (conhecido como parâmetro beta) de cada usina em relação a um índice de usinas na Europa e nos Estados Unidos. O autor ressalta que considerar os valores passados de geração eólica para estimar o desempenho futuro é uma premissa coerente. Diferentemente do caso de ativos financeiros em que desempenho passado não é um indicador do desempenho futuro, no caso de eólicas, há um padrão sazonal que ocorre sempre. Portanto, o autor sustenta que o desempenho passado das usinas eólicas é um indicador do desempenho futuro. Em relação ao estudo de caso, ele concluiu que, considerando apenas as usinas do norte europeu, a diversificação não é vantajosa no sentido de diminuir os riscos, pois o regime de ventos é muito semelhante nessa região. Porém, ao se considerar também as usinas do sul da Europa e dos EUA, os benefícios da diversificação se tornam mais evidentes, de modo que para um investidor seria possível ter um fluxo de caixa trimestral mais estável possuindo usinas nessas três regiões do que concentradas em apenas uma região.

Drake e Hubacek (2007) aplicaram a metodologia diretamente em estudo de caso no Reino Unido, no qual eles obtiveram a fronteira eficiente considerando quatro diferentes localidades de geração eólica em diferentes partes do país. A fronteira foi obtida ao encontrar o menor desvio padrão possível para cada nível de geração anual

média, considerando sempre a capacidade instalada total de 2.700 MW. O uso desse valor específico foi parcialmente justificado por se tratar da capacidade necessária para atender, com a melhor localidade dentre as quatro opções, 1,75% da demanda do Reino Unido em 2005. Não foi explicado o motivo de se preferir escolher as alternativas mais diversificadas usando como referência capacidade instalada, em vez da expectativa de geração média. Como esse é um dos trabalhos pioneiros a usar esta metodologia, possivelmente teve grande influência no uso da premissa de capacidade instalada fixa nos trabalhos subsequentes. Os autores também analisaram o impacto do aumento nas perdas no sistema de transmissão, devido à maior presença de geração em localidades mais afastadas dos centros de carga nos sistemas mais diversificados e concluíram que essa redução não é significativa.

Pouco antes, Hansen (2005) fez uma análise semelhante para três localidades com bom potencial eólico no estado da Carolina do Norte, nos Estados Unidos. Seu foco era na análise do crédito de capacidade das usinas eólicas, ou seja, na confiabilidade em potência assegurada dessas usinas. Por isso, a definição das fronteiras eficientes foi feita de forma restrita a dois períodos do ano que usualmente apresentam maior demanda.

O trabalho de Roques *et al.* (2010) usa essa metodologia para determinar a matriz de usinas eólicas na Europa. Os autores utilizaram duas formulações distintas: maximização do fator de capacidade e maximização da produção durante o horário de ponta¹². Em relação ao risco, destaca-se o fato de ter sido considerada a variância da diferença horária de geração ($G_t - G_{t-1}$, onde G_t é a geração na hora t) e não a variância da geração em si. Três cenários foram considerados para este estudo: irrestrito, com limites na capacidade instalada por país e com limites na capacidade de transmissão. A limitação na capacidade de transmissão foi representada indiretamente como um limite adicional de capacidade instalada por país. Posteriormente, o estudo desenvolvido por Rombauts *et al.* (2011) aprimorou o trabalho de Roques *et al.* (2010), criando uma metodologia para adicionar explicitamente os limites de transmissão nesse tipo de análise.

¹² Equivale a um portfólio ótimo do ponto de vista do conceito de crédito de capacidade.

Na mesma época, Degeilh e Singh (2011) se basearam no trabalho de Drake e Hubacek (2007) ao apresentar algumas inovações, como um método de resolução do problema de otimização através de multiplicadores de Lagrange. Outra inovação do artigo é propor usar a demanda do sistema analisado de modo a minimizar a variância da diferença entre a geração do portfólio e a demanda, em vez de usar apenas a variância da geração. Apesar de propor essa inovação, os autores consideraram o seu efeito insignificante e não incluíram essa alternativa no estudo de caso apresentado. Segundo eles, o efeito seria insignificante por dois motivos: 1) o peso relativo da demanda foi definido como igual a uma das quarenta turbinas eólicas que cada portfólio teria no total, ou seja, equivaleria a 2,43 % (1/41) do portfólio; e 2) os perfis de geração das localidades na base de dados usada tinham correlação próxima a zero com a curva de demanda do estudo. O primeiro motivo pode ser corrigido ao se determinar um peso relativo apropriado para a demanda, dado que não há justificativa para considerar um valor tão baixo. O segundo motivo é específico dos dados de vento usados pelos autores e da demanda considerada, que no caso foi uma curva de carga teórica criada para ser usada em testes (GRIGG, WONG, *et al.*, 1999), não representando, portanto, nenhuma demanda real. Assim, entende-se que a incorporação da curva de carga na metodologia não foi devidamente analisada nesse trabalho e que essa é uma inovação metodológica que pode melhorar a qualidade da solução. Sendo assim, na Seção 3.2, será apresentada uma proposta de incorporar a curva de demanda no problema de otimização.

Outros estudos foram realizados, com diferentes enfoques em relação à região geográfica analisada e às tecnologias empregadas. Como exemplo, pode-se citar estudos só com eólicas no estado de Illinois, nos EUA (CHUPP, HICKEY, *et al.*, 2012), com eólicas e heliotérmicas¹³ no sul da península ibérica (THOMAIDIS, SANTOS-ALAMILLOS, *et al.*, 2016), considerando a repotenciação de usinas eólicas na Espanha (SANTOS-ALAMILLOS, THOMAIDIS, *et al.*, 2017), com eólicas e fotovoltaicas na Itália (SCALA, FACCHINI, *et al.*, 2019), nos Estados Unidos (SHAHRIARI, BLUMSACK, 2018) e na China (HU, HARMSEN, *et al.*, 2019) e com eólicas, fotovoltaicas e pequenas hidrelétricas em Portugal (CUNHA, FERREIRA, 2015).

Nesse último caso, Cunha e Ferreira (2015) determinaram a fronteira eficiente considerando um sistema composto por eólicas, fotovoltaicas e hidrelétricas de pequeno

¹³ Também chamadas de CSP (*Concentrating Solar Power*).

porte. Os autores usaram um histórico de dados de geração de fontes renováveis de quase quatro anos medidos a cada 15 minutos em Portugal e aplicaram duas metodologias distintas: a primeira para maximizar a geração esperada — mesmo método usado nos outros estudos — e a segunda para minimizar o custo. Em geral, os trabalhos anteriores não consideram os custos, o que é muitas vezes justificado por usar apenas uma tecnologia, assim a suposição de que todas têm o mesmo custo por capacidade é uma simplificação aceitável. Como neste caso três tecnologias diferentes são comparadas, a consideração dos custos é um aprimoramento adequado. Entretanto, a forma com que essa segunda metodologia foi formulada, com minimização do custo do portfólio mantendo capacidade instalada total fixa, faz com que sejam preferidas as usinas com menor custo por potência ($\$/kW$) em vez das que tenham menor custo por energia ($\$/MWh$). Com isso, os resultados obtidos entre as duas metodologias são completamente distintos e, até mesmo, incomparáveis, pois, no primeiro caso, maximiza-se o fator de capacidade e, no segundo caso, minimiza-se o custo de instalação, independentemente do fator de capacidade médio da usina. Com isso em vista, nesta Tese, de modo a incorporar o custo na metodologia sem incorrer no problema exposto aqui, propõe-se uma nova formulação, detalhada na Seção 3.1. Por fim, ressalta-se que os autores propuseram como um dos trabalhos futuros a consideração da relação da demanda com a geração do portfólio, outro aprimoramento que será desenvolvido aqui.

Com o objetivo de comparar como os portfólios obtidos pela metodologia MVP (*Mean-Variance Portfolio*) impactam o sistema elétrico real, Novacheck e Johnson (2017) simularam os portfólios da fronteira eficiente calculada para uma região dos Estados Unidos usando o *software* Plexos — um modelo de despacho de curto prazo que representa em detalhes as restrições operativas. A fronteira eficiente foi definida considerando a minimização da variância da variação entre períodos do nível de geração, mesma metodologia aplicada por Roques *et al.* (2010) e Rombauts *et al.* (2011). A maior inovação em relação aos outros trabalhos foi usar a geração esperada média como parâmetro fixo em vez da capacidade instalada. As justificativas para essa alteração são a melhor representação das políticas de incentivo a energias renováveis — que estabelecem metas de percentual de energia anual proveniente de fonte renovável — e a maior facilidade de comparação dos resultados entre os diferentes portfólios ao

usar o modelo Plexos. Em relação à análise do desempenho desses portfólios nas simulações no Plexos, os autores concluíram que as restrições de transmissão causam um aumento significativo na energia que não pode ser aproveitada (*curtailments*) por falta de consumo ou de capacidade de transmissão, principalmente nos portfólios menos diversificados, pois eles concentram muita geração, dificultando o escoamento da energia para a carga.

Shahriari e Blumsack (2018) analisaram o impacto do uso de diferentes escalas temporais e espaciais sobre as fronteiras eficientes resultantes. Para isso, eles analisaram as fronteiras para diferentes regiões dos Estados Unidos e também para o conjunto dessas regiões agregadas. Também usaram diferentes escalas de tempo do maior intervalo — mensal — até o menor intervalo — a cada dez minutos —, passando por frequência semanal, diária e horária. No aspecto espacial, os autores observaram que a expansão da área considerada tende a diminuir o risco e aumentar o retorno (fator de capacidade esperado) dos portfólios resultantes. Já na questão temporal, o uso de menores intervalos de tempo aumenta a variância dos portfólios, além de fazer com que a participação da fonte solar diminua, principalmente ao passar do intervalo diário para o intervalo horário. Nesse mesmo estudo, foi feita uma análise da disponibilidade de geração dos portfólios da fronteira eficiente em comparação com a disponibilidade de geração das usinas consideradas individualmente. Observa-se um aumento na disponibilidade, com tendência a aumentar mais nos portfólios com menor variância, embora os portfólios com maior disponibilidade não sejam necessariamente os com menor variância.

Um estudo de caso bastante completo com o uso de MPT na China pode ser encontrado em Hu *et al.* (2019). Usando dados de reanálise, os autores dividiram o território da China em 7.938 células e elaboraram uma série temporal de geração de cada uma dessas células para cada tecnologia considerada para um período de 16 anos, excluindo as de baixo potencial. Foram consideradas as tecnologias eólica (*on-shore* e *off-shore*) e fotovoltaica (centralizada e distribuída). Com esses dados foram encontradas as fronteiras eficientes considerando cenários apenas de fotovoltaica, apenas de eólica e combinações de ambas as fontes, com e sem restrições de participação relativa de cada fonte. Além desses resultados principais, em que foram mapeadas as regiões chinesas mais importantes para a composição dos portfólios

ótimos, foram feitas várias análises após o processo de otimização, como a participação por fonte a cada nível de variância, o custo nivelado (LCOE) dos portfólios da fronteira e a disponibilidade esperada a 100% (mínimo valor esperado) e 90% de risco.

Em relação à disponibilidade, os autores verificaram que os portfólios com menor variância não são os que possuem maior fator de capacidade aos níveis de 100% e 90% de disponibilidade¹⁴. Esse resultado é semelhante ao que Shahriari e Blumsack (2018) encontraram, o que mostra que a otimização apenas baseada na variância como estimativa do risco pode não ser adequada para encontrar os portfólios capazes de ter mais disponibilidade de geração. Além disso, a análise de ambos os estudos foi realizada considerando apenas os portfólios que compõem a fronteira eficiente definida pelos critérios de fator de capacidade e desvio padrão, porém é possível que um portfólio que não faça parte dessa fronteira seja ainda melhor no critério de disponibilidade de geração. Com isso em vista, a inclusão da metodologia descrita na Seção 3.3 visa incorporar esse critério à metodologia.

Observa-se que os trabalhos que utilizam MPT baseada em critérios econômicos ou falham em considerar os limites de inclusão das fontes renováveis, ou apresentam uma metodologia muito intensa computacionalmente, semelhante a um problema de otimização da operação de curto prazo. Por outro lado, os trabalhos que se baseiam no critério de produção de energia são, em geral, menos abrangentes em termos de tipos de fontes consideradas na análise. Isso porque, se a produção de uma usina é controlável, a princípio não há como definir a variância e a correlação com outras fontes de sua produção. Entretanto, novas metodologias podem ser desenvolvidas para contornar esse problema.

2.4 Diversificação

Independentemente da formulação usada, sejam os estudos baseados na categoria de critérios econômicos ou na categoria de geração de energia, a metodologia da Teoria Moderna do Portfólio está intrinsecamente ligada ao conceito de diversificação, pois usa as diferentes características dos componentes para reduzir os riscos e as incertezas do portfólio. Mesmo usinas que sejam mais caras, ou que tenham valor esperado de

¹⁴ Esses são os VaR 100% e 90% do fator de capacidade dos portfólios eficientes. Os autores chamaram de *CF-at-risk*.

geração menor, podem ser muito relevantes na composição do portfólio, fazendo com que o risco do portfólio seja menor até do que de cada componente considerado individualmente. Nesse sentido, para verificar o nível de diversificação alcançado pelos portfólios ótimos e como ele se relaciona com o nível de risco, convém aprofundar-se um pouco mais no conceito de diversidade e suas métricas, conforme será mostrado a seguir.

2.4.1 Conceitos básicos da diversificação

O conceito de que quanto mais diversificado um sistema, menor o seu risco é bastante conhecido. Essa ideia é geralmente sintetizada no dito popular: “Não se deve colocar todos os ovos na mesma cesta”. O sentido dessa frase é que ao se guardar os ovos em uma única cesta corre-se o risco de perdê-los todos no caso de algum acidente com ela, algo que seria ao menos parcialmente evitado caso o armazenamento fosse feito usando mais de uma cesta. É preciso ressaltar, porém, que a alternativa não-diversificada é, em geral, ótima em determinado aspecto, sendo a diversificação uma degradação desse aspecto com o intuito de obter uma melhora em outros. Nesse exemplo, colocar todos os ovos em uma única cesta é a forma mais simples, rápida e barata de guardar os ovos, porém é a de maior risco. Outras alternativas de armazenamento teriam menor risco, mas seriam mais caras ou trabalhosas. Ou seja, a diversificação é um compromisso (*trade-off*) entre o risco e os outros objetivos.

No entanto, a mitigação do risco quantificável não é a única vantagem da diversificação. Sistemas diversificados são mais flexíveis e resilientes em relação a progressos tecnológicos futuros e incentivam a inovação (STIRLING, 1998, 2007). Além disso, uma preocupação existente em sistemas complexos é a possibilidade de ocorrência de eventos adversos desconhecidos. De acordo com Stirling (1994), a falta de conhecimento sobre as possíveis situações futuras pode ser classificada em três categorias: **risco**, **incerteza** ou **ignorância**, dependendo do grau de informação existente. Chama-se **risco** quando não apenas se possui o conhecimento sobre a possibilidade de ocorrer um evento, mas também é possível estimar a sua probabilidade de ocorrência. Define-se como **incerteza** quando se sabe que um determinado evento é possível, mas não é possível estimar a sua probabilidade de ocorrência. Por fim, a

ignorância se refere aos eventos em que nem mesmo existe a informação sobre a sua possibilidade de ocorrência.

Ainda conforme Stirling (2007), apesar de os métodos tradicionais de redução de risco, em geral, levarem a sistemas mais diversificados, eles não consideram os eventos incertos ou ignorados. Por isso, ele propõe que a diversificação seja um fim por si só — em vez de um meio para alcançar a redução do risco — pois seria capaz de proteger contra a incerteza e a ignorância, mesmo sem ser possível estimar a probabilidade de ocorrência de eventos adversos nessas categorias. Entretanto, conforme já mostrado, diversificar tem um custo, pois se abdica de usar o componente de menor custo — ou no caso de não considerar apenas aspectos financeiros, o componente de maior função utilidade — em prol de outros componentes. Por isso, é importante mensurar tanto o grau de diversificação quanto a redução na função utilidade devido ao aumento da diversificação. Assim, ele propõe um modelo de apoio à decisão com dois objetivos: maximizar a utilidade e maximizar a diversidade, que tem como resultado diversos portfólios para cada nível de preferência entre nível de diversificação e utilidade.

Como exemplos históricos não-exaustivos de sistemas pouco diversificados no setor energético pode-se citar a crise do petróleo da década de 1970 e o racionamento de eletricidade em 2001 no Brasil. No primeiro caso, os aumentos de preço do petróleo associado à elevada dependência do petróleo na matriz energética mundial trouxe grandes impactos a vários lugares do mundo, causando choque de oferta e desequilíbrios na balança comercial de muitos países, inclusive o Brasil. Seus efeitos também atingiram o setor elétrico de vários países, principalmente nos países onde a matriz elétrica era baseada em derivados de petróleo.

No caso do racionamento de 2001 no Brasil, o setor elétrico era pouco diversificado, constituído majoritariamente por usinas hidrelétricas. Do ponto de vista econômico e estratégico, essa opção é plenamente justificável, por ser a de menor custo, baseada num recurso renovável e seus custos terem baixa correlação com os eventos geopolíticos externos. Mas, apesar desses benefícios, eleva-se o risco de ter menos energia disponível do que o esperado devido a condições climáticas inesperadas. Um período úmido com vazões afluentes baixas foi um dos motivos que levaram ao racionamento de energia nos anos 2000 e 2001. Após isso, buscou-se aumentar a

participação de outras fontes, primeiramente com termelétricas a gás e depois com eólicas e fotovoltaicas. Com isso, em outros anos com afluências bastante reduzidas não houve racionamento, embora tenha ocorrido um grande aumento nos custos de geração nos anos de 2014 e 2021.

2.4.2 As dimensões da diversificação

Como comparar diferentes sistemas e dizer qual deles é o mais diversificado? A forma mais simples de responder a essa pergunta é pela simples contabilização da quantidade de diferentes categorias existentes. De modo que quanto mais categorias houver, mais diversificado é considerado o sistema. Portanto, nesse critério, ao se considerar dois sistemas, o que for composto por mais categorias é o mais diversificado. Entretanto, logo fica claro que só essa característica não é suficiente para definir plenamente a diversidade, pois um sistema pode ter inúmeros diferentes componentes, mas concentrar a participação quase que totalmente em apenas um deles. Seria discutível atribuir a esse sistema uma maior diversificação do que um sistema com apenas três componentes igualmente distribuídos. Da mesma forma, as diferenças das características de cada categoria também são importante para definir a diversificação. Assim, existindo dois sistemas com a mesma quantidade de componentes, distribuídos da mesma forma, pode-se afirmar que o que tiver categorias mais distintas entre si é o mais diversificado.

Em resumo, fica claro que não há apenas uma característica a explicar a diversificação, pois ela depende não apenas da quantidade de componentes diferentes em um grupo, mas também da participação relativa de cada um deles e de quão diferentes esses componentes são. De acordo com Stirling (1994), essas três características são chamadas **variedade**, **equilíbrio** e **disparidade**¹⁵, respectivamente. Cada uma dessas propriedades — ou dimensões da diversidade — é necessária, mas, tomada individualmente, é insuficiente para mensurar o nível de diversificação de determinado sistema (AWERBUCH, BAZILIAN, *et al.*, 2008, cap. 1, STIRLING,

¹⁵ Em inglês: *variety*, *balance* e *disparity*. Dependendo da área de conhecimento e dos autores envolvidos, essas características podem receber diversas outras nomenclaturas. Nesta Tese, será mantida a nomenclatura usada por Stirling traduzida para o português.

1994). E, caso duas dessas propriedades sejam iguais, pode-se afirmar que o sistema que tiver a característica mais diversa na terceira propriedade é o mais diversificado.

Dessas três dimensões da diversificação, o conceito de **variedade** é o mais simples. Consiste apenas em quantificar quantas categorias de componentes distintos há no sistema. Por exemplo, quantas espécies de árvore há em uma floresta ou quantas empresas existem em um determinado setor da economia. Já o **equilíbrio** diz respeito a como é a distribuição entre essas categorias no sistema, ou seja, a proporção de cada categoria em relação ao total. Essa propriedade também pode ser chamada concentração, termo mais comum quando aplicado ao setor econômico. Por fim, a **disparidade** indica o quanto uma categoria difere de outra, ou seja, o grau de diferenciação entre as características das categorias.

Um sistema com muitos componentes diferentes, com participação igualitária entre eles, tem alta variedade e equilíbrio, mas se esses componentes forem semelhantes, a disparidade é baixa, de modo que a diversificação não pode ser considerada elevada. Da mesma forma, um sistema com componentes variados e díspares pode ter pouco equilíbrio no caso de um dos componentes concentrar quase toda a participação. Como exemplo do primeiro caso, pode-se citar um eventual sistema elétrico com participação bem distribuída entre usinas a gás natural, carvão e derivados de petróleo. Essas fontes são pouco díspares, pois as três são combustíveis fósseis, emissores de gases de efeito estufa e sujeitos a fatores parecidos na formação de seu preço. Portanto, a diversificação desse sistema é relativamente baixa. Da mesma forma, um sistema elétrico predominantemente hidrelétrico com algumas poucas usinas termelétricas, eólicas, fotovoltaicas, e geotérmicas teria um alto grau de variedade e disparidade, mas seria considerado pouco diversificado devido ao baixo equilíbrio.

Ressalta-se que as três propriedades da diversificação são interdependentes, de modo que a variedade, o equilíbrio e a disparidade serão diferentes de acordo com o critério usado para definir as categorias. Nesse sentido, no primeiro exemplo acima, em vez de classificar apenas por combustível usado, a classificação poderia ser mais detalhada. Nesse caso, a categoria de usinas a gás natural poderia ser subdividida em usinas a ciclo aberto ou a ciclo combinado; as usinas a carvão poderiam ser classificadas pelo tipo de carvão usado (lignito, antracito, hulha ou outros); e as de derivados de

petróleo pelo tipo de óleo usado (óleo Diesel ou óleo combustível). Com essa nova classificação, esse mesmo sistema teria maior variedade, mas menores índices de equilíbrio e disparidade. Com isso, fica claro que qualquer métrica para a diversidade não pode ser usada como uma medição absoluta, mas sim como comparação entre sistemas que tenham os mesmos critérios de categorização dos componentes. Os índices usados para mensurar a diversificação serão discutidos na próxima Seção.

2.4.3 Métricas de diversificação

Há diversas métricas desenvolvidas para mensurar a diversificação de um sistema. Uma das formas mais simples e comumente utilizada é o índice Herfindahl-Hirschman (HHI), também conhecido como índice de Simpson. Esse índice consiste no somatório do quadrado da participação relativa de cada componente, conforme equação (9). Portanto, o seu valor máximo possível, que indica não haver nenhuma diversificação, é 1. Já o menor valor possível corresponde ao inverso da variedade ($1/N$, onde N corresponde à quantidade de categorias) e ocorre quando todas as N categorias estão distribuídas igualmente.

$$HHI = \sum_{i=1}^N w_i^2 \quad (9)$$

Onde N é a quantidade de diferentes categorias e w_i é o peso (participação relativa) de cada categoria. Este índice mede tanto a variedade — um aumento na quantidade de categorias existentes diminui o valor do índice —, quanto o equilíbrio — quanto mais igualitária a distribuição entre as categorias, menor o seu valor. A dimensão disparidade, entretanto, não é mensurada por este índice.

Sendo o índice adimensional, no intervalo entre $1/N$ e 1, o seu valor é difícil de ser interpretado isoladamente. Além disso, valores menores indicam maior diversidade, o que é contraintuitivo. Por isso, uma forma alternativa de representação é definir um índice relacionado correspondente ao seu inverso: $D=1/HHI$. Esse índice D é chamado por diferentes nomes dependendo da área de análise, como “número efetivo de espécies” (em biologia), “número equivalente” (em economia), “número de estados associados a uma dada entropia” (na física) ou de forma mais simplificada, simplesmente “diversidade” (JOST, 2006). A diversidade (D) é sempre positiva, sendo que a diversificação é maior quanto maior for o valor do índice. Trata-se de um índice

mais intuitivo do que o *HHI*, principalmente devido à seguinte importante propriedade: em uma população com N categorias igualmente distribuídas, o valor do índice D é exatamente N . Com isso, há uma maior facilidade de interpretação dos resultados. Por exemplo, um valor de D igual a 10 significa que a diversidade da população analisada é equivalente à diversidade de uma população composta por 10 categorias igualmente distribuídas.

Hill (1973) observou que o *HHI* pode ser interpretado como uma média ponderada dos w_i , sendo o peso relativo de cada componente o próprio w_i (HILL, 1973). Ele mostrou que o índice D correspondente ao inverso de *HHI* é apenas um caso especial, de ordem 2 ($q=2$), da seguinte equação (10) generalizada para qualquer ordem. Assim, qD é chamado número de Hill de ordem q (JOST, 2006).

$${}^qD = \left(\sum_{i=1}^N w_i^q \right)^{1/(1-q)} \quad (10)$$

Onde q é a ordem do número de Hill. No caso em que $q=1$, a equação (10) não é definida, mas o seu limite quando q tende a zero é dado pela exponencial da entropia de Shannon (H), conforme as equações (11) e (12).

$$H = - \sum_{i=1}^N w_i \ln(w_i) \quad (11)$$

$${}^1D = \lim_{q \rightarrow 1} {}^qD = e^H \quad (12)$$

Os números de Hill de qualquer ordem q compartilham a mesma propriedade já apresentada para o caso de ordem 2. Isso é, para uma população de N componentes igualmente distribuídos, o valor de qD é sempre N (JOST, 2006). Observando a equação (10), constata-se que $w_i^{(q-1)}$ é o peso relativo de cada componente na definição da média ponderada dos índices $1/{}^qD$, pois w_i^q pode ser reescrito como $w_i^{(q-1)} w_i$. Portanto, no caso de populações que não sejam igualmente distribuídas, valores maiores de q tendem a dar mais peso para a participação dos componentes mais comuns, enquanto valores menores de q dão peso maior à participação dos componentes mais raros. Sendo assim, $q=1$ é o valor que não favorece nem os componentes mais comuns, nem os mais raros (JOST, 2006).

Outros casos especiais de números de Hill são quando $q=0$ — neste caso o índice equivale à variedade da população, ou seja, ${}^0D=N$ — e os extremos, quando $q=\infty$ ou $q=-\infty$. Neste caso, todo o peso estará no componente mais frequente ou no menos frequente, respectivamente. Ou seja, a diversidade passa a ser igual ao inverso da participação relativa do componente mais frequente ou menos frequente. Por esse motivo, valores de q negativos ou muito altos não têm muito sentido prático na análise de diversidade.

Conforme já citado, o índice $HHI=1/{}^2D$ é a média aritmética ponderada da participação relativa de cada componente. Analogamente, $1/{}^1D$ e $1/{}^0D$ são, respectivamente, a média geométrica e a média harmônica ponderada da participação dos componentes (HILL, 1973).

Apesar de os números de Hill serem bons indicadores da diversidade de um sistema, eles medem apenas as características variedade e equilíbrio. Ou seja, a disparidade não é medida por esse tipo de indicador. Nesse sentido, Stirling (2007) propôs um novo índice capaz de capturar as três propriedades da diversidade. A equação (13) mostra a sua formulação.

$$\Delta = \sum_{ij(i \neq j)} (d_{ij})^\alpha (w_i w_j)^\beta \quad (13)$$

Os parâmetros α e β controlam o peso relativo dos componentes da diversidade podendo ter valores entre 0 e 1. Na formulação padrão, o valor para ambos é 1. O parâmetro d_{ij} é a disparidade entre os elementos i e j . Diferentes formas podem ser usadas para medir a disparidade entre dois elementos, mas o mais comum é usar alguma medida de distância como, por exemplo, a distância euclidiana entre os elementos. De forma geral, pela análise da equação (13), observa-se que Δ é a média ponderada da disparidade (d_{ij}) entre os elementos, sendo o fator de ponderação a participação relativa de cada categoria (w_i). Como a disparidade entre o elemento i e o elemento j (d_{ij}) é igual à disparidade entre o elemento j e o elemento i (d_{ji}), Stirling (2007) usa apenas a metade da matriz de N elementos na definição desta métrica. No entanto, o uso da matriz completa traria os mesmos resultados, com a única diferença do valor resultante ser dobrado em relação a Δ .

Esse indicador tem algumas propriedades desejadas para uma métrica de diversidade, como a monotonicidade em relação a cada uma das três propriedades da diversidade. Isso significa que, mantendo-se duas dessas propriedades constantes, Δ aumentará caso ocorra o aumento da terceira propriedade. Outra característica interessante é que é possível medir apenas uma das propriedades através do ajuste dos valores dos parâmetros α e β . Tornando β igual a 0, apenas o somatório da disparidade dos elementos é calculada. Com $\alpha=0$ e $\beta=1$, o equilíbrio e variedade são medidos, de forma semelhante a índices como o HHI. Quando ambos os parâmetros são iguais a 0, mede-se apenas a variedade. Valores de α e β entre 0 e 1 podem ser usados para calibrar o peso relativo do que se deseja avaliar (STIRLING, 2007).

3 Metodologia e dados

Neste Capítulo, serão descritas as propostas de mudanças na formulação para o uso da metodologia MPT por risco de geração de energia que serão implementadas e testadas no Capítulo 4. As Seções 3.1, 3.2 e 3.3 descrevem as alterações metodológicas que alteram a formulação do problema, enquanto a Seção 3.4 descreve como inserir as tecnologias controláveis entre as candidatas aos portfólios ótimos. Na Seção 3.5, são descritos os dados de entrada usados e parâmetros escolhidos para o estudo de caso. A Seção 3.6 descreve e nomeia os cenários usados no estudo de caso. As métricas de diversificação empregadas nas análises dos resultados são apresentadas na Seção 3.7. Por fim, a Seção 3.8 traz as ferramentas usadas para a realização do estudo de caso.

3.1 Incorporação dos custos das usinas

Conforme mostrado anteriormente, na formulação predominante na aplicação da MPT na análise do risco de geração, não há informação sobre o custo de cada usina. Com isso, as usinas mais atrativas são as com maior fator de capacidade ou menor variância, independentemente de seu custo. Será apresentada abaixo uma alteração metodológica que incorpora o custo na formulação.

Primeiramente, será apresentada a formulação tradicional, mas com a alteração da representação de participação relativa da capacidade total de cada usina ($\sum P_i=1$) para capacidade instalada de cada usina (equação (16)). Dessa forma, as fórmulas (1)–(5) se tornam:

$$\begin{array}{l} \text{maximizar} \\ P_i \end{array} \quad G_P(P_i) = \sum_{i=1}^N P_i \mu_i \quad (14)$$

$$\text{sujeito a} \quad \sum_{x=1}^N \sum_{j=1}^N P_x P_j \sigma_{ij} \leq \sigma_P^2 \quad (15)$$

$$\sum_{i=1}^N P_i = P_P \quad (16)$$

$$P_i \geq 0 \quad \forall i \quad (17)$$

$$P_i \leq P_i \leq \bar{P}_i \quad \forall i \quad (18)$$

Onde P_i e μ_i são a capacidade (potência) nominal da usina i e o seu fator de capacidade esperado, respectivamente. Para facilitar a compreensão, a notação μ_i será

usada em vez de R_i , pois não se trata do retorno de um investimento. A equação (16) indica que o somatório da capacidade de todas as usinas do portfólio é igual ao valor fixo desejado P_p . Essa equação é a restrição de orçamento, equivalente à equação (3). Por fim, \underline{P}_i e \overline{P}_i são os limites inferior e superior de capacidade instalada de cada usina i .

Para incorporação dos custos das usinas no modelo, uma etapa prévia é alterar a formulação. Em vez de maximização da geração esperada mantendo-se um valor fixo de capacidade instalada, passa-se a minimizar a capacidade instalada para um valor fixo de geração esperada. Essa formulação, já usada por Novacheck e Johnson (2017), é mostrada¹⁶ abaixo e consiste basicamente em transformar a função objetivo (14) em restrição de igualdade e a restrição (16) em função objetivo.

$$\begin{array}{l} \text{minimizar} \\ P_i \end{array} P_p(P_i) = \sum_{i=1}^N P_i \quad (19)$$

$$\text{sujeito a} \quad \sum_{x=1}^N \sum_{j=1}^N P_x P_j \sigma_{ij} \leq \sigma_p^2 \quad (20)$$

$$\sum_{i=1}^N P_i \mu_i = K \quad (21)$$

Onde K é o valor esperado de geração dos portfólios. Observa-se que essa formulação é bastante semelhante à formulação anterior. Em ambos os casos, de forma indireta, maximiza-se o fator de capacidade do portfólio, pois ele é definido pela seguinte equação:

$$\mu_p = \frac{G_p}{P_p} \quad (22)$$

G_p e P_p são a geração esperada e a capacidade instalada do portfólio, respectivamente. Assim, a formulação original maximiza o fator de capacidade ao maximizar o numerador dado um denominador constante (ver equação (14)). A nova formulação o faz através da minimização do denominador para um numerador constante (ver equação (19)).

¹⁶ As restrições (17) e (18) serão omitidas a partir daqui, para simplificação, mas estão sempre presentes nas formulações.

Apesar da semelhança, as fronteiras eficientes obtidas a partir da otimização dessas duas formulações não são necessariamente iguais. O motivo para isso é que as variâncias calculadas nas duas formulações — nas fórmulas (15) e (20) — referem-se a diferentes parâmetros fixos. Por esse motivo, em alguns casos a variância considerada ótima na formulação tradicional pode não ser ótima na nova formulação. Isso pode ocorrer nos pontos da fronteira eficiente da formulação tradicional com variância baixa. Mais especificamente, isso ocorre quando o desvio padrão do portfólio é menor do que o desvio padrão do portfólio da fronteira com o maior índice de Sharpe. O índice de Sharpe é a razão entre o retorno e o risco, ou seja, neste caso entre o FC e o desvio padrão (μ/σ) (SHAHRIARI, BLUMSACK, 2018) e, graficamente, é a inclinação da linha conectando a origem do gráfico ao ponto que representa um dado portfólio. Essa relação é, em alguns estudos, referenciada de forma inversa (σ/μ) e chamada de coeficiente de variação (CV) (HU, HARMSEN, *et al.*, 2019, THOMAIDIS, SANTOS-ALAMILLOS, *et al.*, 2016).

Nos pontos em que o desvio padrão é menor do que o desvio padrão do portfólio com o maior índice de Sharpe, a variância é baixa principalmente devido ao baixo valor do fator de capacidade esperado. Assim, um portfólio com essas características, ao ter sua capacidade instalada aumentada para corresponder à mesma geração média, conforme requerido pela segunda formulação, resulta em variância maior do que de outras carteiras que fazem parte da fronteira eficiente. Como além de terem maior variância eles também têm fator de capacidade menor, esses portfólios são dominados em ambos os parâmetros e, portanto, não fazem parte da fronteira eficiente considerando essa nova função objetivo. A demonstração matemática de que os portfólios da formulação com capacidade instalada fixa com fator de capacidade menor do que o fator de capacidade do portfólio de mínimo CV não faz parte da fronteira eficiente do modelo com geração esperada fixa pode ser encontrada no Apêndice A.

Considerando a formulação alterada para geração esperada fixa, conforme (19) a (21), para incorporar o custo à formulação basta acrescentá-lo à função objetivo, de modo a minimizar o custo anualizado do portfólio, em vez da capacidade instalada. Isso poderia ser feito com base no custo anualizado por capacidade instalada (\$/kW) de cada usina (A_i), de modo a minimizar o somatório da potência pelo custo anualizado

($\sum P_i A_i$). Uma outra forma, equivalente, é definir $A_i=8760 C_i \mu_i$, onde C_i é o custo nivelado da usina i , em \$/MWh. De modo que a função objetivo passa a ser:

$$\text{minimizar } C_p(P_i) = 8760 \sum_{i=1}^N P_i C_i \mu_i \quad (23)$$

Onde C_p é o custo anual do portfólio, em \$/ano. O valor 8760 corresponde ao número de horas no ano e, com isso, o custo que cada usina contribui para a função objetivo é dado pela sua geração esperada ($P_i \mu_i$) vezes o custo nivelado de geração (C_i).

3.2 Demanda

Para a incorporação da curva de carga na formulação, a metodologia proposta consiste em tratar a demanda do sistema como mais uma usina a compor o portfólio. Naturalmente, essa usina tem algumas características especiais, de modo que em alguns aspectos, a representação no modelo deve ser feita de forma diferente.

Primeiramente, essa usina adicional¹⁷ não fornece energia, mas a consome. Para representar essa característica, é suficiente fazer com que a sua produção de energia seja negativa, ou seja, a sua geração corresponde à demanda observada multiplicada por -1. A partir dessa série temporal transformada que deverão ser calculados os parâmetros da **DemandGen**, como a correlação. Assim, usinas cuja geração tenha alta correlação positiva com a demanda do sistema contribuirão, dessa forma, para a redução do desvio padrão do portfólio.

Outra característica distinta é que essa usina não tem nenhum custo, portanto a função objetivo permanece inalterada, sendo as alterações metodológicas aplicadas apenas nas restrições. Por exemplo, na formulação de minimização de custos, as restrições (20) e (21) alteram-se para as fórmulas mostradas a seguir.

$$\sum_{x=1}^N \sum_{j=1}^N P_x P_j \sigma_{ij} + 2 \sum_{i=1}^N P_i P_L \sigma_{iL} \leq \sigma_p^2 \quad (24)$$

¹⁷ Para facilitar, no restante desta tese essa usina será chamada de **DemandGen**.

$$\sum_{i=1}^N P_i \mu_i = P_L \mu_L \quad (25)$$

Onde P_L é a capacidade da usina **DemandGen**. Portanto, de acordo com (24), o que deve ser minimizado é a variância do balanço energético¹⁸, e não apenas a variância da saída do conjunto de geradores como na formulação original.

A restrição (25) define que a geração média do portfólio deve ser igual à demanda média. Dessa forma, P_L corresponde ao peso relativo da demanda em relação ao portfólio e não é uma saída do modelo, mas sim um parâmetro a ser definido no momento da formulação do problema. Valores muito baixo ou muito alto de P_L podem sub-representar ou sobre representar a influência da demanda na definição da fronteira eficiente. Nas avaliações desta Tese, considerou-se o P_L no valor de máxima demanda do sistema, ou seja, sua demanda de ponta, de modo que a geração média do portfólio seja igual à demanda média do sistema.

No caso da formulação tradicional, em que se maximiza a geração a uma capacidade constante, as restrições a serem alteradas são a (15) e a (16). A (15) é idêntica à restrição (20), portanto a alteração a ser feita é a mesma e não será repetida aqui. A restrição (16) deve ser substituída por uma restrição de igualdade relativa à capacidade instalada do portfólio. Nesse caso, escolheu-se definir que a capacidade instalada do portfólio é igual à demanda de ponta do sistema, conforme representado na restrição (26).

$$\sum_{i=1}^N P_i = P_L \quad (26)$$

3.3 *Risco de atendimento*

Na formulação tradicional da MPT, dados dois portfólios com o mesmo desvio padrão, o que tem a maior geração esperada será preferido, independentemente do formato da distribuição da geração. No caso de distribuições simétricas, como a Normal, realmente uma maior geração esperada significa maior probabilidade de atender a um patamar mínimo de geração. Porém, não há nada que garanta que as

¹⁸ O balanço energético é definido como a diferença em cada instante t entre a geração total da carteira e a demanda. Portanto, valores positivos representam uma sobra energética e valores negativos indicam déficit.

distribuições de probabilidade de geração dos portfólios resultantes do processo de otimização da MPT sejam Normais ou mesmo simétricas. Pelo contrário, espera-se que essas distribuições sejam assimétricas, pois os seus componentes individuais são a geração eólica — que é geralmente modelada a partir da distribuição tipicamente assimétrica Weibull (AZIZ, TSUANYO, *et al.*, 2023) — e geração fotovoltaica — que é altamente assimétrica devido à ausência de geração no período noturno. Isso faz com que seja possível que um portfólio com geração esperada mais alta tenha uma cauda mais longa em baixa geração, de modo que a probabilidade de atender um patamar mínimo seja menor do que do portfólio com menor geração esperada.

Por isso, propõe-se a incorporação de uma medida de risco que indique um patamar mínimo de balanço energético a uma dada probabilidade. Em um primeiro momento, a métrica VaR (*Value-at-Risk*) aparenta ser adequada para isso. Dentre as vantagens, pode-se citar principalmente a facilidade para o seu entendimento e para a interpretação dos resultados. Dado um nível de confiança β , entre 0 e 1, o VaR_β é definido como o percentil β , ou seja, o valor em que a probabilidade da perda o superar é $1-\beta$. Aplicando-se ao problema em questão, pode-se dizer que, dada a distribuição do balanço energético do sistema, se $VaR_\beta=0$, a probabilidade de ocorrência de *déficit* no atendimento à carga é β . Entretanto, apesar dessas vantagens e de sua simplicidade, o VaR é uma medida que carece de algumas propriedades importantes para uso em problemas de otimização, como a subaditividade e a convexidade (ROCKAFELLAR, URYASEV, 2000).

De acordo com a definição dada por Artzner et al. (1999), o VaR não é uma “medida de risco coerente”. Para ser coerente, uma medida de risco deve ter estas quatro propriedades: invariância à translação, subaditividade, homogeneidade positiva e monotonicidade. Destaca-se aqui a propriedade de subaditividade, que significa que o risco da combinação de dois portfólios deve ser sempre menor ou igual à soma dos riscos de cada portfólio individualmente. O VaR não tem essa propriedade de modo que resultados incoerentes podem ser obtidos ao usar essa métrica como medida de risco. Além disso, uma outra desvantagem do VaR é que ele traz informação apenas sobre a probabilidade da perda ser maior do que o patamar esperado, sem trazer nenhuma informação sobre a intensidade da perda. Descarta-se, portanto, o VaR como a métrica de risco a ser usada aqui.

Assim, uma outra medida de risco, que pode ser usada e é coerente, ou seja, atende às quatro propriedades descritas acima, é o CVaR (*Conditional Value-at-Risk*), que corresponde à média das perdas que têm probabilidade acumulada acima de certo limite β . O CVaR se baseia na premissa de que um dado limite de segurança VaR não deve ser excedido e, ao mesmo tempo, as perdas abaixo desse limite são desprezíveis. Para os casos em que esse limite é alcançado, o CVaR é a perda média que excede o valor do limite de segurança VaR. De modo geral, o uso do CVaR como métrica de risco tende a ter resultados semelhantes ao que seriam obtidos com o VaR, pois ao se minimizar o valor de CVaR, usualmente também se reduz o VaR do portfólio (ALEXANDER, COLEMAN, *et al.*, 2006).

A incorporação do CVaR na formulação foi baseada nos trabalhos de Rockafellar e Uryasev (2000) e de Sarykalin et al. (2008). Essa implementação consiste em amostrar alguns valores das séries temporais da geração de cada usina, inclusive a usina **DemandGen** e incluir restrições que mantenham o valor de CVaR válido para essas amostras. Assume-se que a amostragem representa, ao menos de forma aproximada, as probabilidades de geração das usinas. A formulação matemática com o CVaR é mostrada abaixo.

$$\begin{array}{l} \text{minimizar} \\ P_i, Z_{t_m}, \alpha \end{array} \quad C_p(P_i) = 8760 \sum_{i=1}^N P_i C_i \mu_i \quad (27)$$

$$\text{sujeito a} \quad \sum_{x=1}^N \sum_{j=1}^N P_i P_j \sigma_{ij} + P_i P_L \sigma_{iL} \leq \sigma_p^2 \quad (28)$$

$$\sum_{m=1}^M Z_{t_m} \quad (29)$$

$$\alpha - \frac{m-1}{\beta M} \geq \omega$$

$$\alpha - \sum_{i=1}^N (Y_{t_m, i} P_i) - Y_{t_m, L} P_L \leq Z_{t_m} \quad t_m \in T, m=1, \dots, M \quad (30)$$

$$Z_{t_m} \geq 0 \quad t_m \in T, m=1, \dots, M \quad (31)$$

$$P_i \geq 0 \quad \forall i \quad (32)$$

O valor $Y_{t_m, i}$ corresponde ao fator de capacidade, para a usina i , na amostra t_m da série temporal usada. M é a quantidade de amostras usadas na otimização. O parâmetro β já foi explicado anteriormente e corresponde ao nível de confiança. O valor ω é a

meta de CVaR que se deseja obter no processo de otimização, ou seja, a média do balanço dos β piores cenários será maior ou igual a ω .

A parcela que subtrai α no lado esquerdo da inequação (30) é o balanço energético para a amostra t_m e corresponde ao somatório da geração de todas as usinas ($\sum Y_{t_m,i} P_i$) menos a demanda do sistema ($-Y_{t_m,L} P_L$)¹⁹. Os parâmetros Z_{t_m} e α são variáveis de decisão auxiliares. Na solução ótima, as variáveis Z_{t_m} indicam a intensidade da perda em cada uma das amostras em que ela ocorre, sendo seu valor igual a zero quando não ocorre. A variável α equivale ao valor em que a probabilidade do balanço ser inferior a ele é β , ou seja, na solução ótima, o valor de α equivale ao VaR (*Value-at-Risk*).

Convém observar que, de acordo com a restrição (30), cada amostra adiciona uma restrição extra ao problema de otimização, de modo que muitas amostras podem requerer mais recursos computacionais e tempo para a resolução do problema. Por outro lado, se poucas amostras forem usadas, a estimativa de CVaR encontrada a partir das amostras pode não ser muito aderente ao resultado considerando toda a série temporal. Portanto, a definição do valor M é uma tarefa sensível que deve equilibrar entre as necessidades de precisão do resultado e de tempo de resolução do problema.

Por fim, destaca-se que nesta Tese, de modo a melhorar a qualidade da amostragem, em vez de amostragens aleatórias simples usou-se a metodologia *Latin Hypercube Sampling* (LHS) (MCKAY, BECKMAN, *et al.*, 1979). O motivo para isso é que as séries temporais têm muitos padrões que se repetem. Por exemplo, as fotovoltaicas seguem um padrão de geração diurno e a carga segue um comportamento típico nas mesmas horas, variando um pouco de acordo com a época do ano. Portanto, com o uso do LHS, busca-se selecionar os dados com quantidade aproximadamente igual de amostras para cada ano do histórico, para cada mês e para cada uma das 24 horas do dia. Com isso, faz-se com que a amostragem traga uma melhor representatividade da série de dados completa, sem precisar aumentar de forma excessiva o número de amostras.

¹⁹ Por ser tratar da usina virtual **DemandGen**, os valores de $Y_{t_m,L}$ são sempre negativos, de modo que justifica haver um sinal negativo nesta parcela.

3.4 Tecnologias controláveis

As tecnologias controláveis, tais como termelétricas e sistemas de armazenamento, podem atuar como um complemento da geração de fontes renováveis variáveis, garantindo o atendimento nos momentos em que há menos recursos disponíveis. Pretende-se incluir essas tecnologias na formulação de forma a verificar como elas podem influenciar na composição dos portfólios ótimos. No conhecimento do autor desta Tese, não há registro na literatura de representação de fontes controláveis no uso de fronteiras eficientes por critério de geração²⁰.

Realmente, a representação de qualquer tecnologia controlável nessa metodologia não é trivial e a dificuldade provém justamente da possibilidade de despacho de forma independente dos recursos climáticos. Na metodologia MPT, é necessário ter uma estimativa do comportamento das usinas candidatas para qualquer caso, pois os parâmetros de média, variância, covariância e custos devem ser pré-calculados, assim como as amostras das séries temporais, no caso de se incluir a restrição de CVaR. Entretanto, o despacho da usina controlável não pode ser definido apenas por características intrínsecas à usina, como é feito para as usinas renováveis variáveis, em que a geração é estimada de acordo com as condições meteorológicas. A geração das usinas controláveis depende em parte de fatores próprios de cada usina, como disponibilidade de combustível, custo de combustível e temperatura ambiente. Mas os fatores sistêmicos têm um grande papel na definição da geração dessas usinas. De modo que a demanda e a geração das outras usinas do sistema influenciarão o despacho da usina, não sendo possível ter uma estimativa baseada apenas nas características próprias da usina.

Apesar de não ser conhecida, *a priori*, qual seria a operação das tecnologias controláveis, pois ela dependerá da geração das outras usinas do sistema, pode-se estimar qual seria o comportamento típico dessas tecnologias. Sabe-se que as usinas termelétricas devem gerar mais quando a demanda for alta e menos quando a demanda for baixa. De modo análogo, quando a disponibilidade de recursos renováveis for baixa, é mais provável que termelétricas sejam acionadas para complementar a geração. Da mesma forma, um sistema de armazenamento, como uma bateria ou uma hidrelétrica

²⁰ Degeilh e Singh (2011) reconhecem a importância de incorporar as fontes convencionais (usinas termelétricas) na metodologia e sugerem isso como uma possível melhoria.

reversível, atuará descarregando nos momentos de alta demanda ou baixa geração renovável e carregando nos momentos de baixa demanda e alta disponibilidade de renováveis.

Assim, para incorporar essas tecnologias na otimização, a estratégia proposta aqui consiste em decompor a geração da tecnologia controlável de acordo com suas características e considerando a sua atuação em conjunto com cada uma das tecnologias renováveis individualmente. Com isso, pode-se criar séries temporais representando a operação dessas tecnologias que podem ser usadas para estimar os parâmetros necessários para a execução do modelo de otimização. Ao final, cada usina renovável terá uma ou mais “usinas-sombra” representando a tecnologia controlável atuando de forma complementar a essa usina. A seguir serão detalhadas as metodologias criadas para a obtenção dessas séries.

3.4.1 Usinas termelétricas

Em geral, a geração de uma usina termelétrica é determinada pela chamada ordem de mérito. A ordem de mérito é uma classificação crescente das usinas em relação ao seu custo variável. A cada momento, as usinas são despachadas (chamadas a gerar) da mais barata até a mais cara até se atingir a quantidade total requerida. Dessa forma, a geração de uma usina termelétrica considerada individualmente é função de seu custo variável, da demanda e das características das outras usinas que fazem parte do sistema. Como a definição de quais são as usinas que fazem parte do sistema é exatamente a saída do modelo aqui proposto, a princípio não é possível saber com antecedência qual seria a geração das usinas controláveis.

Apesar disso, pode-se criar uma lógica de operação para obter uma estimativa da operação da usina e com isso poder estimar os parâmetros necessários, como fator de capacidade, custo, variância e covariância. Primeiramente, é lógico supor que as usinas termelétricas serão despachadas nos momentos em que a demanda líquida — dada pela diferença entre a demanda do sistema e a geração de usinas renováveis variáveis — for positiva. Isso pode acontecer quando a demanda estiver mais elevada ou quando a geração das usinas eólicas e fotovoltaicas estiver reduzida. Se a geração agregada se comporta dessa forma, também é possível desagregar esse comportamento para cada usina renovável ou demanda individualmente.

Assim, a proposta aqui é decompor uma usina termelétrica em várias “usinas-sombra” que seguem um padrão de geração pré-definido em relação a uma usina renovável real ou à demanda. Cada usina-sombra tem os mesmos custos fixos e variáveis que a usina real considerada, mas custos nivelados diferentes, pois estes dependem de seu fator de capacidade esperado — que varia de acordo com a forma de operação — e a usina renovável a ser usada como referência. O conjunto de todas as “usinas-sombra” com as mesmas características de custos fixos e variáveis corresponde a uma ou mais usinas termelétricas reais com os mesmos custos fixos e variáveis. A vantagem desta metodologia é que é possível estimar *a priori* o perfil de geração que seria mais adequado para o sistema e, a partir dessas características, a composição ótima do sistema é definida. Com isso, a geração real da usina termelétrica seria dada pela soma de todas as “usinas-sombra” que a compõem. De forma correspondente, a capacidade instalada da usina corresponde à soma das capacidades das “usinas-sombra” e o fator de capacidade e o custo nivelado correspondem à média ponderada pela capacidade instalada desses parâmetros nas “usinas-sombra”. As equações abaixo mostram essa relação.

$$P_i = \sum_{v=1}^V P_v \quad (33)$$

$$FC_i = \frac{\sum_{v=1}^V P_v FC_v}{P_i} \quad (34)$$

$$C_i = \frac{\sum_{v=1}^V P_v C_v}{P_i} \quad (35)$$

Onde P_i é a potência da usina real e P_v a de cada uma das V “usinas-sombra”. FC_i , FC_v , C_i e C_v são o fator de capacidade e o custo nivelado das usinas real e sombra, respectivamente.

Cabe, então, definir qual o padrão de geração a ser seguido pelas usinas-sombra. A forma mais simples e direta é atribuir o papel de complemento da geração da usina renovável. Neste caso, a geração da **usina complementar** seria a diferença entre a unidade e a geração da usina renovável, de modo que a produção combinada da usina-sombra mais a renovável seja sempre igual à capacidade instalada da usina renovável. Essa lógica de operação é descrita algebricamente na equação (36) abaixo.

$$Gv_t^C = 1 - Gr_t \quad (36)$$

Onde Gv_t^C é a geração da termelétrica-sombra com característica complementar, e Gr_t é a geração da usina renovável no momento t , em que Gr_t é a geração da usina renovável de referência, com capacidade instalada de 1 MW. Uma possível interpretação alternativa para as usinas-sombra deste tipo é considerá-las como sendo usinas reais, com o mesmo proprietário da usina renovável e instalada no mesmo local. Com isso, o objetivo do proprietário seria reduzir a variabilidade da energia enviada para a rede.

Uma desvantagem de representar as termelétricas dessa forma é que, em muitos momentos, a sua geração estará abaixo do valor máximo, fazendo com que o fator de capacidade e o custo nivelado sejam menos atrativos. Assim, uma outra opção de operação conjunta será proposta a seguir, tentando mitigar esse problema. Trata-se de manter a geração do conjunto **usina renovável** mais **termelétrica** sempre acima ou igual a um determinado patamar mínimo. Ou seja, neste caso, a termelétrica só seria chamada a operar quando o nível de geração renovável ficasse abaixo de determinado patamar, de forma que o conjunto usina renovável com a usina-sombra tivesse a produção conjunta sempre maior ou igual a esse patamar. Conforme pode-se observar na equação (37), a geração desse tipo de usina-sombra (Gv_t^P) será 0 caso a produção da usina renovável seja maior que o patamar mínimo G_{min} e será 1 quando for maior que esse patamar. Ou seja, só há dois estados possíveis de operação, sem valores intermediários. Por isso, chamaremos esse tipo de usina-sombra de **usina binária**.

$$Gv_t^P = \begin{cases} 0 & \text{se } G_r \geq G_{min} \\ 1 & \text{se } G_r < G_{min} \end{cases} \quad (37)$$

Com isso, há um melhor aproveitamento da capacidade instalada, aumentando o fator de capacidade e, conseqüentemente, diminuindo a potência total necessária para atender aos requisitos de atendimento e garante-se que a geração do conjunto formado por 1 MW da usina renovável mais G_{min} MW da usina termelétrica-sombra sempre seja maior ou igual a G_{min} . Além disso, é possível combinar diversas usinas-sombra, com diferentes patamares mínimos, de forma que a combinação dessas usinas tenha um perfil muito semelhante ao de uma usina complementar, porém com os custos estratificados por vários níveis. A Figura 3.1 e a Figura 3.2 mostram a operação de

usinas renováveis eólica e fotovoltaica, respectivamente, complementadas por um conjunto de 9 usinas-sombra com patamares G_{min} entre 10% e 90%, cada uma com capacidade instalada igual a um décimo da capacidade da usina renovável. Observa-se que a geração conjunta da usina renovável mais as termelétricas está sempre entre 90% e 100% da capacidade da usina renovável. As oscilações, apesar de serem frequentes, são de baixa amplitude, ou seja, consegue-se o efeito de reduzir a variância e a probabilidade de momentos com geração muito baixa.

Como fica evidente, dentre as usinas-sombra, o fator de capacidade das que possuem menor G_{min} é maior do que as com maior G_{min} . Sendo assim, as primeiras possuem menor custo por capacidade instalada, mas maior custo de operação. Qual delas, ou que combinação delas, é mais adequada para o sistema, considerando os custos

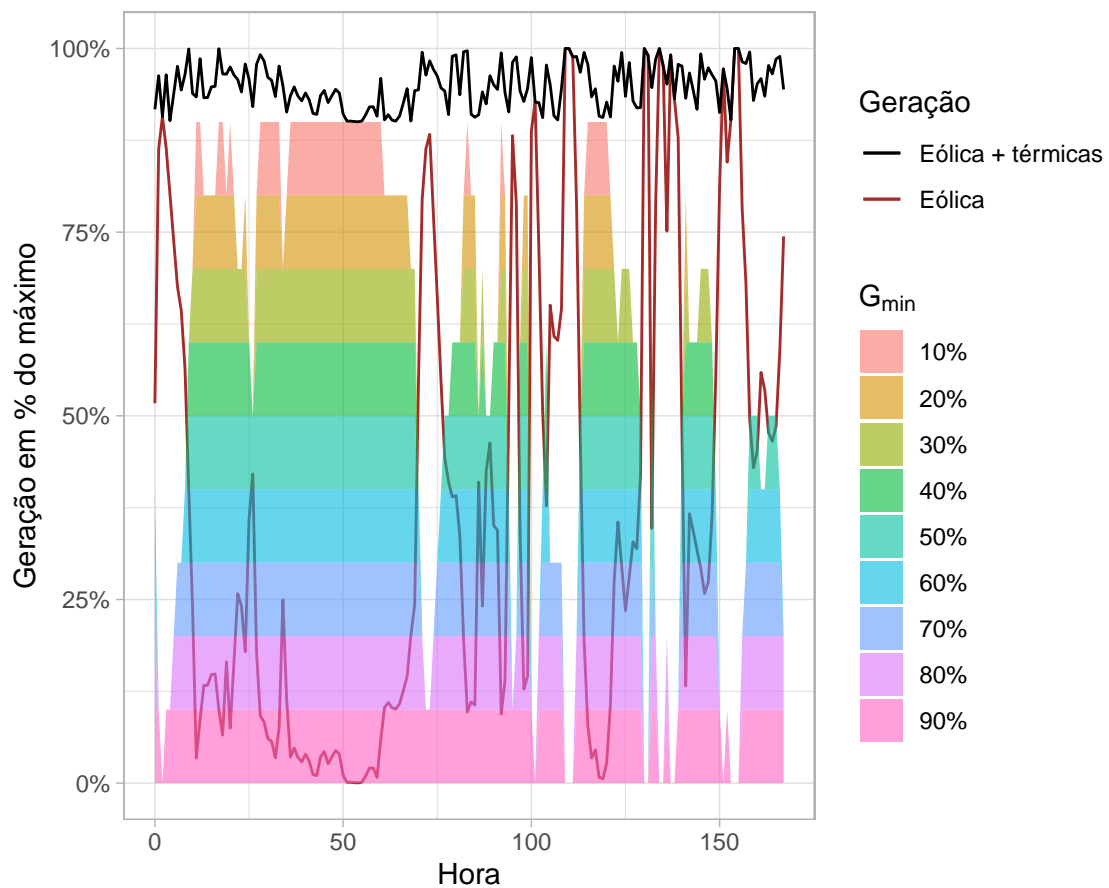


Figura 3.1: Simulação da operação conjunta das termelétricas-sombra para o caso de complementação de usina eólica. Cada área colorida empilhada representa uma usina sombra, por patamar de ativação G_{min} . A linha marrom é a geração da usina eólica isoladamente e a linha preta é a geração combinada da eólica mais todas as usinas-sombra.

fixos e variáveis é a uma das informações que serão reveladas no resultado da otimização.

Uma desvantagem dessa forma de representar as termelétricas é que mais de uma usina é necessária para atuar de forma complementar a cada tecnologia. No exemplo das Figuras 3.1 e 3.2, são necessárias nove usinas termelétricas candidatas por renovável. Isso aumenta o tamanho do problema de otimização, o que eleva o tempo de execução e a necessidade de memória computacional. Por outro lado, usar menos usinas-sombra, aumenta a probabilidade de ocorrência de maior oscilação na geração conjunta das usinas entre diferentes períodos. Assim é preciso definir uma quantidade de usinas binárias, de forma a atender o compromisso de representar bem a operação complementar sem aumentar demais a complexidade do problema de otimização.

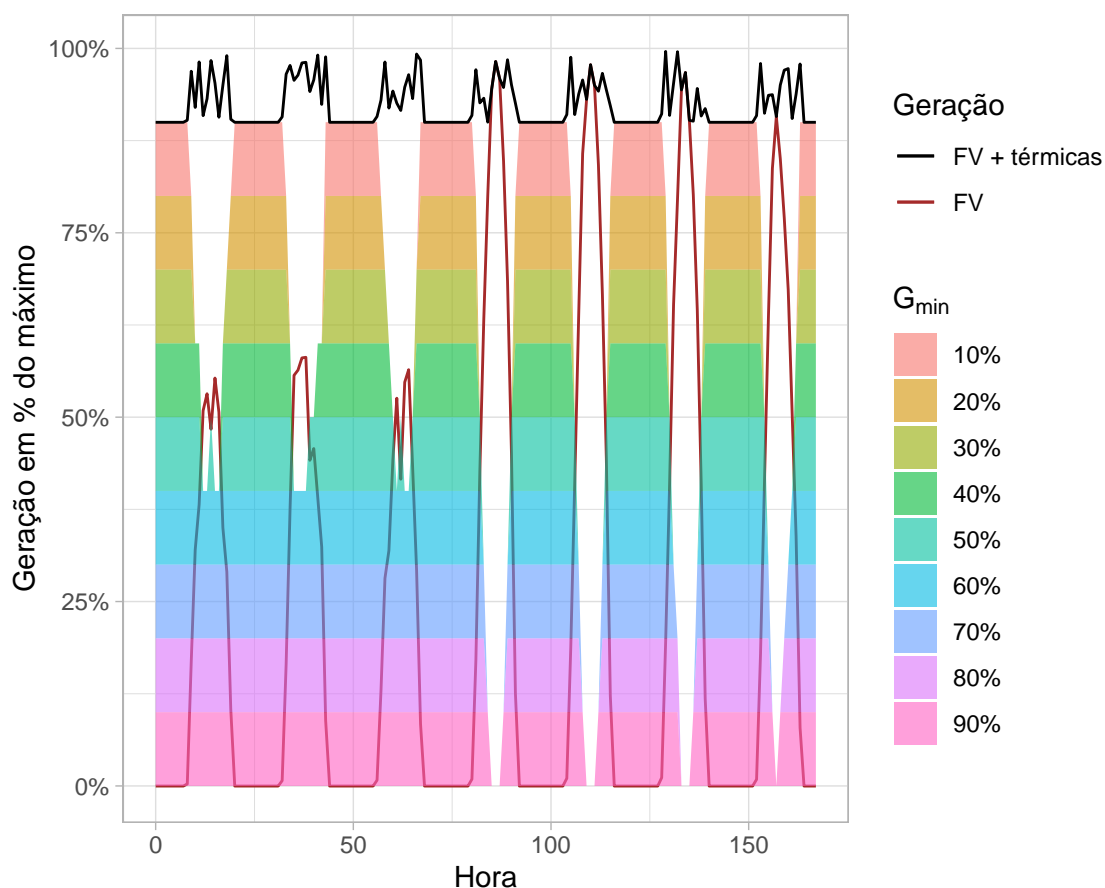


Figura 3.2: Simulação da operação conjunta das termelétricas-sombra para o caso de complementação de usina fotovoltaica. Cada área colorida empilhada representa uma usina sombra, por patamar de ativação G_{min} . A linha marrom é a geração da usina fotovoltaica isoladamente e a linha preta é a geração combinada da usina fotovoltaica mais todas as usinas-sombra.

Uma vez definidas as séries temporais das usinas-sombra, alguns tratamentos podem ser realizados para melhor representar a operação real das termelétricas. Por exemplo, de modo a não superestimar a capacidade de variação de geração das termelétricas, as séries temporais resultantes podem ser alteradas para atender as restrições de variação máxima de potência, também chamadas de restrição de rampa. Para isso, verifica-se se a variação entre a geração em cada período e o período anterior é maior do que a restrição da tecnologia. Caso seja maior, a variação nesse intervalo é ajustada para esse limite.

Entretanto, nos estudos de caso desta Tese, considerando que a resolução temporal da série de dados usada é horária, o limite de capacidade de rampa deveria ser menor do que $1,66 \%/min$ ²¹ para fazer algum efeito no modelo. Considerando que as usinas termelétricas com tecnologia mais recente já são mais flexíveis do que esse limite, inclusive considerando as movidas a carvão (AGORA ENERGIEWENDE, 2017, cap. 3), essa restrição não será usada neste caso, mas poderia ser incluída caso se use essa metodologia com séries temporais de maior resolução.

O estudo de caso desta Tese considera o uso de usinas termelétricas convencionais. Mas a metodologia também pode ser usada para outras fontes, como termelétricas a biomassa ou mesmo célula de combustível a hidrogênio. Quando se trata de usinas em que há disponibilidade de combustível garantida, a metodologia deve ser aplicada inalterada, apenas modificando os custos fixos e variáveis adotados de modo a refletir a tecnologia analisada. Nos casos em que não há disponibilidade de recurso constante como é, por exemplo, o funcionamento típico de usinas a bagaço de cana, a criação da série temporal apresentada na fórmula (37) poderia ser aprimorada para fazer com que a geração seja reduzida nos períodos do ano com menor disponibilidade de insumo. Similarmente, as usinas hidrelétricas podem ser representadas de forma aproximada ao se limitar a geração nos períodos mais secos.

Por fim, cabe ressaltar que essa é uma simplificação com várias limitações e não retrata exatamente o despacho real, que depende de muitos fatores e é feito com várias termelétricas com diferentes custos variáveis. Entretanto, o objetivo aqui é avaliar como

²¹ Acima desse valor, torna-se possível variar toda a capacidade de geração dentro de uma hora ou menos, pois $100 \%/1,66 \%/min = 60$ minutos.

as usinas renováveis pode ser complementadas por usinas controláveis e qual o impacto nas fronteiras eficientes ao se considerar essas usinas e, para isso, esta simplificação parece adequada.

3.4.2 Tecnologias de armazenamento

Para tecnologias de armazenamento, o método empregado é semelhante ao usado para as termelétricas, em que se cria um ou mais sistemas de armazenamento “sombras” para cada usina renovável real. Também da mesma forma que no caso anterior, esse sistema de armazenamento virtual pode ser interpretado como uma bateria instalada no local da usina renovável que “suaviza” a energia injetada no sistema. Entretanto, diferentemente do caso das termelétricas, neste caso há maiores limitações na operação possível a cada momento, pois ela depende do nível de armazenamento disponível, que por sua vez, depende da operação nos momentos anteriores. Ou seja, há um acoplamento intertemporal, em que a decisão em um estágio afeta a decisão a ser tomada no estágio seguinte. Além disso, a forma de operar muda de acordo com a capacidade de armazenamento disponível ou, mais precisamente, com a proporção entre a capacidade de armazenamento e a potência (capacidade de carregamento e descarregamento) do sistema de armazenamento. Por esse motivo, apesar de possível, é mais difícil criar uma lógica de operação a partir de regras simples como as usadas para termelétricas nas equações (36) e (37). Assim, propõe-se definir a forma de operação do armazenamento através de um problema de otimização simples, com o objetivo de encontrar a operação que complemente a saída da usina renovável, de modo a estabilizar a sua geração.

A forma como um sistema de armazenamento opera depende de um fator crucial, que é a relação entre sua potência (B_{max}) e a quantidade de energia possível de ser armazenada (S_{max}). Essa relação é expressa em unidade de tempo, geralmente horas. Sistemas com menos horas de capacidade de armazenamento têm menos flexibilidade na operação, pois têm maior probabilidade de atingirem a limitação na quantidade de energia armazenada. Ou seja, estão com mais frequência totalmente cheios ou totalmente vazios, sendo impedidos de operar no modo de carregamento ou descarregamento, respectivamente. Nesse sentido, um sistema com capacidade de armazenamento muito grande (razão $S_{max}/B_{max} \rightarrow \infty$) pode atuar com a única restrição de

que a energia total usada para carregamento seja igual a energia total descarregada mais as perdas. Na situação oposta, um sistema com capacidade de armazenamento tendendo a 0 ($S_{max}/B_{max} \rightarrow 0$), tem que alternar necessariamente entre momentos operando como carregamento e como descarregamento, limitando as possibilidades de operação. Dessa forma, fica claro que a operação estimada de um sistema de armazenamento será função de sua capacidade relativa, dada em horas. Por esse motivo, diferentes valores de capacidade de armazenamento serão usados nesta Tese como sistemas candidatos para cada usina renovável.

Em geral, a operação de sistemas de armazenamento é definida a partir de critérios econômicos, em que se busca minimizar os custos de operação do sistema ou maximizar a receita da compra e venda de energia. Dessa forma, a operação do armazenamento atua no sentido do carregamento quando o preço da energia estiver baixo e do descarregamento quando estiver alto. A equação (38) mostra como é a função objetivo com essa abordagem, em que P_t é o preço da energia no momento t e B_t é a saída do sistema de armazenamento (sendo seu valor negativo quando estiver em carregamento e positivo quando estiver em descarregamento).

$$\begin{array}{l} \text{maximizar} \\ B_t \end{array} \quad \text{Receita} = \sum_{t=1}^T P_t B_t \quad (38)$$

A princípio, não é possível aplicar essa abordagem aqui, pois se deseja estimar a operação complementar à de uma usina renovável, não havendo assim custos variáveis de operação envolvidos nessa estimativa. É possível, entretanto, usar um custo equivalente baseado na saída da fonte renovável de referência. Por exemplo, pode-se usar o complemento da geração como o preço, de forma que $P_t = 1 - Gr_t$, em que Gr_t é a geração da usina renovável de referência, com capacidade instalada de 1 MW. Ou seja, quando a produção renovável é alta, há menos necessidade de complementação e o “preço” se reduz. Quando a produção renovável é baixa, o “preço” aumenta, fazendo com que seja mais vantajosa a operação no modo de descarregamento.

Apesar da simplicidade dessa representação, ela não será usada, pois há um problema ao se utilizar essa modelagem, principalmente no caso das usinas fotovoltaicas. Nesse caso, nos períodos noturnos não há produção, de forma que P_t permanece em seu valor máximo por várias horas. Do ponto de vista do problema de

otimização e no caso de haver poucas horas de capacidade de armazenamento, é indiferente em qual dessas horas ocorre o descarregamento, de forma que o descarregamento é realizado em algumas dessas horas e não em outra, tornando a saída do sistema de armazenamento muito volátil. Para ilustrar essa situação, a Figura 3.3 mostra o resultado dessa otimização para uma semana de operação sombria em relação a uma usina fotovoltaica, para capacidades de armazenamento de 1, 5 e 25 horas. Observa-se que, durante o período noturno, a saída do sistema de armazenamento atinge o valor máximo em algumas horas e zero em outras, com muitas oscilações. Esse resultado está matematicamente correto, pois há várias soluções de mesmo custo que consistem em fornecer toda a energia armazenada durante o período noturno. Para os objetivos buscados aqui, porém, um descarregamento uniforme ao longo do período noturno é mais adequado para servir de complemento de geração de modo a reduzir o desvio padrão e aumentar o CVaR do balanço energético do portfólio. Por esse motivo, uma função objetivo alternativa será apresentada.

Essa nova função objetivo deve reduzir a variância da saída conjunta do sistema formado pelo gerador e pela bateria²². Entretanto, caso a função objetivo seja apenas minimizar a variância, a solução encontrada provável se tornaria fazer com que a saída seja igual a 0 em todos os momentos, o que obviamente não é o desejado. Assim, deve-se estabelecer um segundo objetivo que é maximizar a saída média do conjunto. Uma possível função objetivo que atenda a esses objetivos é maximizar a geração conjunta do gerador (Gr_t) mais a bateria (B_t) menos a sua variância. Porém, como a variância é um termo quadrático e, portanto, sua unidade difere da unidade de geração (MWh), seria necessário estabelecer um peso relativo arbitrário entre esses dois objetivos conflitantes²³. A definição desse peso relativo seria necessária porque, devido às perdas inerentes ao sistema de armazenamento, a saída média do conjunto não é um valor fixo. Quanto mais a bateria for usada, maiores serão as perdas, o que diminui a saída média do conjunto. Dessa forma, dependendo de qual for esse peso relativo, pode-se ou reduzir muito a geração média, ou não mitigar as variações na geração satisfatoriamente.

²² A metodologia desenvolvida pode servir para qualquer sistema de armazenamento, mas para simplificar, será referido como bateria ao longo do texto.

²³ Também não é possível usar o desvio-padrão, que é dado em MWh, em vez da variância porque seria necessário otimizar um termo dado pela raiz quadrada do somatório do quadrado das variáveis de decisão. Esse problema não pode ser resolvido por programação linear ou quadrática.

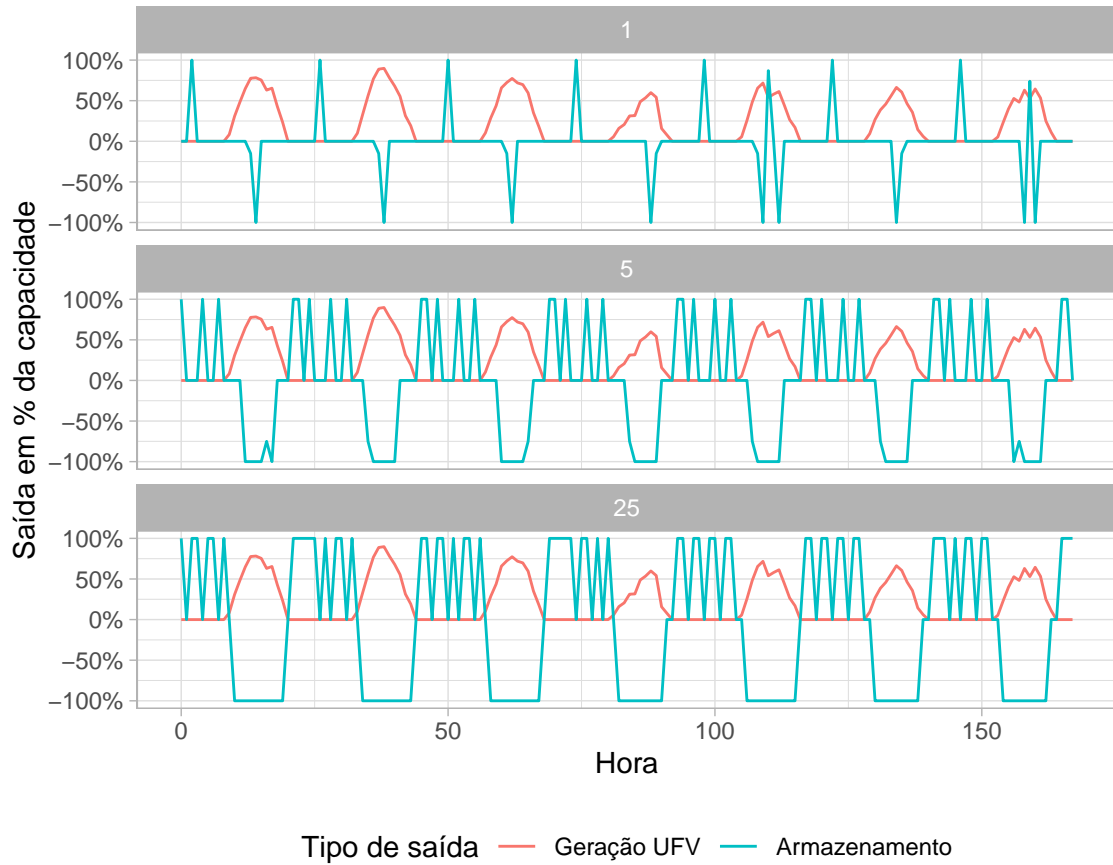


Figura 3.3: Operação de sistema de armazenamento considerando a metodologia de preço de energia igual ao complemento da geração renovável fotovoltaica (equação (38)), para 1, 5 e 25 horas de capacidade de armazenamento.

Para evitar ter que estabelecer o valor desse peso relativo, propõe-se outra função objetivo. Trata-se de definir um custo, na forma de penalidade, correspondente ao somatório do quadrado da diferença entre a geração máxima e a geração efetiva a cada momento. Ou seja, como mostrado na função objetivo (39), quanto menor a saída do conjunto, maior a penalidade, cujo valor cresce quadraticamente. Dessa forma, a solução ótima será a que estabilize a geração, pois a penalidade é menor ao mantê-la em valores médios constantes do que ao oscilar entre valores altos e baixos.

$$\text{minimizar} \quad \text{Penalidade} = \sum_{t=1}^T (1 - (Gr_t + B_t))^2 \quad (39)$$

B_t, S_t, L_t

sujeito a

$$B_t = (S_{t-1} - S_t) - L_t \quad (40)$$

$$L_t \geq (S_t - S_{t-1})(1 - \eta) \quad (41)$$

$$-B^{max} \leq B_t \leq B^{max} \quad (42)$$

$$0 \leq S_t \leq S^{max} \quad (43)$$

$$L_t \geq 0 \quad (44)$$

Onde B_t é a quantidade de energia que entra ou sai do sistema de armazenamento, S_t e S_{t-1} são os níveis de armazenamento nos períodos t e $t-1$, respectivamente, L_t são as perdas no período t , S^{max} é a capacidade máxima de armazenamento, B^{max} é a potência máxima de carregamento e descarregamento e η é a eficiência do ciclo completo de carregamento.

A Figura 3.4 mostra os resultados obtidos com essa nova função objetivo para a mesma geração fotovoltaica de referência da Figura 3.3. Observa-se um comportamento estável, alternando períodos de carregamento durante o dia e descarregamento durante a noite. No caso em que há apenas 1 hora de armazenamento disponível, o carregamento é feito no momento de máxima geração fotovoltaica do dia.

Com a função objetivo definida, as restrições de operação do sistema de armazenamento serão descritas abaixo. A quantidade de energia que entra ou sai do sistema de armazenamento B_t é dada pela diferença entre o nível de armazenamento no período anterior S_{t-1} e o atual S_t menos as perdas L_t , conforme restrição (40). As perdas, por sua vez, são representadas simplificadaamente (restrições (41) e (44)), de forma que todas as perdas que ocorrem no ciclo completo de carregamento e descarregamento são representadas apenas quando há carregamento. A restrição (43) indica que o nível de armazenamento está sempre entre zero e o seu valor máximo, dado por S^{max} , sendo que a unidade de S_t e S^{max} é MWh. Da mesma forma, os limites de potência de carregamento e descarregamento (B^{max}) são definidos na restrição (42). O parâmetro B^{max} deve ser suficientemente pequeno para que se obtenha um perfil de operação que evite o uso parcial da potência da bateria. O valor usado nesta Tese foi $B^{max} = 0,01$ MW, ou seja, 1% da capacidade instalada da usina renovável de referência.

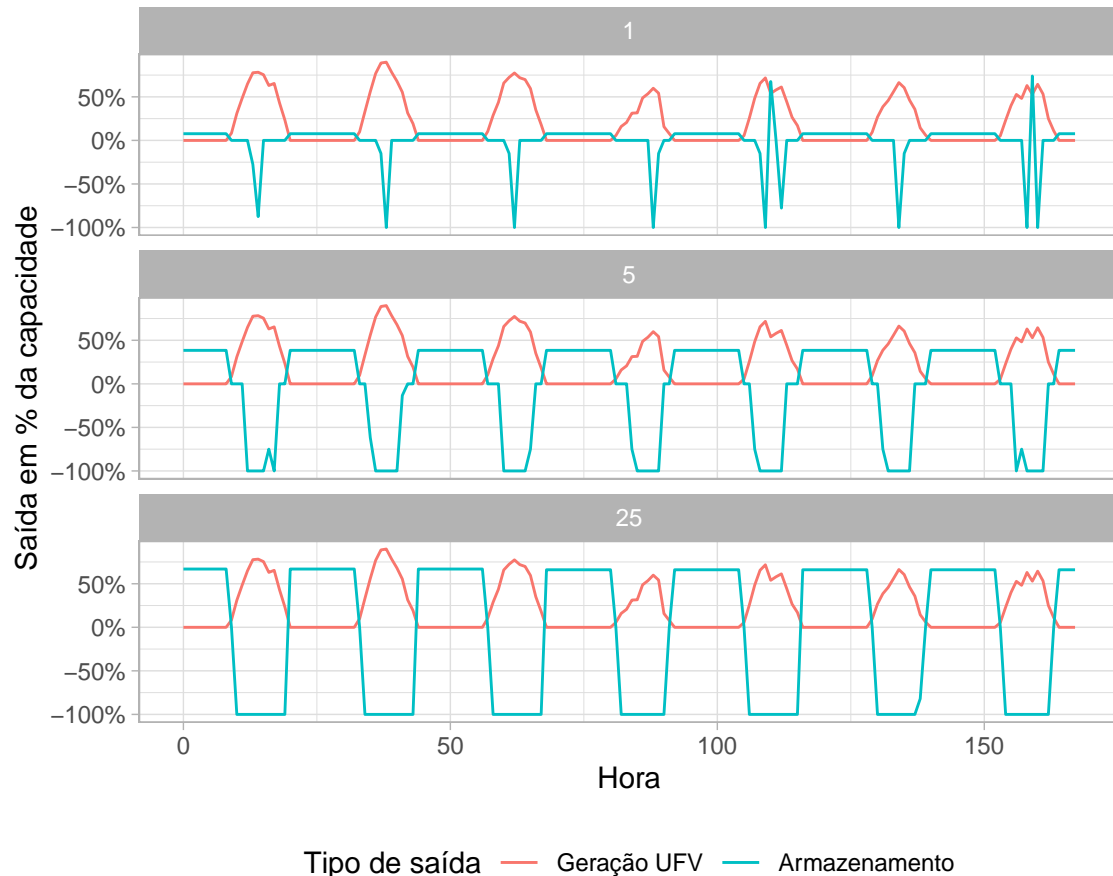


Figura 3.4: Operação de sistema de armazenamento considerando a metodologia de penalidade quadrática por desvio da saída conjunta da geração renovável fotovoltaica mais o sistema de armazenamento, para 1, 5 e 25 horas de capacidade de armazenamento.

As baterias com capacidade de armazenamento de apenas uma hora, ao se carregarem, atingem o armazenamento máximo em apenas um estágio. Da mesma forma, uma vez cheias, passam a estar totalmente descarregadas em um único estágio, se a decisão for fornecer energia. Com isso, a operação ótima para esses casos é carregar quando a geração renovável atinge um ponto de máximo local e descarregar quando atinge um ponto de mínimo local, conforme se observa nas Figuras 3.4 e 3.5. Na situação oposta, uma bateria com capacidade de armazenamento infinita e sem perdas, estaria no modo carregamento sempre que a geração renovável fosse maior do que a média do período e no modo descarregamento se fosse menor do que a média de todo período otimizado²⁴. Valores intermediários de capacidade de armazenamento fazem com que a operação da bateria seja de descarregar em momentos que tenham geração

²⁴ No caso de se considerar as perdas, há um intervalo em torno da média em que a bateria não opera.

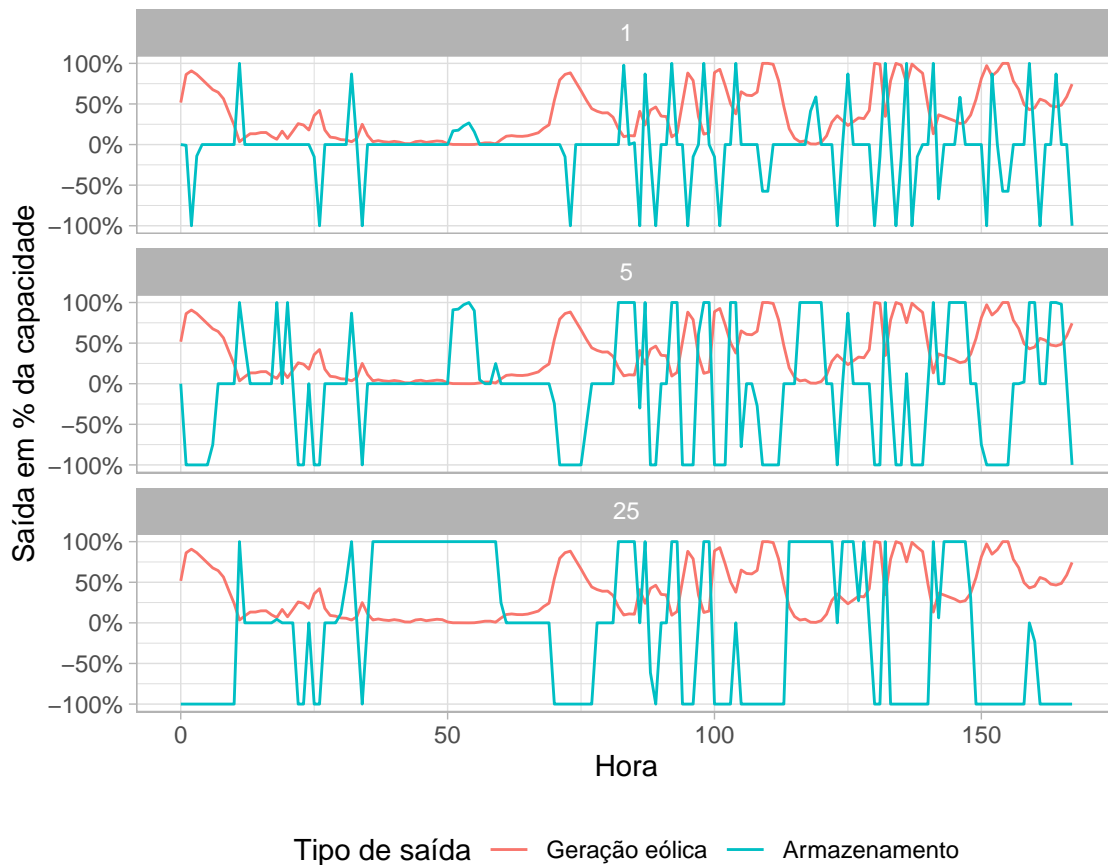


Figura 3.5: Operação de sistema de armazenamento considerando a metodologia de penalidade quadrática por desvio da saída conjunta da geração renovável eólica mais o sistema de armazenamento, para 1, 5 e 25 horas de capacidade de armazenamento.

próxima ao mínimo local e de carregar em momentos de geração com valor próximo ao de máximo local. Ou seja, bateria com menor capacidade de armazenamento são mais adequadas para operar cobrindo a geração de usinas com muitos ciclos entre valores altos e baixos, enquanto as baterias com maior capacidade são adequadas para complementar a geração de usinas com longos períodos de ocorrência de geração elevada ou reduzida.

Da mesma forma que no caso das termelétricas, a solução do problema de otimização definirá qual das diferentes opções de capacidade de armazenamento das baterias é a mais adequada, sendo possível o uso de combinações de diferentes baterias-sombra. Por fim, cabe destacar que, dependendo da tecnologia de armazenamento analisada, restrições adicionais podem ser incluídas para melhor representar o seu

funcionamento. Como o objetivo aqui é apenas testar o conceito proposto, optou-se por usar um modelo mais simplificado e genérico.

3.4.3 Tecnologias controláveis relacionadas à carga

Para cada uma das usinas renováveis candidatas, foram criadas tecnologias candidatas-sombra, como apresentado nas Seções 3.4.1 e 3.4.2. Mas além das usinas renováveis, a demanda do sistema, que é representada como uma usina com geração negativa, também tem usinas-sombra relacionadas a ela, pois tecnologias controláveis com essas características podem reduzir o desvio padrão ou aumentar a probabilidade de a geração do portfólio estar acima do nível de risco. Porém, algumas adequações na metodologia devem ser feitas neste caso especial. A diferença principal é a forma de seguir a referência de operação. No caso das usinas renováveis, pretende-se que a tecnologia controlável forneça mais energia nos momentos em que a usina estiver com menos geração e forneça menos energia — ou, no caso do armazenamento, até consuma energia — nos momentos com mais geração. Já no caso da carga, deve-se gerar mais nos momentos de maior carga e gerar menos ou até consumir energia nos momentos de baixa demanda. Para atingir o efeito desejado, basta alterar o valor da série da usina **DemandGen**, que equivale ao valor da demanda multiplicado por -1, adicionando o valor 1. Dessa forma, quando a demanda for máxima, o valor da série será 0 e quando for baixa o valor da série chega mais próximo de 1.

A outra adequação é em relação à amplitude da atuação da tecnologia controlável, isto é, sua capacidade instalada em relação à demanda. Como a demanda agregada do sistema nunca é zero, a série temporal das tecnologias controláveis nunca vai chegar ao valor máximo. Há um patamar mínimo da carga, que poderia ser suprido por uma usina inflexível. Para efeitos da definição da operação das usinas-sombra da demanda, esse componente fixo é removido e a carga usada para a definição da operação das tecnologias complementares é apenas a diferença entre os valores mínimo e máximo da série.

3.5 Dados de entrada e premissas

Para o estudo de caso, foram usados dados de potenciais energéticos de localidades no Brasil para usinas eólicas e fotovoltaicas. Uma premissa existente é a de

que não há restrições de transmissão, ou seja, a geração em qualquer localidade pode atender igualmente à carga do sistema.

3.5.1 Séries temporais de geração e de carga

As séries temporais foram obtidas a partir de simulações de geração eólica (GRUBER, KLÖCKL, *et al.*, 2019) e fotovoltaica (RAMIREZ CAMARGO, SCHMIDT, 2020) usando técnicas de reanálise climática. Primeiramente, foram pré-selecionadas 168 localidades para geração fotovoltaica e 415 para geração eólica. Séries que apresentavam comportamento pouco realista foram retiradas. Também foram eliminadas as séries muito semelhantes a qualquer outra série. Para fazer essa eliminação, a correlação de cada um dos pares de séries foi identificada e, dos pares que apresentavam correlação maior ou igual a 99%, apenas uma das duas localidades foi mantida. Esse processo foi repetido até que todas as correlações de pares de usinas fosse menor que 99%. Com isso, reduziu-se a dimensão do problema de otimização e evitou-se usar usinas redundantes que pouco acrescentariam ao resultado final. Ao final do processo de filtragem, 104 localidades para usinas fotovoltaicas e 55 para usinas eólicas ficaram disponíveis para o estudo de caso. Os dados das séries temporais são normalizados de forma a sempre refletirem o valor proporcional da geração em relação à capacidade instalada da usina, ou seja, o fator de capacidade instantâneo.

Os dados de demanda de eletricidade foram obtidos no sítio do Operador Nacional do Sistema (ONS) (ONS, 2019). Assim como os dados de geração, os dados da curva de carga também deve ser normalizados, neste caso pela demanda máxima do sistema. Entretanto, a demanda máxima não é um valor constante no longo prazo e apresenta tendência de crescimento. Usar apenas um valor de demanda máxima para toda a série faz com que os dados mais antigos fiquem sub-representados. Para evitar esse efeito, removeu-se da série de dados o componente de crescimento da demanda. Isso foi feito usando a demanda máxima dos dias próximos, tanto antes quanto depois do momento analisado. Ou seja, usou-se uma janela móvel de aproximadamente um ano para definir, a cada momento, a demanda máxima, usada como o denominador da normalização.

O intervalo temporal da série de dados completa usada é horário e representa o período de janeiro de 1999 a agosto de 2017, totalizando 163.611 horas. Para verificar

como as séries temporais das usinas candidatas se relacionam uma com as outras, a Figura 3.6 mostra a distribuição da correlação de Pearson entre cada uma delas e a demanda do sistema. É bastante claro que as usinas fotovoltaicas apresentam uma alta correlação entre si, com seu valor mínimo em 0,6, o que é esperado dado que elas atuam sempre no mesmo período do dia. Elas também apresentam uma correlação positiva com a demanda do sistema, embora não muito elevada, entre 0,19 e 0,30. Nesse quesito de correlação com a carga, em comparação com a tecnologia eólica, a tecnologia fotovoltaica se mostra mais vantajosa, pois apenas duas de 55 eólicas (aproximadamente 4%) têm maior correlação com a demanda do que a pior usina fotovoltaica.

A Figura 3.7 detalha um pouco mais essa análise das correlações e mostra, no caso de usinas da mesma tecnologia, como a correlação entre os pares de usinas se comporta com o aumento da distância física entre elas. Tanto no caso de fotovoltaicas

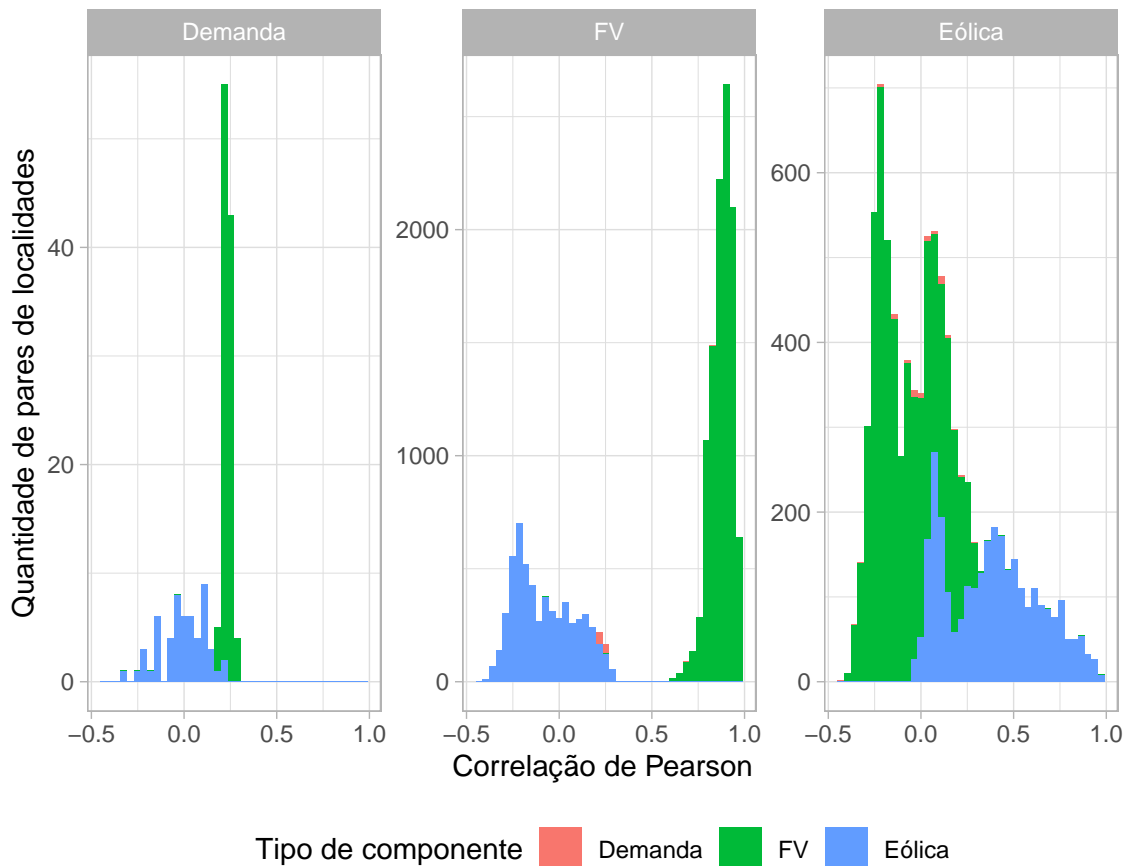


Figura 3.6: Histograma da correlação de Pearson entre a demanda e as usinas renováveis candidatas usadas neste estudo. Os valores de correlação dos pares estão agrupados nos painéis de acordo com o tipo do primeiro componente — demanda (esquerda), fotovoltaica (centro) ou eólica (direita) — e em diferentes cores de acordo com o tipo do segundo componente do par.

como no caso de eólicas, a correlação diminui com o aumento da distância. Entretanto, essa diminuição é muito mais pronunciada com as eólicas. É esperado que as fotovoltaicas mantenham uma correlação relativamente alta mesmo a grandes distâncias, visto que o principal fator que determina a geração fotovoltaica é a radiação solar na atmosfera. As condições climáticas também influenciam na disponibilidade de recurso solar, mas em menor escala. Assim, a correlação se mantém alta, pois a radiação varia pouco de acordo com mudança na longitude e, menos ainda, na latitude.

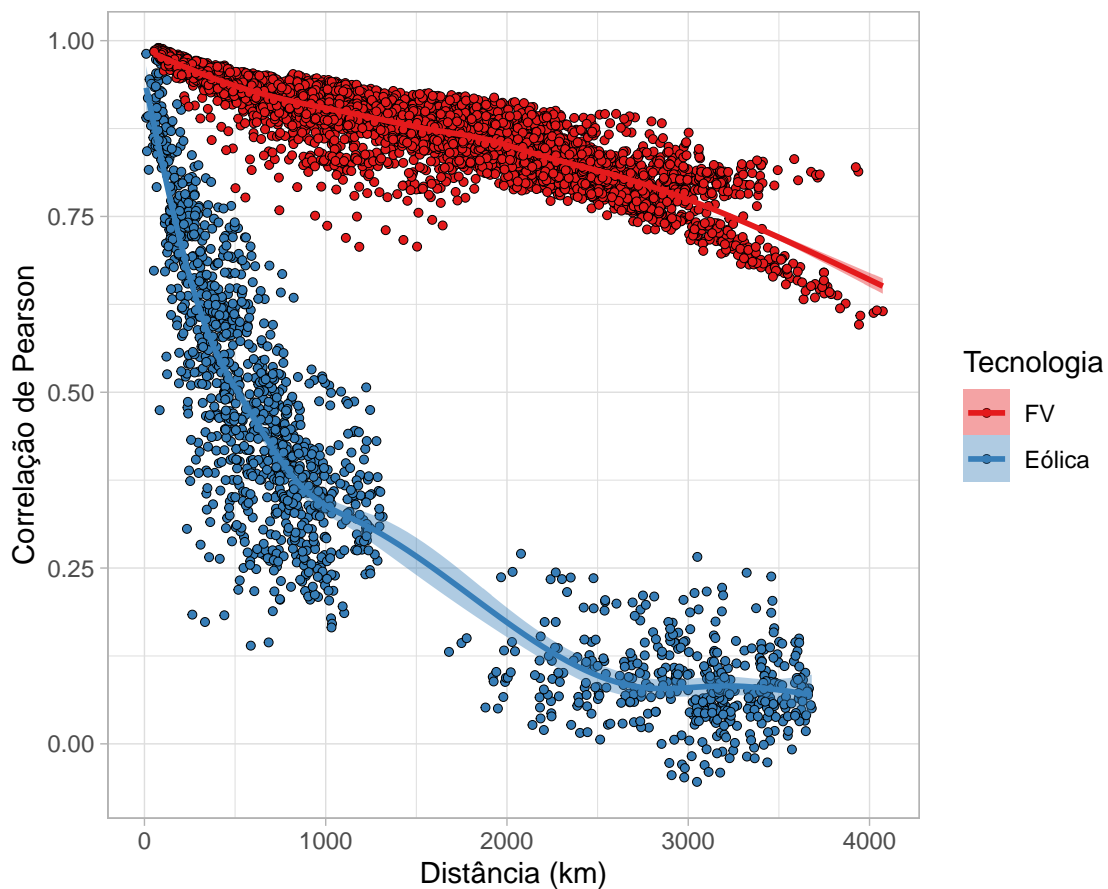


Figura 3.7: Correlação entre as usinas de todas as localidades da mesma tecnologia em função da distância, em quilômetros, entre elas.

3.5.2 Séries de tecnologias controláveis

Para as usinas termelétricas e os sistemas de armazenamento, foram criadas as séries temporais tendo como base cada uma das usinas renováveis usadas e a demanda do sistema, aplicando-se as metodologias apresentadas na Seção 3.4.

No caso das termelétricas, foram definidos três patamares mínimos (G_{min}), ou seja, há três usinas termelétricas binárias por usina renovável. Os valores dos patamares mínimos foram definidos nos valores 10%, 30% e 60%. Isso significa que a primeira usina vai atuar sempre que a geração renovável for menor do que 10% do total. A última, sempre que a geração da usina renovável de referência for menor do que 60% do total. No caso dos sistemas de armazenamento, foram rodadas otimizações considerando eficiência de ciclo completo (η) de 85% e com três tamanhos de armazenamento distintos: 1 hora, 5 horas e 25 horas.

Assim, no total são 480 séries de termelétricas candidatas e 480 séries de sistemas de armazenamento candidatos, pois há 160 usinas renováveis candidatas: 55 eólicas, 104 fotovoltaicas, além da **DemandGen**, a usina que representa a demanda do sistema. Além dessas, para efeito de comparação, também adicionou-se uma série temporal representando uma termelétrica totalmente inflexível, cuja geração é sempre igual à capacidade instalada²⁵.

3.5.3 Custos e outros parâmetros

Apesar de ser possível definir custos de investimento e O&M diferentes para cada usina, nas análises desta tese, considera-se que as usinas de uma mesma tecnologia têm os mesmos custos fixos e variáveis, conforme os valores mostrados na Tabela 3.1, que são oriundos do Plano Decenal de Expansão (PDE) 2029 (MME, EPE, 2020).

Tabela 3.1: Custos de usinas por tecnologia. Fonte: PDE 2029 (EPE, 2019).

Tecnologia	Custo de investimento (R\$/kW)	Custo de O&M (R\$/kW/ano)	Custo variável (R\$/MWh)
Eólica	4.800,00	90,00	0,00
Fotovoltaica	3.500,00	50,00	0,00
Termelétrica	2.700,00	240,00	439,00
Termelétrica inflexível	3.000,00	140,00	272,00
Bateria (3 horas)	6.000,00	60,00	0,00

²⁵ Cabe ressaltar que, tanto no caso desta termelétrica inflexível como em todas as outras usinas, não estão sendo consideradas as indisponibilidades forçadas e programadas.

Com base nesses parâmetros, foram calculados os custos nivelados para cada usina candidata²⁶, considerando taxa de desconto de 8% e vida útil que, no caso dessas tecnologias, é sempre de vinte anos, conforme o PDE 2029.

No caso dos sistemas de armazenamento, os custos considerados referem-se a baterias de íon-lítio. O custo de investimento indicado na tabela é referente a uma bateria com 3 horas de capacidade de armazenamento, ou seja, 3 kWh por kW de potência. Como as capacidades analisadas nesta tese são de 1, 5 e 25 horas de armazenamento, é necessário decompor esse custo entre as características de potência e energia da bateria para se estimar o valor, em R\$/kW, para cada uma dessas configurações.

Para isso, usou-se a projeção de custos elaborada pelo NREL (*National Renewable Energy Laboratory*) (NREL, 2021). De acordo com essa base de dados, o custo das baterias é decomposto em dois componentes: de energia (*CE*), dado em \$/kWh, e de potência (*CP*), dado em \$/kW. Desse modo, o custo total da bateria (*CTB*), em \$/kW, é dado pela fórmula (45), onde *D* é a capacidade de armazenamento, em horas.

$$CTB = CP + D \cdot CE \quad (45)$$

Considerando os valores projetados pelo NREL de 2021 a 2030, nos cenários *avançado*, *moderado* e *conservador*, o *CP* corresponde, em média, a 25% do custo total de um sistema com três horas de armazenamento. Portanto, considerando o *CTB* de R\$ 6.000/kW, conforme Tabela 3.1, o *CP* equivale a R\$ 1.500/kW e o *CE* a R\$ 1.500/kWh. Com esses parâmetros, é possível usar a equação (45) para estimar o custo das configurações usadas neste estudo, que são 3.000, 9.000 e 39.000 R\$/kW para 1, 5 e 25 horas de capacidade, respectivamente.

Ainda no caso específico dos sistemas de armazenamento, cabe observar que, por não ser uma fonte de geração, não há propriamente fator de capacidade (FC) e custo nivelado de eletricidade (LCOE). Porém, na formulação apresentada na Seção 3.1, essas

²⁶ O custo nivelado (*Levelized Cost of Electricity* – LCOE) representa o custo equivalente da energia proveniente de uma usina, considerando todos os seus custos e toda a energia a ser produzida ao longo de sua vida útil. Mais detalhes sobre essa métrica e a forma de calculá-la podem ser encontrados em (SHORT, PACKEY, *et al.*, 1995, cap. 4)

informações são necessárias como dado de entrada do modelo. Entretanto, o fato de não ter FC e LCOE propriamente não impede a aplicação dessa formulação, pois, conforme mostrado na função objetivo (23), os custos são convertidos para \$/ano e esse é o valor minimizado. Dessa forma, desde que se use valores de FC e LCOE que sejam consistentes entre si, eles representarão o custo anual da tecnologia na configuração usada. Deve-se apenas evitar usar a média simples da série temporal para estimar o fator de capacidade, pois esse valor tende a ser próximo de 0 — ou até 0 no caso de um sistema de armazenamento sem perdas —, o que pode trazer problemas numéricos no processo de otimização. Neste caso, para calcular esses parâmetros, foi usada a média dos valores positivos na saída dos sistemas de armazenamento, o que corresponde à operação no modo descarregamento. Observa-se que essa forma de cálculo é muito semelhante ao custo nivelado de armazenamento (*Levelized Cost of Storage* – LCOS) em que é considerada a razão entre todos os custos dos sistemas de armazenamento e a energia descarregada (JÜLCH, 2016, SCHMIDT, MELCHIOR, *et al.*, 2019).

3.6 Cenários

Na Tabela 3.2 são apresentados os cenários usados, sendo que cada cenário corresponde a uma formulação ou melhoria incorporada à metodologia. Cada cenário será referido por uma abreviação composta por três partes descritivas. A primeira parte indica o que está sendo otimizado, além do desvio padrão, para se obter a fronteira eficiente. O valor **G** indica que a maximização da geração esperada e o valor **C** indica a minimização do custo esperado. A segunda parte, após o hífen, indica qual parâmetro é mantido fixo em todos os portfólios da fronteira eficiente. Essa parte pode assumir os valores **Cap** (capacidade instalada), **Gen** (geração esperada) e **CVaR** (valor esperado das piores séries). Por fim, a última parte, em sobrescrito, indica qual o tipo de demanda usada e seus valores podem ser **Flat**, para demanda constante ou inexistente, ou **Dem**, para o uso da curva de carga observada.

Para evitar uma explosão de cenários e avaliações, os valores de β e ω (restrição (29)) usado nos modelos **C-CVaR** não serão alterados e foram definidos como 5% e 0 MW, respectivamente. Isso significa que a média do balanço energético dos 5% piores instantes é igual a 0.

Tabela 3.2: Descrição dos cenários.

Cenário	Descrição	Função objetivo	Restrição fixa	Demanda
G-Cap^{Flat}	Formulação tradicional	Maximizar geração	Capacidade instalada do portfólio	Constante ou inexistente
G-Cap^{Dem}	Formulação tradicional com curva de carga	Maximizar geração	Capacidade instalada do portfólio	Curva de carga observada
C-Gen^{Flat}	Inclusão dos custos das usinas	Minimizar custo	Geração esperada do portfólio	Constante ou inexistente
C-Gen^{Dem}	Inclusão dos custos das usinas com curva de carga	Minimizar custo	Geração esperada do portfólio	Curva de carga observada
C-Gen-B^{Flat}	Sensibilidade com custos das usinas fotovoltaicas a metade do valor de referência	Minimizar custo	Geração esperada do portfólio	Constante ou inexistente
C-CVaR^{Flat}	Balanço energético a um dado nível de risco	Minimizar custo	Média do balanço energético das 5% piores séries	Constante ou inexistente
C-CVaR^{Dem}	Balanço energético a um dado nível de risco com curva de carga	Minimizar custo	Média do balanço energético das 5% piores séries	Curva de carga observada

3.7 Diversificação

É importante verificar o grau de diversificação de cada portfólio resultante da otimização dos modelos avaliados. Considerando cada tecnologia e localidade como uma usina diferente, as seguintes métricas serão calculadas para cada portfólio resultante das otimizações.

3.7.1 Números de Hill de ordem 1 e 2

Para mensurar a diversidade (ou número efetivo de usinas), serão usados os Números de Hill de ordem 1 e 2 (1D e 2D). O número de Hill de ordem 2 é definido como o inverso do índice *HHI* (equação (9)), enquanto 1D é a exponencial da entropia de Shannon (equação (11)). Nesses casos, definiu-se a participação relativa de cada usina (w_i) como a geração esperada da usina sobre a geração total do portfólio.

3.7.2 Distância média

Como discutido na Seção 2.4.3, os números de Hill não medem a disparidade do sistema. Desta forma, para medir a diversidade considerando as suas três dimensões, será usado um índice baseado na métrica Δ (ver Seção 2.4.3) e que equivale a uma medição da distância euclidiana (DE) média entre os elementos. A formulação usada é mostrada em (46) e difere um pouco da apresentada na equação (13), pois aqui se usa toda a matriz de elementos d_{ij} , não apenas a metade superior da matriz, além de considerar os parâmetros α e β iguais a 1.

$$DE = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N d_{ij} w_i w_j \quad (46)$$

Onde d_{ij} é a distância euclidiana entre as usinas i e j e w_i é o peso da usina i na composição da carteira.

Além da distância euclidiana, como estamos comparando usinas em diferentes localidades e cujo perfil de geração sofre influência do local em que a usina é instalada, convém também analisar a distância geográfica média (DG). Ou seja, qual a distância média ponderada, em km, entre as usinas que compõem o portfólio. A fórmula (47) para o cálculo desse índice é idêntica à do índice anterior, trocando apenas o uso da distância euclidiana pela distância geográfica (D_{ij}) entre as usinas i e j . A distância geográfica foi calculada com base na latitude e longitude de cada usina.

$$DG = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N D_{ij} w_i w_j \quad (47)$$

3.8 Ferramentas usadas

O modelo foi desenvolvido usando a linguagem de programação R (R CORE TEAM, 2020) e o *solver* CPLEX. O código-fonte está disponível em github.com/tuberculo/Tese-Portfolio.

O processo para encontrar a fronteira eficiente foi realizado da seguinte forma. Primeiro encontra-se o ponto com a maior variância. Isto é feito se retirando do problema de otimização a restrição que limita a variância. Após isso, calcula-se o portfólio com menor variância. Para isso, muda-se a função objetivo para a minimização da variância. Com base nos valores mínimo e máximo de variância e, portanto, de

desvio padrão, são rodadas 51 iterações do problema de otimização incrementando a restrição de valor do desvio padrão (σ_P).

4 Resultados

A seguir, serão apresentados os principais resultados obtidos em cada uma das metodologias propostas. Cada alteração na metodologia será analisada individualmente e a próxima alteração será analisada já considerando as alterações mostradas anteriormente. Dessa forma, pode-se observar melhor o impacto decorrente de cada mudança na metodologia.

Como cada modelo tem diferentes restrições fixas — como capacidade, geração esperada e outros — os resultados entre os diferentes modelos não podem ser comparados diretamente. Portanto, para fazer as comparações, os valores de geração esperada são normalizados de forma a representar o fator de capacidade esperado do portfólio. O desvio padrão também deve ser normalizado e, a menos que seja indicado diferente, será dado pelo desvio padrão da geração dividido pela capacidade instalada total do portfólio. Nos casos em que se mostram os custos, a não ser que seja indicado de forma diferente, é dado o custo nivelado (LCOE) médio do portfólio, ou seja, o custo anual dividido pela geração esperada anual do portfólio.

Este Capítulo está dividido em duas seções. A Seção 4.1 apresenta os resultados das inovações metodológicas na formulação do problema apresentadas nas Seções 3.1, 3.2 e 3.3 e considera apenas as fontes renováveis variáveis — fotovoltaica e eólica — como candidatas aos portfólios ótimos. Na Seção 4.2, encontram-se os resultados considerandos também as tecnologias controláveis.

4.1 Fontes renováveis: eólica e fotovoltaica

4.1.1 Minimização de custos

A Figura 4.1 traz as fronteiras eficientes obtidas com a formulação tradicional — isto é, maximização de fator de capacidade ($G\text{-Cap}^{\text{Flat}}$) — e as obtidas com a formulação de minimização de custo ($C\text{-Gen}^{\text{Flat}}$ e $C\text{-Gen-B}^{\text{Flat}}$). O ponto onde o coeficiente de variação (CV) atinge o menor valor na formulação tradicional é destacado na figura. Conforme explicado na Seção 3.1 e demonstrando no Apêndice A, este ponto também corresponde ao portfólio com o menor desvio padrão na formulação de minimização de custo.

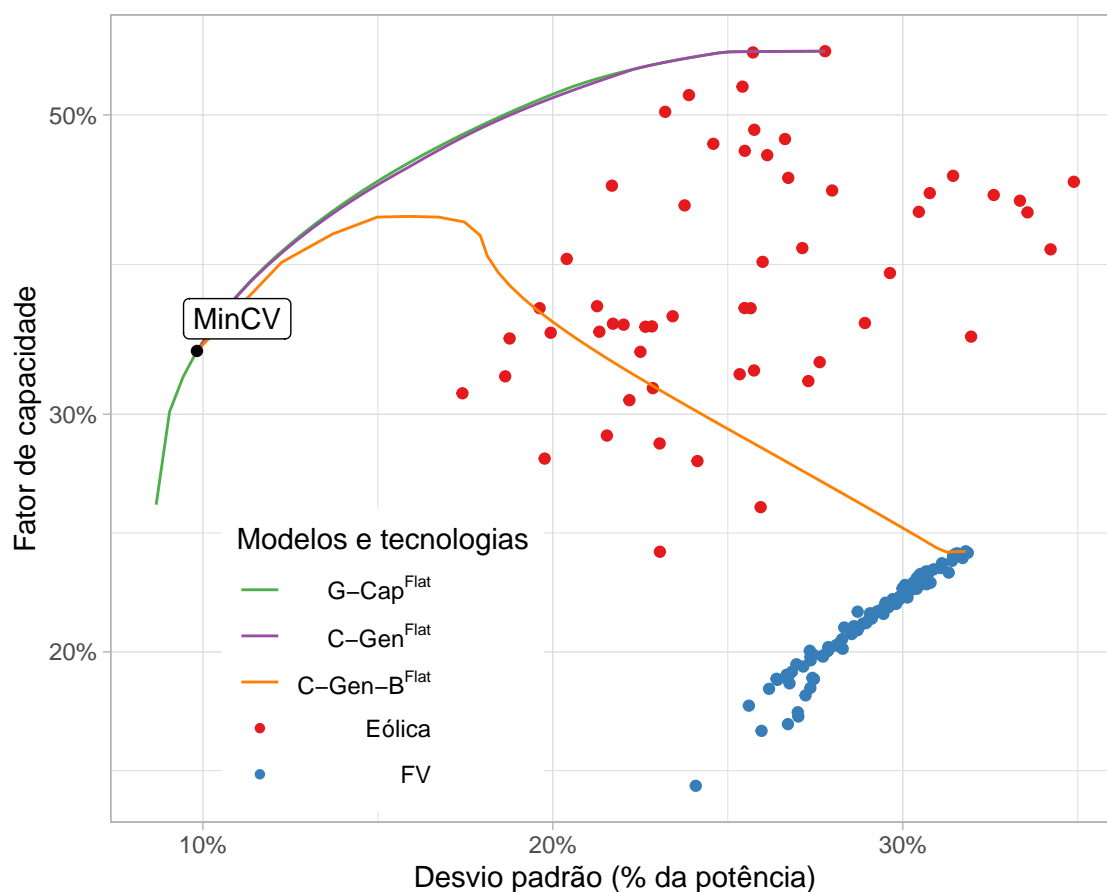


Figura 4.1: Comparação de fronteiras eficientes considerando o fator de capacidade médio do portfólio e o desvio padrão. O desvio padrão é dado em percentual da capacidade instalada do portfólio.

Através dos pontos coloridos, também são mostradas as características de cada usina candidata, ou seja, qual o seu desvio padrão e seu fator de capacidade, sendo possível observar como as características das carteiras na fronteira eficiente se

comparam com a característica de cada usina individualmente. As usinas eólicas apresentam grande dispersão nos valores de fator de capacidade e desvio padrão, não apresentando nenhuma relação clara entre desvio padrão e FC. Já as fotovoltaicas apresentam uma relação quase linear em que quanto maior o fator de capacidade, maior o desvio padrão.

O portfólio com o maior risco corresponde à carteira formada integralmente pela usina com maior fator de capacidade, como era de se esperar. Outra constatação é que os portfólios resultantes do modelo **G-Cap^{Flat}** têm sempre fator de capacidade maior ou igual aos do modelo **C-Gen^{Flat}** para um mesmo desvio padrão. Esse é o resultado esperado, tendo em vista que o modelo **G-Cap^{Flat}** define a fronteira eficiente em relação a esses parâmetros, portanto não existem portfólios que superem, nesses quesitos, os que compõem a fronteira.

Com as características das usinas candidatas usadas, a fronteira eficiente obtida na formulação que minimiza o custo do portfólio (**C-Gen^{Flat}**) é visualmente bastante semelhante à fronteira da formulação tradicional (**G-Cap^{Flat}**). As maiores diferenças ocorrem na região com valores intermediários de desvio padrão. O principal motivo para essa semelhança entre os resultados é que a diferença de custos entre as tecnologias eólica e fotovoltaica é pequena, dadas as premissas mostradas na Tabela 3.1. Apesar de o custo de investimento da tecnologia fotovoltaica ser menor do que da eólica, ela tem, em geral, um menor fator de capacidade, de modo que o custo nivelado se torna maior.

O fato dos resultados serem semelhantes neste caso não significa que a inclusão do custo na formulação é uma alteração metodológica com pouco impacto, pois os resultados podem variar bastante, principalmente se os custos das usinas forem muito diferentes. Para comprovar isso, foi feita uma análise de sensibilidade considerando a tecnologia fotovoltaica com a metade do custo de referência, de modo a tornar essa tecnologia sensivelmente mais barata do que a eólica. Esse cenário foi chamado de **C-Gen-B^{Flat}** e pode ser visto na Figura 4.1. Neste caso, os resultados se tornam bastante diferentes dos obtidos em **G-Cap^{Flat}**, inclusive com um comportamento atípico em que a curva da fronteira eficiente reduz o fator de capacidade com o aumento da variância.

Observa-se que os dois cenários que minimizam custo compartilham o mesmo portfólio de menor risco, pois neste caso o custo não é otimizado²⁷, portanto a solução de menor risco será sempre a mesma, independentemente dos custos considerados. Esse ponto de menor risco também corresponde ao portfólio de mínimo CV no cenário **G-Cap^{Flat}**. As diferenças entre as fronteiras aumentam à medida que aumenta o desvio padrão, ou seja, à medida que o peso do objetivo minimizar a variância se torna menor em relação ao outro objetivo: maximizar FC ou minimizar custo. Com isso, nos cenários **G-Cap^{Flat}** e **C-Gen^{Flat}**, a carteira com maior risco converge para a usina com maior fator de capacidade, que é uma eólica e também é a usina com menor custo. Já no cenário **C-Gen-B^{Flat}**, a carteira com maior risco converge para a usina com menor custo que, neste caso, é a fotovoltaica com maior fator de capacidade.

A Figura 4.2 também mostra as fronteiras eficientes, sendo que neste caso os eixos representam os parâmetros otimizados no cenário **C-Gen^{Flat}** — custo médio da energia do portfólio e desvio padrão em relação à geração esperada —, diferentemente da figura anterior em que os eixos são os parâmetros otimizados na formulação tradicional (**G-Cap^{Flat}**) — fator de capacidade e desvio padrão em relação à capacidade instalada. As características individuais das usinas candidatas também são mostradas para comparação com os portfólios das fronteiras eficientes, onde se observa que o custo nivelado das usinas fotovoltaicas é semelhante ao das eólicas mais caras. O cenário **C-Gen-B^{Flat}** não é mostrado na Figura 4.2 porque os custos usados como premissa diferem, de modo que a comparação das carteiras pelo custo não pode ser realizada.

²⁷ Trata-se do ponto em que apenas um dos objetivos é otimizado, neste caso, a variância. O outro extremo da fronteira corresponde ao ótimo considerando apenas o outro objetivo, neste caso o custo.

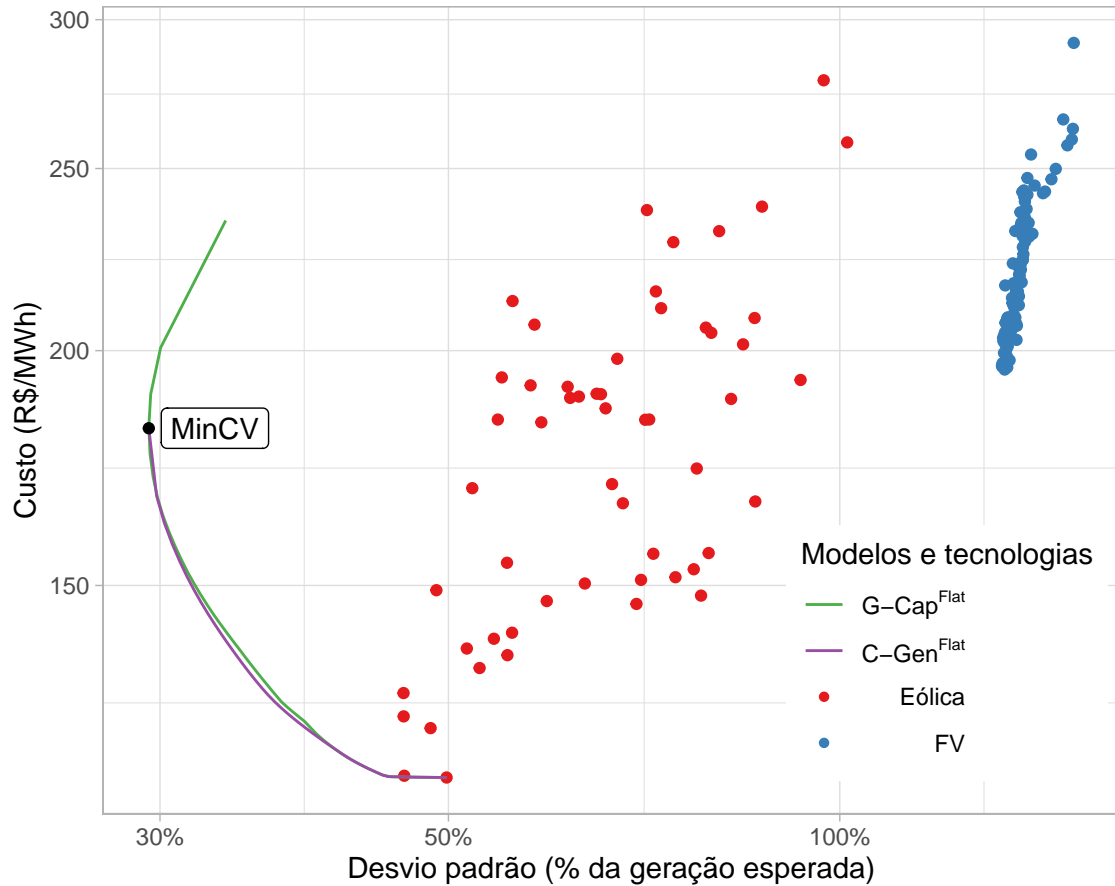


Figura 4.2: Comparação de fronteiras eficientes considerando o custo médio do portfólio e o desvio padrão normalizado pela geração esperada. O custo médio de cada portfólio é dado pela média ponderada do custo de todas as usinas que o compõem. Para facilitar a visualização, ambos os eixos estão em escala logarítmica.

Os portfólios do modelo **C-Gen^{Flat}** definem a fronteira eficiente em termos de custo e, portanto, seus custos são sempre menores ou iguais aos do modelo **G-Cap^{Flat}** (ou qualquer outro portfólio possível) para o mesmo desvio padrão. Essa figura também fornece um exemplo visual do motivo pelo qual as carteiras do modelo **G-Cap** com desvio padrão menor do que carteira com menor coeficiente de variação não fazem parte da fronteira eficiente do modelo **C-Gen** (ou de qualquer outra formulação com geração esperada fixa). Torna-se evidente que, para esses portfólios, apesar de o desvio padrão em relação à capacidade ser baixo, o desvio padrão em relação à geração esperada é mais alto do que de outros portfólios com menores custos.

Para analisar com mais detalhes a composição dos portfólios em cada modelo, a Figura 4.3 traz a participação relativa da capacidade instalada das usinas fotovoltaicas

ao longo das fronteiras eficientes. Em relação ao modelo tradicional, ao mudar a função objetivo para minimização de custos, há uma maior participação da fonte fotovoltaica nos portfólios com menor risco, devido ao menor custo por capacidade dessa fonte. No entanto, essa vantagem do custo não é suficiente para alterar portfólios com maiores valores de desvio padrão e, nesses casos, ambas as fronteiras coincidem. Porém, na sensibilidade em que as fotovoltaicas experimentam uma grande redução de custos ($C-Gen-B^{Flat}$), a tendência passa a ser o aumento da participação de FV com o aumento do risco aceitável.

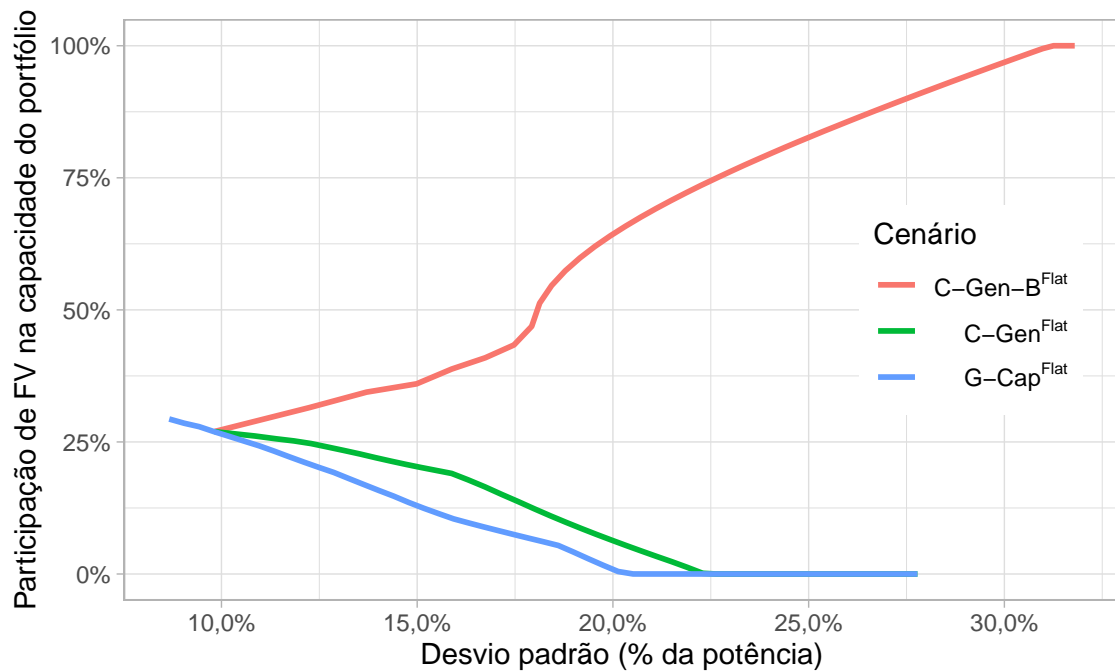


Figura 4.3: Comparação da composição dos portfólios entre os diferentes modelos para diferentes valores de desvio padrão normalizado pela capacidade instalada.

Em resumo, pode-se concluir que a alteração na formulação proposta nesta Seção traz benefícios ao incorporar ao modelo informações relevantes para a tomada de decisão e não apresenta nenhum impacto em termos de complexidade computacional. Além disso, esta metodologia ainda apresenta a vantagem adicional de não considerar os portfólios com desvio padrão menor do que o desvio padrão do portfólio com menor valor de coeficiente de variação (**MinCV**) como parte da fronteira eficiente, pois essa redução no desvio padrão é devido principalmente ao baixo fator de capacidade dessas carteiras.

4.1.2 Incorporação da curva de carga

As alterações na composição dos portfólios que integram a fronteira eficiente após a incorporação da curva de carga do sistema como um parâmetro do modelo, conforme detalhado na Seção 3.2, serão analisadas nesta Seção. Para comparar os resultados obtidos com os modelos sem a curva de carga, a Figura 4.4 mostra os parâmetros de fator de capacidade e desvio padrão considerando apenas as usinas que compõem a carteira, desconsiderando o desvio padrão da demanda mesmo no caso em que esse parâmetro era parte da otimização. Conforme pode ser observado, os portfólios resultantes tendem a ter maior desvio padrão para um dado FC do que os portfólios calculados para sistemas sem a consideração da curva de carga. Isso ocorre porque, nesta nova formulação, a otimização busca portfólios com variações na geração que acompanhem a variação da demanda, diferentemente da formulação antiga que busca portfólios sem nenhuma variação na geração.

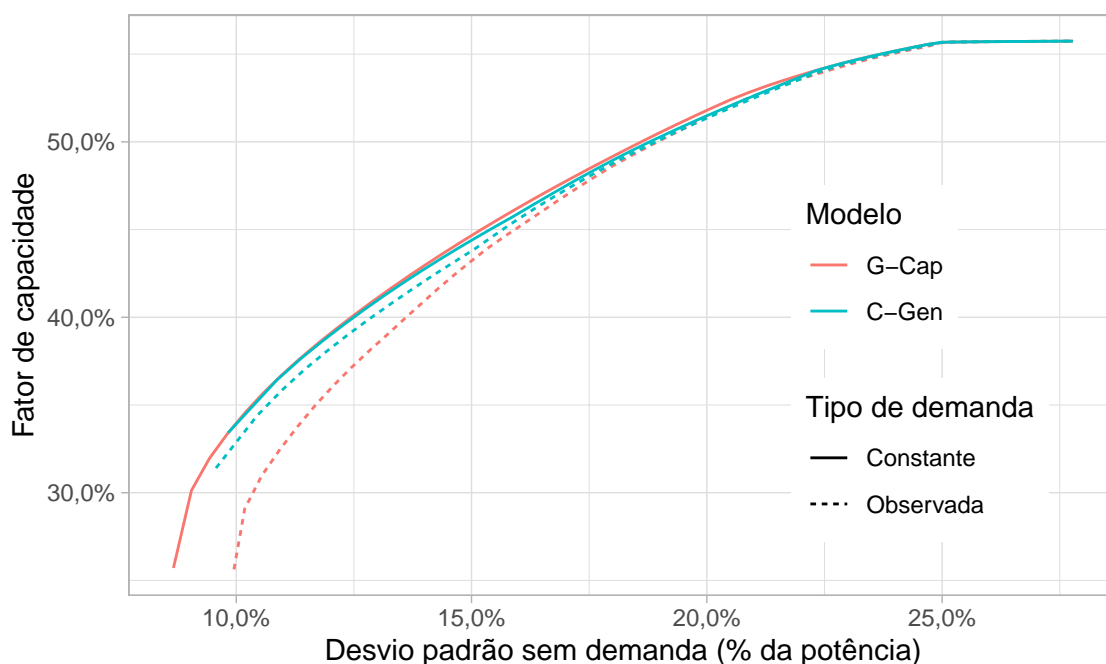


Figura 4.4: Fronteiras eficientes para os modelos **G-Cap** e **C-Gen** com e sem a incorporação da demanda do sistema. Para que a comparação coerente, o desvio padrão e o fator de capacidade desta figura foram calculados sem a contribuição da demanda do sistema.

Outra característica de destaque é que o aumento do desvio padrão é mais pronunciado no modelo **G-Cap** do que no modelo **C-Gen**. O motivo é que os pesos relativos da demanda em relação ao portfólio são definidos de forma diferente,

conforme explicado na Seção 3.2. No caso do modelo **G-Cap**, os portfólios têm a capacidade instalada igual à do gerador **DemandGen**. Já no caso do modelo **C-Gen**, a geração esperada dos portfólios resultantes é igual à demanda média. Com os fatores de capacidade dos portfólios da fronteira eficiente e o FC da **DemandGen**, o peso da demanda no modelo **C-Gen** é menor do que no modelo **G-Cap**. Assim, a participação relativa da demanda em relação ao portfólio é menor no caso de minimização de custos (**C-Gen**) e, portanto, nesse caso o aumento do desvio padrão é menos acentuado do que no modelo tradicional (**G-Cap**).

No estudo de caso específico aqui detalhado, com base no sistema brasileiro, a demanda de ponta do sistema elétrico tende a ser no horário da tarde, ou seja, há uma correlação positiva entre a demanda e a geração das usinas fotovoltaicas, conforme pode ser comprovado na Figura 3.6. Por esse motivo, espera-se uma maior participação das usinas fotovoltaicas com a inclusão desta alteração metodológica. De acordo com a Figura 4.5, isso realmente é o que acontece, inclusive no modelo **C-CVaR**, cujos resultados serão mostrados com mais detalhes na próxima Seção. A participação máxima de fotovoltaica aumenta por volta de 2 pontos percentuais nos cenários **C-CVaR** e **C-Gen** e 10 pontos percentuais no cenário **G-Cap**. O aumento da participação de fotovoltaica só não é observado nos portfólios com desvio padrão mais alto, pois nesses casos o objetivo dominante é a maximização da geração, ou minimização do custo, em detrimento ao outro objetivo, minimização da variância.

Da mesma forma que a alteração metodológica anterior, esta mudança não traz nenhum impacto na dificuldade computacional para encontrar as carteiras da fronteira eficiente. Trata-se de uma melhoria que torna as carteiras resultantes mais adequadas para o atendimento da demanda do local que o sistema estará inserido, sendo, portanto, uma melhoria de simples aplicação e com bons resultados.

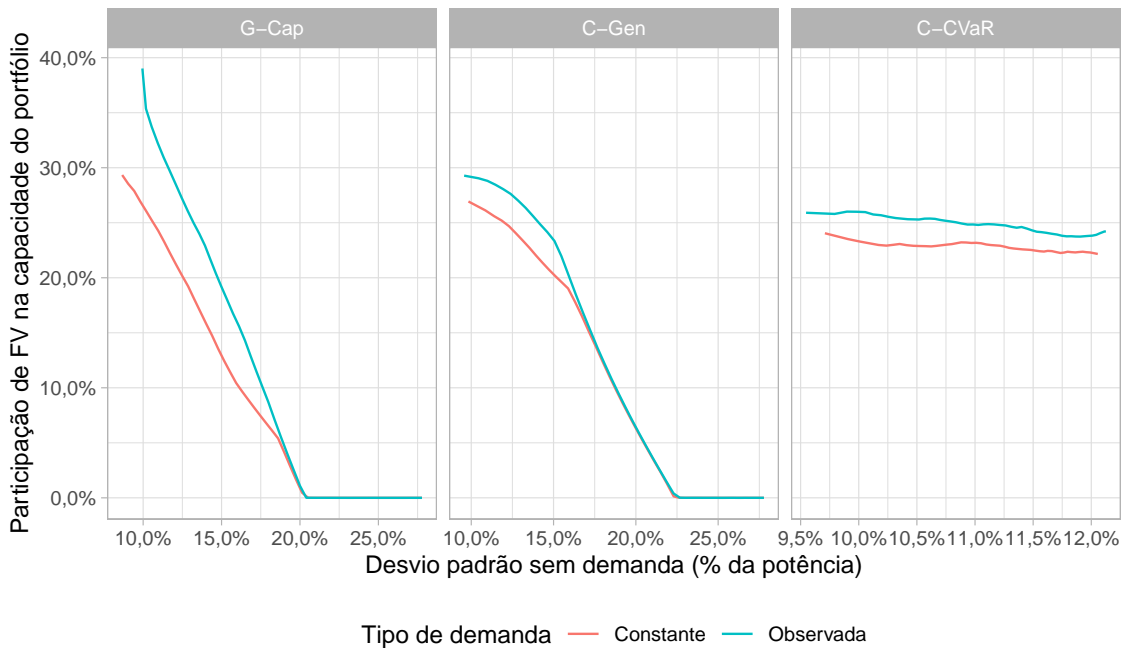


Figura 4.5: Participação da fonte fotovoltaica em relação à capacidade instalada total do portfólio.

4.1.3 Risco de não-atendimento à demanda

Com a incorporação das restrições correspondentes a manter um valor mínimo do CVaR do balanço de energia, a primeira constatação obtida a partir dos resultados desta formulação é que a fronteira eficiente tem um comprimento muito menor do que a fronteira eficiente resultante das metodologias anteriores, conforme pode ser observado na Figura 4.6 — que mostra as fronteiras com relação ao fator de capacidade e desvio padrão normalizado pela capacidade instalada — e na Figura 4.7 — com as fronteiras vistas como otimizado pelo modelo **C-CVaR**: custo e desvio padrão normalizado pela geração esperada. Mais especificamente, apenas os portfólios com desvio padrão baixo, com valores próximos aos menores valores de desvio padrão da fronteira eficiente do modelo **C-Gen**, fazem parte do conjunto de soluções ótimas do modelo **C-CVaR**. Os portfólios com desvio padrão mais alto têm maior geração média (e menor custo), entretanto essa maior geração não traz garantia de um atendimento mais “firme”, com menos probabilidade de ocorrência de situações com baixa geração renovável.

Na Figura 4.7, observa-se que a nova fronteira, em quase todos os pontos, não coincide com as fronteiras anteriores. Isto é, nenhum portfólio considerado ótimo nos modelos **G-Cap** e **C-Gen** está entre os de menor custo para manter um nível maior de

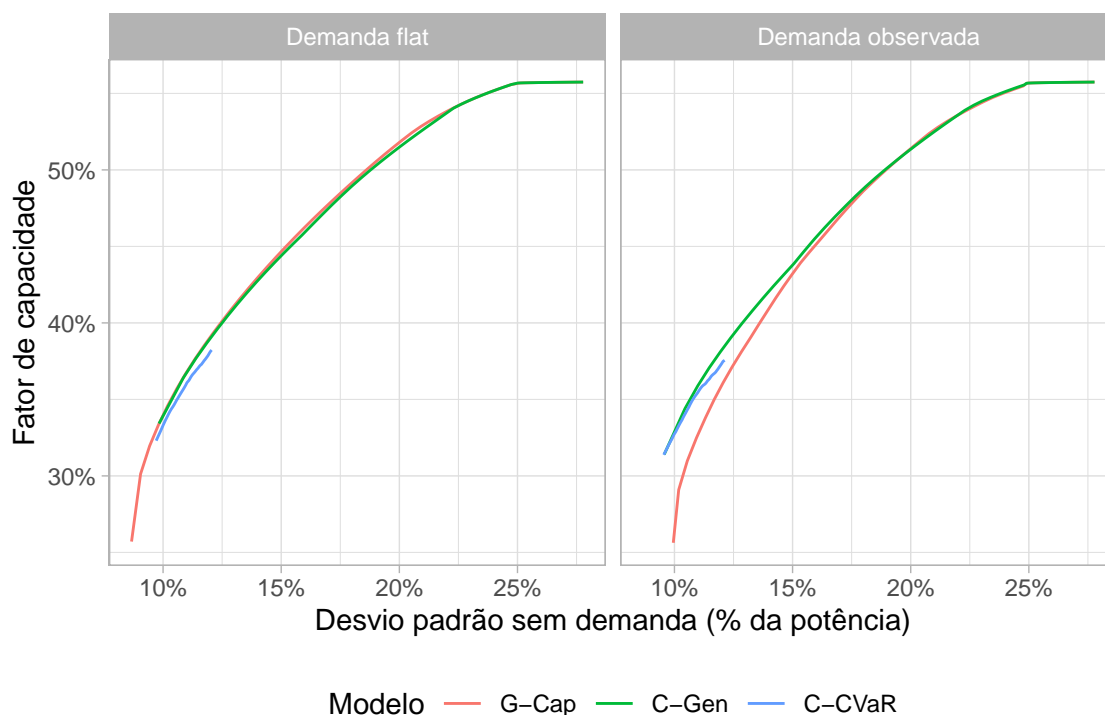


Figura 4.6: Fronteira eficiente em função de fator de capacidade e de desvio padrão normalizado pela capacidade instalada do portfólio para os modelos **G-Cap**, **C-Gen**, **C-CVaR**, com e sem incorporação da demanda.

confiabilidade. A exceção é o portfólio com menor desvio padrão no caso em que a demanda observada é considerada. Com essa nova formulação, os portfólios ótimos têm menor fator de capacidade esperado e também, por consequência, maior custo. Isso mostra que a maximização da geração esperada não garante necessariamente maior probabilidade de a geração ser acima de determinado valor.

Pode-se concluir que a inclusão das restrições relativas ao **CVaR** tiveram um impacto positivo nos resultados. Porém, um ponto negativo dessa formulação, mas que não impede seu uso, é o aumento da complexidade computacional do problema de otimização. Isso ocorre porque cada amostra usada para estimar o valor do CVaR se torna uma restrição adicional ao problema. O aumento de tempo de execução pode variar de acordo com a configuração do computador, o número de amostras usadas e a quantidade de usinas candidatas. Para efeito de comparação, nas simulações feitas para este estudo, foi observado um aumento de aproximadamente 50 vezes no tempo de execução ao usar esta formulação com 3000 amostras.

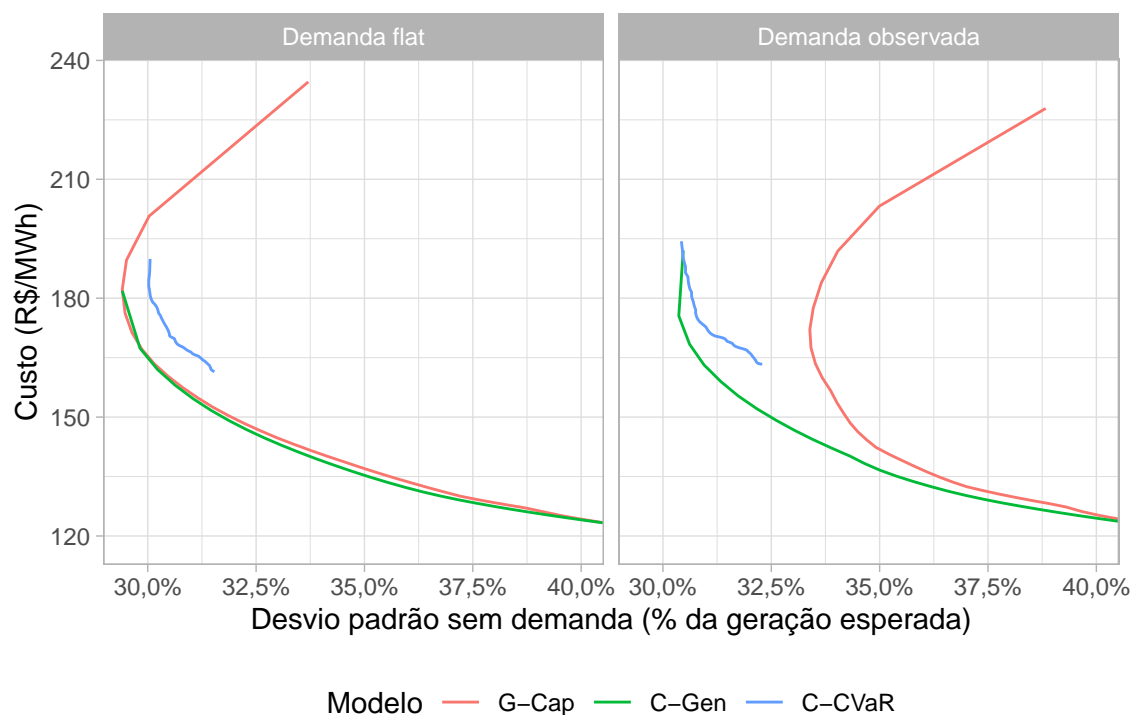


Figura 4.7: Fronteira eficiente em função de custo de geração e desvio padrão normalizado pela geração esperada do portfólio para os modelos **G-Cap**, **C-Gen**, **C-CVaR**, com e sem incorporação da demanda.

4.1.4 Análise da diversificação

Para os modelos **G-Cap** e **C-Gen**, nos cenários compostos apenas por usinas renováveis, o portfólio com maior desvio padrão é composto por uma única usina, sendo essa usina a que tem maior fator de capacidade ou menor custo, dependendo da função objetivo do modelo. A presença de diferentes usinas faz com que o desvio padrão da carteira se reduza. Portanto, portfólios com maior desvio padrão tendem a ser menos diversificados e vice-versa. Conforme pode ser constatado na Figura 4.8, esse comportamento é observado em menor grau no modelo **C-CVaR**, pois apesar de haver uma redução na diversidade com o aumento do desvio padrão, todos os portfólios oriundos desse modelo são relativamente bem diversificados, não havendo nenhum portfólio composto por apenas uma usina.

Em relação ao modelo **C-Gen** comparado com o **G-Cap**, observa-se uma ligeira redução na diversidade em quase todos os índices, para todos os níveis de risco. Já a mudança para o modelo **C-CVaR** tem impacto diferente na diversificação, dependendo se a demanda faz parte da formulação ou não. Sem considerar a demanda, o modelo

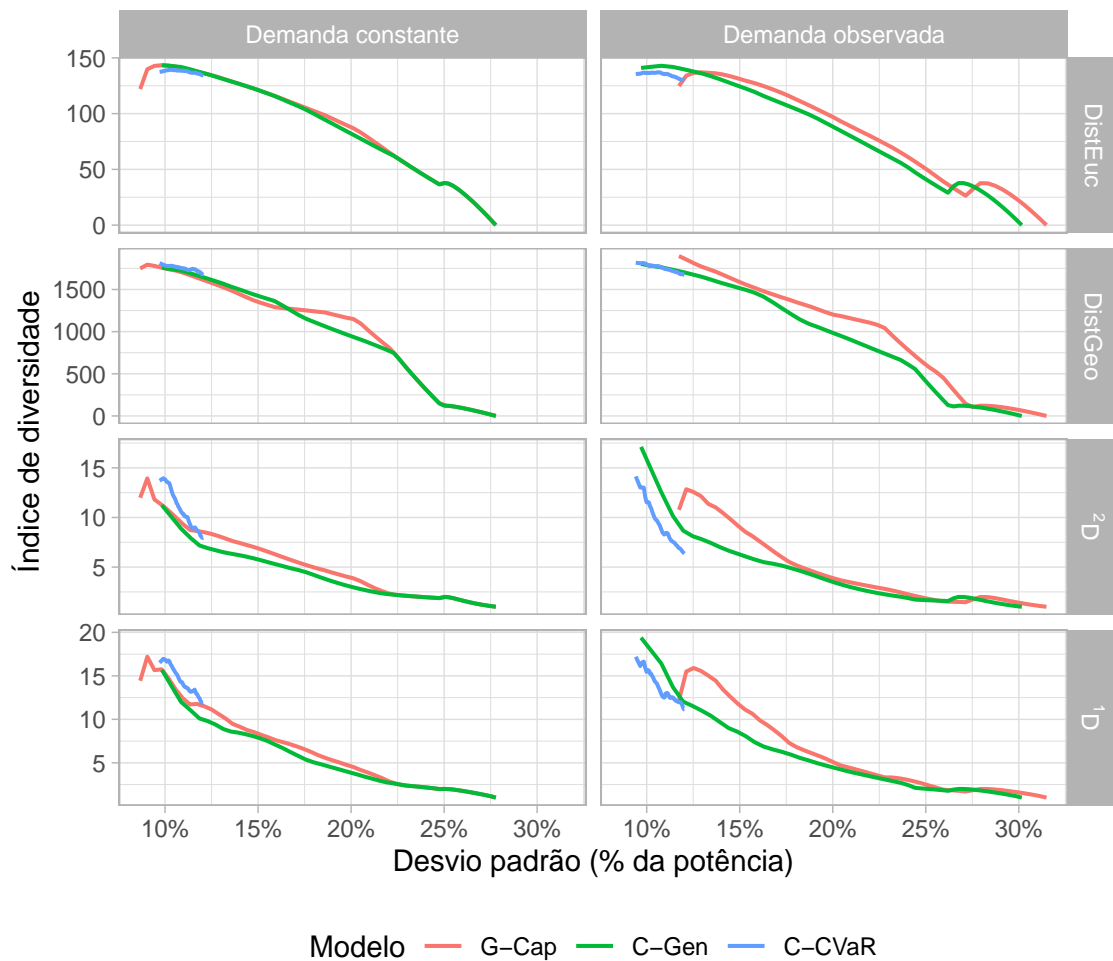


Figura 4.8: Índices de diversidade dos portfólio de cada modelo de acordo com o seu desvio padrão normalizado pela capacidade. DistEuc: distância Euclidiana média da carteira; DistGeo: distância geográfica média da carteira; 2D : Número equivalente de ordem 2; 1D : número equivalente de ordem 1. Os índices são adimensionais, exceto a distância geográfica que é dada em quilômetros (km).

C-CVaR apresenta portfólios mais diversificados que os dos outros modelos. Com a consideração da demanda, os portfólios resultantes são menos diversificados que os dos outros modelos.

No modelo **C-CVaR**, enquanto a diversidade medida pelos números de Hill de ordem 1 e 2 se reduz com o aumento do desvio padrão, a distância Euclidiana média se mantém relativamente estável. Como o número de Hill não mede a disparidade, conclui-se que, com o aumento do desvio padrão, a variedade e o equilíbrio diminuem, enquanto a disparidade aumenta. Em outras palavras, a geração se concentra mais em um menor

número de usinas, porém essas usinas em que os maiores pesos se concentram são as que têm características mais diferentes entre si.

Assim como a distância Euclidiana, a distância geográfica média entre as usinas no modelo **C-CVaR** também é estável e se mantém maior do que 1600 km em todos os portfólios, mostrando como o aproveitamento da complementariedade de usinas distantes umas das outras é importante para reduzir a probabilidade de momentos em que não há baixa geração do conjunto de usinas, ao menor custo. Combinando a geração de usinas localizadas em regiões com diferentes condições climáticas, a probabilidade de a geração total ser maior que a demanda aumenta. No caso de fotovoltaicas, a existência de usinas ao longo do eixo leste-oeste, de Pernambuco ao Acre, faz com que o intervalo de tempo diário com disponibilidade de geração fotovoltaica seja maior. Convém salientar, entretanto, que os modelos consideram a premissa de não haver restrições nem perdas nas linhas de transmissão que, caso fossem consideradas, possivelmente alterariam a distribuição ideal das usinas.

Apesar de os resultados mostrarem a tendência de que quanto menor o risco, maior a diversificação, constatou-se que o nível de diversificação não é o mais alto possível, ao menos em termos de balanço e variedade. Há 159 usinas candidatas, portanto o valor teórico máximo para os índices 1D e 2D é 159, que ocorreria caso todas as usinas tivessem a mesma participação relativa. Nos resultados obtidos, os índices da carteira com maior diversificação são 19,4 e 17,1 para 1D e 2D , respectivamente. Observa-se, portanto, que um sistema diversificado com o intuito de redução de riscos não consiste simplesmente na distribuição igualitária do maior número de usinas possível, mas sim em distribuições que conjuguem usinas com características que se complementem.

Atualmente, a expansão de usinas renováveis variáveis no Brasil tem se concentrado muito em poucas regiões, principalmente no caso das eólicas cuja expansão ocorre quase que completamente na região Nordeste. Aproximadamente 91% da capacidade instalada de eólicas no Brasil se encontra nessa região²⁸ (ANEEL, 2022). Esse fato contrasta com os resultados dos modelos **C-CVaR^{Flat}** e **C-CVaR^{Dem}** que apresentam a participação de eólicas no Nordeste entre 65% e 68% do total da fonte.

²⁸ Dado verificado em novembro de 2022.

Embora os resultados deste estudo de caso devam ser interpretados com certa limitação, pois os dados de geração são de apenas algumas localidades pré-selecionadas com geração estimada por métodos de reanálise, eles mostram como é possível aproveitar melhor o potencial brasileiro de forma a aumentar a energia firme do sistema. Esses resultados também indicam que a contratação de novos empreendimentos unicamente pelo critério de menor preço, como é feito nos leilões de energia no ambiente regulado no Brasil, pode não alcançar a melhor configuração do sistema, dependendo da aversão ao risco dos consumidores.

4.1.5 Grau de semelhança das carteiras ótimas

Com os resultados apresentados até aqui, observou-se como os portfólios obtidos a partir diferentes formulações resultam em diferentes valores em termos de custo e fator de capacidade esperado. Porém, até agora, ainda não se verificou o impacto que as diferentes formulações trazem na própria composição do portfólio, ou seja, como a proporção de cada usina na carteira se altera com as alteações metodológicas dos modelos. Como são centenas de usinas candidatas, torna-se difícil avaliar diretamente a diferença entre os portfólios comparando a participação de cada usina individualmente. Assim, para realizar esta análise, foi obtida a correlação entre os vetores que indicam a composição relativa do portfólio em termos de geração esperada por usina. Foram separadas três carteiras de cada um dos modelos para servir de referência: a carteira com menor desvio padrão da formulação, a com maior desvio padrão da formulação e a com um valor intermediário. A Figura 4.9 mostra, para cada uma dessas carteiras, a amplitude dos valores de correlação dela com todas as outras carteiras eficientes dos modelos **C-CVaR**, **C-Gen** e **G-Cap**.

Observa-se que, ao se analisar a correlação entre os portfólio **C-Gen** e **G-Cap**, há uma grande amplitude nos valores, de 1 até valores próximos de 0. Isso indica que a composição entre os portfólios de alto e de baixo risco varia bastante. Ao se comparar esses modelos com o modelo **C-CVaR**, observa-se que apenas os portfólios de baixo desvio padrão do modelo **C-Gen** mantêm alguma semelhança (alta correlação na composição da carteira) com os portfólios do modelo **C-CVaR**. Isso indica como as novas formulações propostas resultam em portfólios com composições realmente diferentes, que não seriam alcançadas usando a formulação tradicional (**G-Cap**).

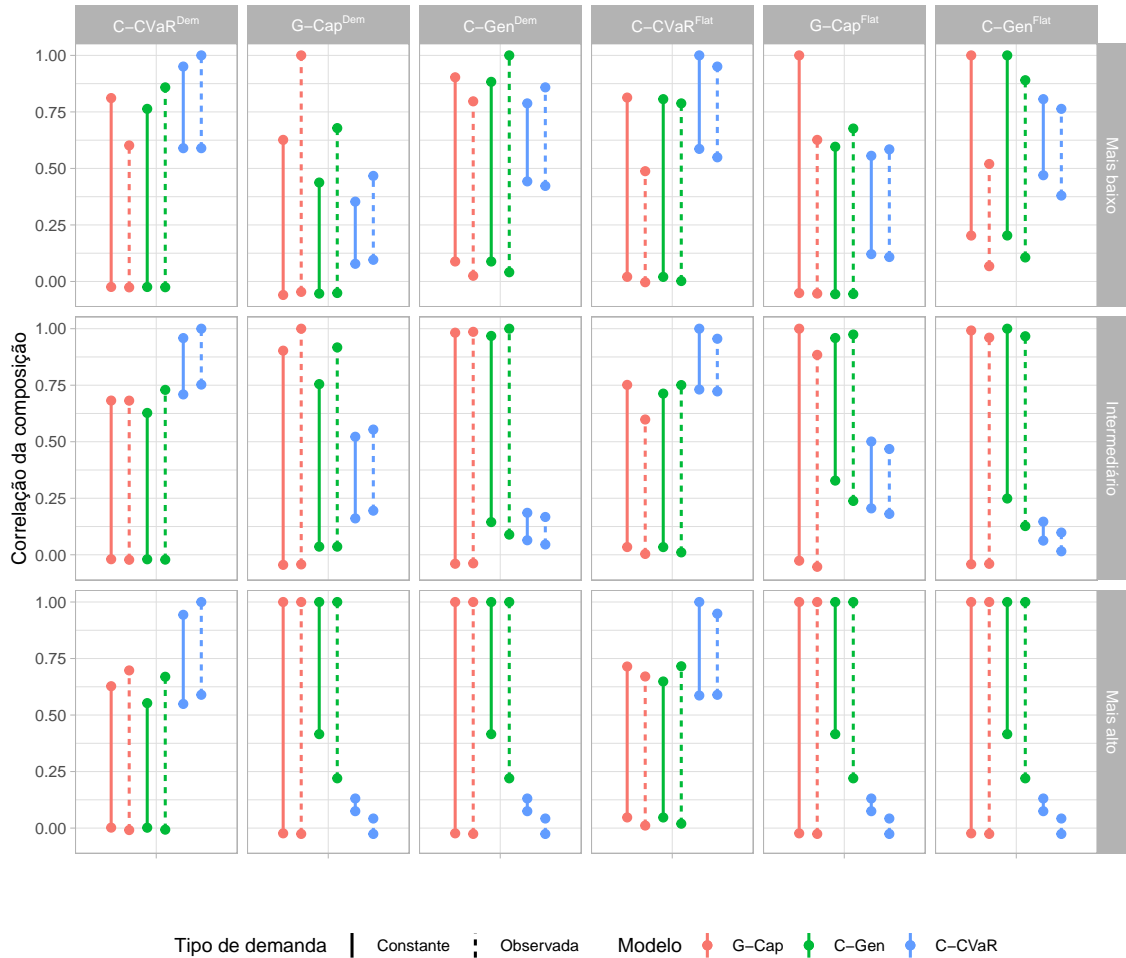


Figura 4.9: Correlação da composição dos ativos nas carteiras com menor desvio padrão, maior desvio padrão e valor intermediário de desvio padrão. Cada linha de painel representa o portfólio com um dos três valores de desvio padrão de referência, cada coluna de painel representa um dos modelos de referência. As linhas indicam a amplitude da correlação entre o portfólio de referência e o modelo indicado pelas cores e tipo da linha.

Por fim, observa-se que a consideração da demanda do sistema na formulação do problema não altera significativamente a composição das carteiras ótimas, na maioria dos casos.

4.1.6 Portfólios de diferentes modelos com o mesmo risco

Até o momento, as comparações entre os diferentes modelos foram feitas normalizando os portfólios para terem a mesma capacidade instalada. Nesta Seção, compararemos os portfólios com um critério diferente: ter a capacidade instalada suficiente para cumprir a restrição de risco usada nas otimizações feitas no estudo de caso com o modelo **CVaR**. Ou seja, sem alterar a proporção relativa entre as usinas,

encontra-se qual a capacidade instalada que todo o portfólio deve ter para que a média do balanço das 5% piores horas seja igual a 0. Qualquer portfólio que tenha geração maior que 0 em todas as horas é capaz (desde que a capacidade instalada seja suficientemente grande) de atender ao critério de atendimento à demanda estabelecido²⁹. O que diferencia essas alternativas é que algumas vão requerer capacidade instalada total muito elevada, tornando-as muito caras. Diferentemente da otimização do modelo **C-CVaR**, que considera apenas uma amostra de 3.000 horas, esta análise é feita considerando todas as 163.611 horas da série de geração.

A princípio, os valores encontrados nesta análise para os modelos **C-CVaR^{Flat}** e **C-CVaR^{Dem}** deveriam ser exatamente iguais aos resultados obtidos na otimização, ou seja, a capacidade instalada deveria ser a mesma que a capacidade encontrada como resultado da otimização, pois esse é exatamente o parâmetro otimizado nesses modelos. Porém, como a formulação é feita usando apenas uma amostra aleatória de 3.000 instantes em vez da série temporal completa, os valores encontrados não são exatamente iguais. Mesmo assim, como esperado, os valores otimizados estão bem próximos dos obtidos com a série completa. A diferença entre a capacidade instalada encontrada pelo modelo e a encontrada considerando a série completa foi no máximo 2% do valor.

Para encontrar a capacidade instalada que atenda ao critério, temos que o balanço entre a energia gerada e demandada a cada instante é dado por (48).

$$F \sum_{i=1}^N P_i \mu_{i,t} - P_L \mu_{L,t} = \text{Balanço}_t \quad \forall t \in T \quad (48)$$

Onde F é um fator multiplicador do portfólio, $P_i \mu_{i,t}$ é a geração da usina i no instante t e $P_L \mu_{L,t}$ é a demanda no instante t . O que se deseja encontrar aqui é o menor valor de F em que a média dos 5% menores valores de Balanço_t seja igual a 0. No caso dos modelos em que a demanda é constante (modelos **Flat**), sabe-se de antemão que instantes com os menores valores do somatório de geração das usinas do portfólio ($\sum P_{i,t} \mu_{i,t}$) também são os menores valores do balanço energético, pois como a demanda é igual em todos os momentos³⁰, a ordenação não se altera. Portanto, pode-se

²⁹ Um contraexemplo é um portfólio composto unicamente por usinas fotovoltaicas, que não seria capaz de atender o sistema em aproximadamente metade dos momentos, independentemente da capacidade instalada. Portanto, não atenderia o critério de risco $\text{CVaR}_{5\%}$.

encontrar o valor de F analiticamente a partir da manipulação algébrica mostrada nas equações (49) e (50), sendo $T_{5\%}$ o conjunto dos 5% piores instantes da série de geração do portfólio.

$$\frac{\sum_{t=1}^{|T_{5\%}|} Balanço_t}{0,05 T} = \frac{F \sum_{t=1}^{|T_{5\%}|} \sum_{i=1}^N P_i \mu_{i,t} - DemFlat}{0,05 T} = 0 \quad (49)$$

$$F = \frac{DemFlat}{\sum_{t=1}^{|T_{5\%}|} \sum_{i=1}^N P_i \mu_{i,t}} \quad (50)$$

Já no caso em que a demanda é variável (modelos **Dem**), não é possível saber de antemão quais são os instantes t com menores valores de balanço energético, portanto para encontrar o valor de F deve-se proceder com uma otimização de um parâmetro. Nesse processo, para cada valor de F , calcula-se o $Balanço_t$ para os instantes $t \in T$, em seguida, calcula-se o valor do $CVaR_{5\%}$. Se o valor encontrado não for igual à meta — que, neste caso, é 0 —, o parâmetro F é alterado e o processo é repetido até se encontrar um resultado suficientemente próximo da meta.

Após calcular o parâmetro F , a capacidade instalada de cada portfólio é dada por $F \sum P_i$. Com essas capacidades instaladas é possível calcular o custo de cada carteira. Assim, a Figura 4.10 mostra o custo médio pela energia demandada de cada portfólio. Ressalta-se que diferentemente das figuras anteriores, nessa figura, o custo é calculado considerando o valor de MWh demandado, não toda a energia produzida pelo portfólio. Como esperado, os portfólios de menor custo são os provenientes da formulação **C-CVaR**. Uma pequena parte dos portfólios resultantes das outras formulações apresenta baixos custos, comparáveis aos obtidos na formulação **C-CVaR**. São as carteiras que possuem desvio padrão semelhante ao desvio padrão das carteiras encontradas no **C-CVaR**. Porém, para esses modelos cujo critério de risco é apenas o desvio padrão, os custos tendem a ser muito maiores ao se considerar as carteiras com desvio padrão fora dessa região, alcançando até valores 3,5 vezes maiores do que o menor custo. Portanto, os resultados desta análise reforçam as conclusões obtidas na Seção 4.1.3, que o modelo **C-CVaR** traz dois principais benefícios: evitar portfólios com alto desvio padrão, que são significativamente mais caros para atendimento à demanda ao critério de risco dado

³⁰ Ou seja, $P_L \mu_{L,t} = DemFlat \quad \forall t \in T$, onde $DemFlat$ é o valor constante da demanda.

e, em menor magnitude em termo de impacto nos custos, na região de baixo desvio padrão, encontrar portfólios com menor custo para atendimento ao critério de risco CVaR.

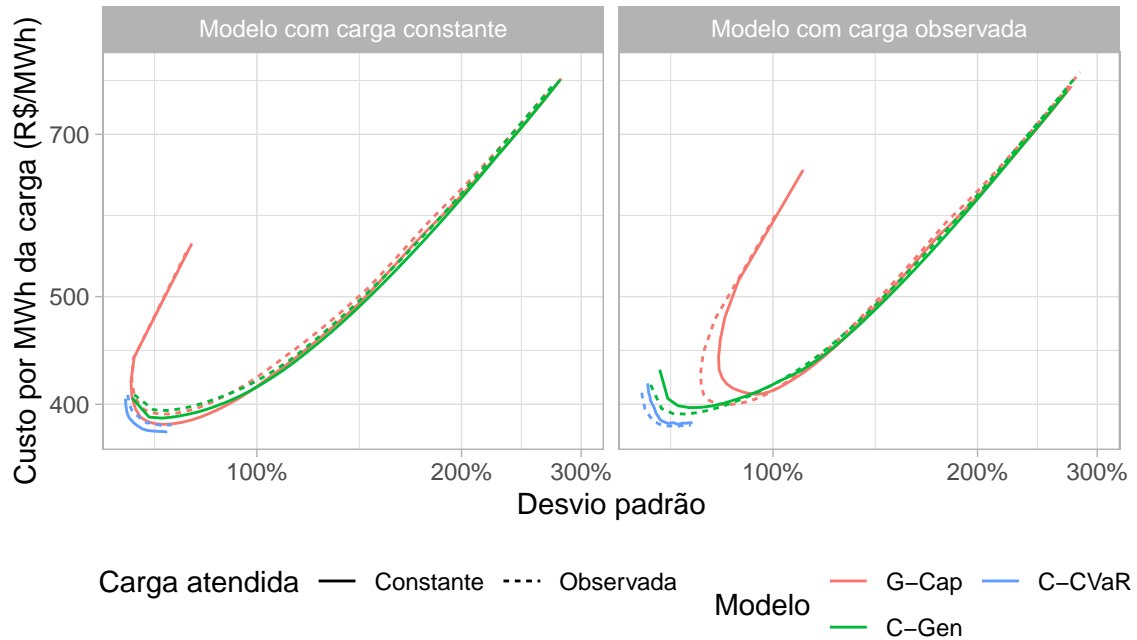


Figura 4.10: Fronteira eficiente dos portfólios com mesmo valor esperado dos 5% piores valores de balanço horário, em termos de custo e desvio padrão. Cada curva representa o custo do portfólio em relação à capacidade instalada necessária para atender à demanda ao critério do modelo **C-CVaR** (média do balanço energético dos 5% piores momentos igual a 0). O custo é dado em R\$ por MWh da demanda. O desvio padrão é normalizado pela capacidade instalada encontrada para cada portfólio. Para facilitar a visualização, a área do gráfico foi limitada em 800 R\$/MWh, em vez do valor máximo da curva que é 1374,40 R\$/MWh.

Na Figura 4.10, também é possível observar, conforme esperado, que o modelo que considera a demanda do sistema apresenta o melhor resultado para a aplicação considerando a demanda, enquanto o modelo sem considerar a demanda apresenta o melhor resultado para fornecer uma saída mais estável. Entretanto, a diferença entre usar o modelo com ou sem demanda, quando avaliada em termos de redução de custos, não é de grande magnitude, o que está de acordo com a constatação da Seção 4.1.5 de que a composição da carteira é bem semelhante entre os modelos com e sem demanda.

Na Figura 4.11, foram selecionados apenas três portfólios de cada formulação para analisar com mais detalhes como se comporta a distribuição do balanço energético obtido com cada portfólio. Da mesma forma que na Seção 4.1.5, foram escolhidos, para

cada formulação, os portfólios com menores e maiores valores de desvio padrão, além de um com nível intermediário de desvio padrão. Cada curva na figura representa um portfólio. No eixo x , é dado o valor do balanço energético em relação à demanda média do sistema. Desta forma, valores 0%, 40% e -3% significam que: 1) a geração é igual à demanda; 2) a geração é maior do que a demanda e o excesso de geração equivale a 40% da demanda média; e 3) há um déficit de geração igual a 3% da demanda média, respectivamente. No eixo y , encontra-se a densidade de probabilidade para cada valor do balanço energético.

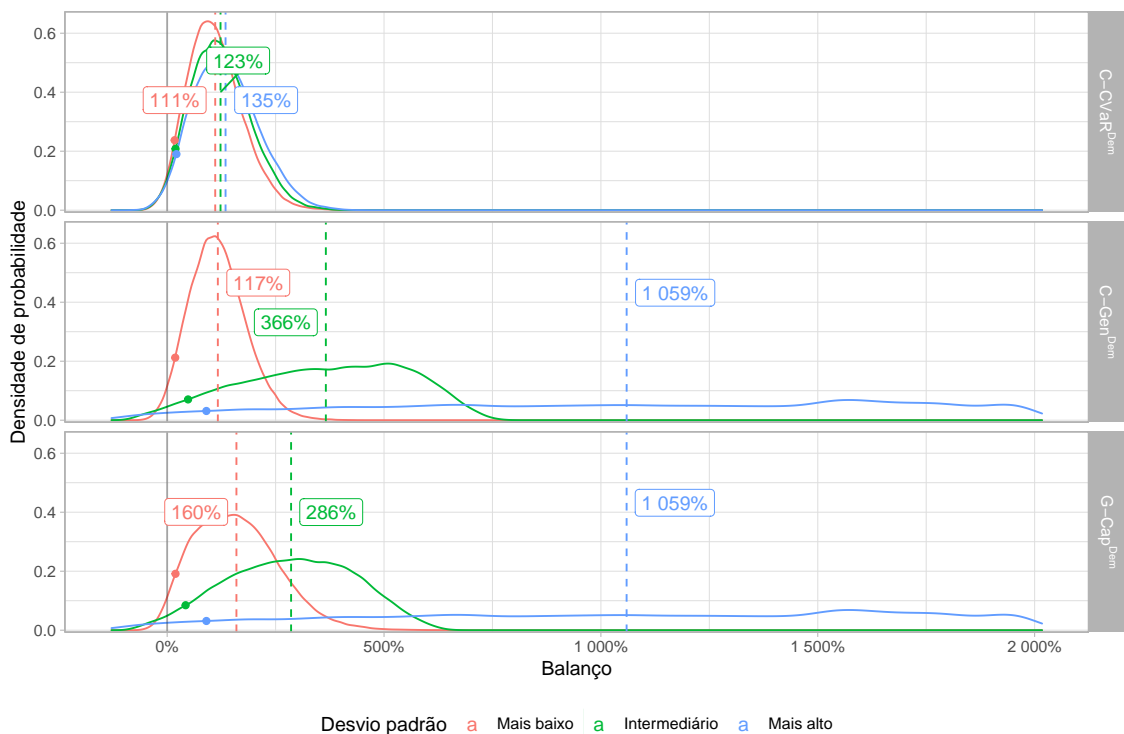


Figura 4.11: Distribuição do balanço energético em relação à demanda média para três portfólios dos modelos $G-Cap^{Dem}$, $C-Gen^{Dem}$ e $C-CVaR^{Dem}$. Os valores dos balanços são proporcionais à demanda média. No eixo y está a densidade de probabilidade para cada valor do balanço, sendo que a área abaixo de cada curva é igual a 1. As linhas verticais pontilhadas indicam a média do balanço em todos os instantes, enquanto os pontos correspondem ao valor do $VaR_{5\%}$, ou seja, o ponto em que 5% dos valores estão abaixo desse valor.

Observa-se que, em todos os casos, a geração média excede em mais de 100% a demanda. Ou seja, há um excesso de capacidade instalada de modo a aumentar a probabilidade de atender à demanda em todos os momentos. Entretanto, quanto maior o desvio padrão da carteira, maior é o excesso de energia no sistema, pois mais capacidade instalada é necessária para garantir a geração nos piores momentos. Como a

maior capacidade instalada leva a um aumento do custo, os portfólios com desvio padrão alto não fazem parte da fronteira eficiente do modelo **C-CVaR**.

Uma característica do uso de portfólios com maior desvio padrão que é possível observar na figura é que a probabilidade de ocorrência de situações em que há déficit é menor do que nos casos com menor desvio padrão. Porém, quando os déficits ocorrem, eles tendem a ser de maior intensidade, ou seja, uma parcela maior da carga deixa de ser atendida.

Como mostrado, é preciso haver uma sobreinstalação de fontes renováveis variáveis de modo a garantir o atendimento mais confiável da demanda. Essa sobreinstalação pode ser reduzida em parte ao se buscar portfólios com baixo desvio padrão. Uma outra forma de reduzi-la pode ser usando sistemas de armazenamento de energia ou tecnologias despacháveis, como termelétricas. A análise dessas alternativas será feita na Seção abaixo.

4.2 Tecnologias controláveis

Nesta Seção serão mostrados e discutidos os resultados obtidos com a inclusão das tecnologias controláveis — as termelétricas e os sistemas de armazenamento —, conforme metodologias descritas na Seção 3.4. Serão comparados os resultados das otimizações apenas com renováveis, com renováveis e sistemas de armazenamento e com renováveis, sistemas de armazenamento e termelétricas.

4.2.1 Fronteiras eficientes

A Figura 4.12 mostra as fronteiras resultantes em relação aos parâmetros de custo médio do portfólio e desvio padrão em relação à capacidade instalada do portfólio. Na maioria dos casos, a possibilidade de usar tecnologias controláveis faz com que a curva se desloque um pouco em relação à curva sem tecnologias controláveis. Outro efeito é que ela se estende para valores menores de desvio padrão. Entretanto, no caso do modelo tradicional (**G-Cap**), em que o objetivo é maximizar o fator de capacidade, a possibilidade de usar termelétricas resulta em fronteiras eficientes bem diferentes das encontradas apenas com renováveis ou com sistemas de armazenamento.

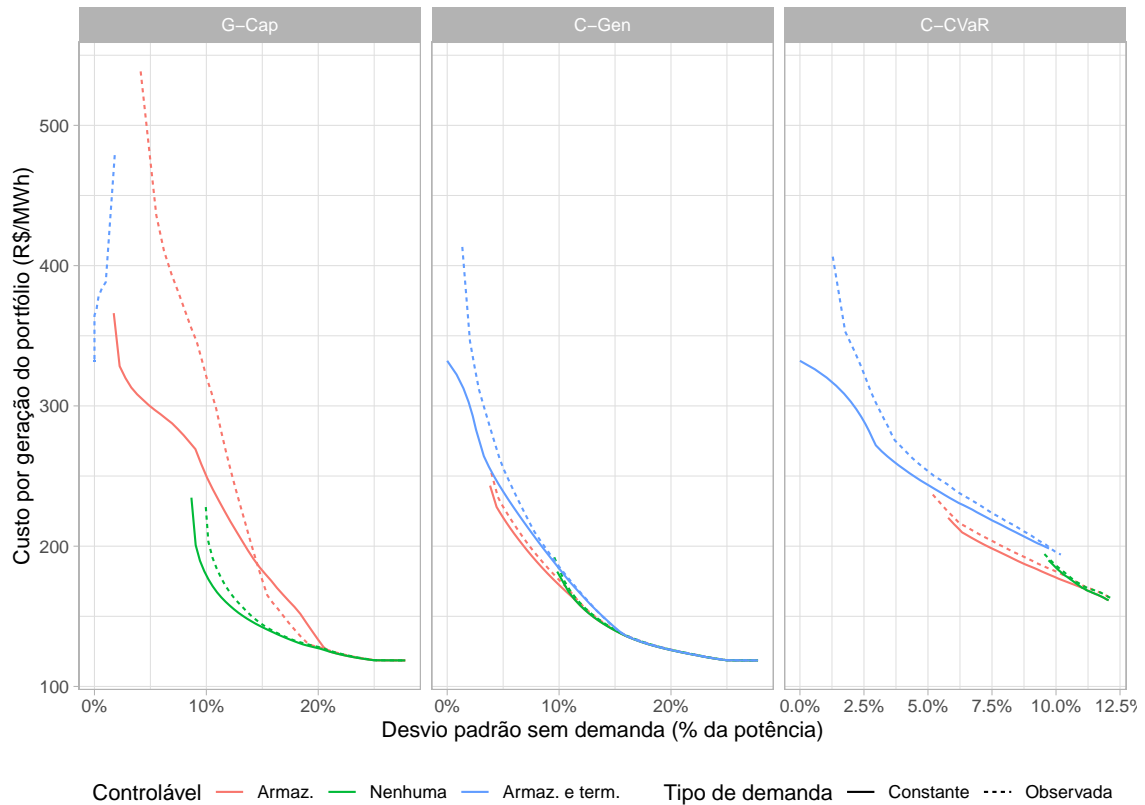


Figura 4.12: Comparação das fronteiras eficientes com e sem tecnologias controláveis para diferentes formulações.

Assim, para analisar com mais detalhes os resultados desse modelo, a Figura 4.13 mostra as suas fronteiras eficientes, tendo como eixos da figura o fator de capacidade e o desvio padrão incluindo a variação da demanda. Observa-se que, no caso em que não se considera a curva de carga, o resultado ótimo, para qualquer nível aceitável de desvio padrão, é sempre usar exclusivamente a termelétrica inflexível³¹, já que essa usina é a melhor possível simultaneamente nos dois parâmetros otimizados: sua variância é nula e seu fator de capacidade é 100%. A participação exclusiva da termelétrica inflexível também representa o portfólio de menor risco das fronteiras eficientes dos modelos **C-Gen** e **C-CVaR** sem consideração da curva de carga.

Já ao se considerar a demanda no modelo **G-Cap**, observa-se a formação de uma fronteira eficiente, em que o portfólio de maior desvio padrão também é composto apenas pela termelétrica inflexível. Mas, neste caso, o desvio padrão mostrado na figura

³¹ Como, neste caso, toda a fronteira eficiente é composta por apenas um único ponto, pode ser difícil visualizá-la nos gráficos.

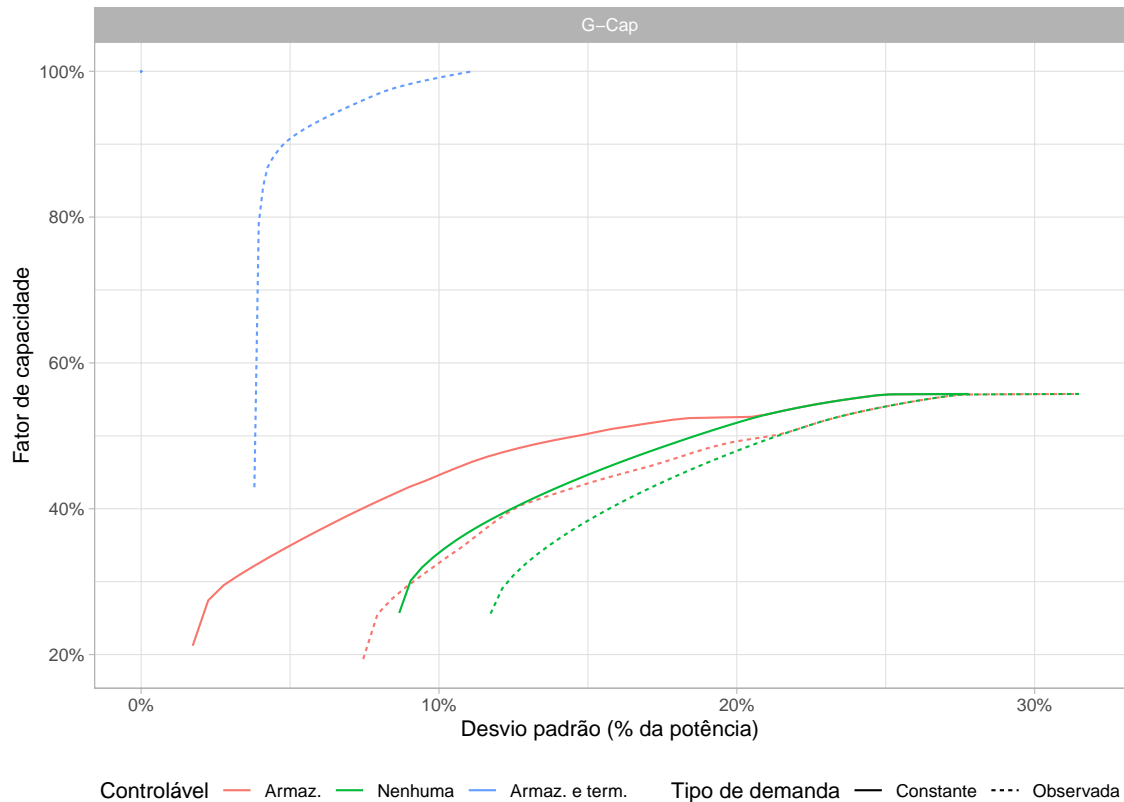


Figura 4.13: Fronteiras com e sem tecnologias controláveis para a formulação **G-Cap**.

não é 0, pois corresponde ao desvio padrão da própria curva de carga. O resto da fronteira alcança valores menores de desvio padrão e, em geral, com maior FC, do que os compostos apenas por tecnologias não-controláveis ou, até mesmo, por não-controláveis e sistemas de armazenamento.

É possível observar que os resultados incluindo apenas os sistemas de armazenamento são iguais aos resultados sem controláveis nas regiões com maiores valores de desvio padrão. Entretanto, a medida em que o valor do DP diminui, os portfólios ótimos passam a contar com a participação dos sistemas de armazenamento que, ao serem incluídos, resultam na redução do desvio padrão da fronteira para um mesmo valor de fator de capacidade.

Para verificar os resultados das outras formulações, a Figura 4.12 compara os custos médios de cada portfólio, ou seja, o custo total do portfólio sobre a geração total que esse portfólio é capaz de fornecer. Não é esse parâmetro que é minimizado nos modelos **C-Gen** e **C-CVaR**, mas sim o custo total do portfólio. No caso do modelo

C-Gen, a geração esperada do portfólio é sempre a mesma, portanto a minimização do custo total também corresponde à minimização do custo médio. Mas, no modelo **CVaR**, a geração esperada não é fixa e tende a ser maior que a demanda média, pois com isso aumenta-se a probabilidade de haver momentos em que a demanda é satisfeita. Como o fator de capacidade das fontes renováveis é, em geral, menor do que das termelétricas, nesta formulação, a capacidade instalada dos portfólios constituídos apenas por fontes renováveis variáveis é significativamente maior do que a dos portfólios com as tecnologias controláveis. Por esse motivo, os custos mostrados na Figura 4.12 considerando usinas termelétricas e sistemas de armazenamento são maiores de que da fronteira eficiente sem termelétricas.

Para ilustrar a diferença de capacidade instalada de acordo com o modelo e as tecnologias controláveis usadas, a Tabela 4.1 mostra os valores mínimo e máximo, ao longo da fronteira eficiente, da razão entre a capacidade instalada total do portfólio e a demanda média em cada caso. Ou seja, o valor hipotético 2 indica que, em média, há 2 MW de potência para cada MWano de demanda. A tabela mostra essa razão considerando a capacidade instalada dos portfólios com e sem a inclusão da capacidade dos sistemas de armazenamento usados.

Verifica-se que o uso de sistemas de armazenamento pode fazer com que mais capacidade de renováveis seja instalada no modelo **C-Gen**, e o efeito inverso ocorra no modelo **C-CVaR**. Por outro lado, a inclusão de termelétricas reduz a capacidade instalada total do portfólio em ambos os modelos.

Tabela 4.1: Razão entre a capacidade instalada do portfólio e a demanda média para os modelos C-Gen e C-CVaR. São mostrados os valores mínimo e máximo para cada combinação de modelo e tecnologias usadas na otimização. As duas primeiras colunas com valores consideram a capacidade instalada dos sistemas de armazenamento, enquanto as duas últimas colunas consideram apenas a capacidade instalada das usinas.

Modelo	Tecnologias controláveis usadas	Mínimo com armazen.	Máximo com armazen.	Mínimo sem armazen.	Máximo sem armazen.
C-Gen^{Flat}	Sem controláveis	1,79	2,99	1,79	2,99
C-Gen^{Flat}	Armazenamento	1,79	5,2	1,79	3,87
C-Gen^{Flat}	Armazenamento e termelétricas	1	2,27	1	2,27
C-Gen^{Dem}	Sem controláveis	1,79	3,18	1,79	3,18
C-Gen^{Dem}	Armazenamento	1,79	5,48	1,79	4,06

Modelo	Tecnologias controláveis usadas	Mínimo com armazen.	Máximo com armazen.	Mínimo sem armazen.	Máximo sem armazen.
C-Gen^{Dem}	Armazenamento e termelétricas	1,76	2,34	1,68	2,34
C-CVaR^{Flat}	Sem controláveis	6,16	6,69	6,16	6,69
C-CVaR^{Flat}	Armazenamento	6,16	7,23	5,83	6,24
C-CVaR^{Flat}	Armazenamento e termelétricas	1	3,4	1	3,4
C-CVaR^{Dem}	Sem controláveis	6,27	6,8	6,27	6,8
C-CVaR^{Dem}	Armazenamento	6,27	8,16	6,13	6,39
C-CVaR^{Dem}	Armazenamento e termelétricas	1,78	3,86	1,75	3,86

A Figura 4.14 mostra as fronteiras eficientes nesses modelos considerando os valores de custo e desvio padrão em relação à demanda média do sistema, que é sempre a mesma em todos os casos. Essa medida também representa qual seria o custo médio a ser pago pelos consumidores de eletricidade caso os portfólios resultantes fossem usados para suprir integralmente o sistema elétrico.

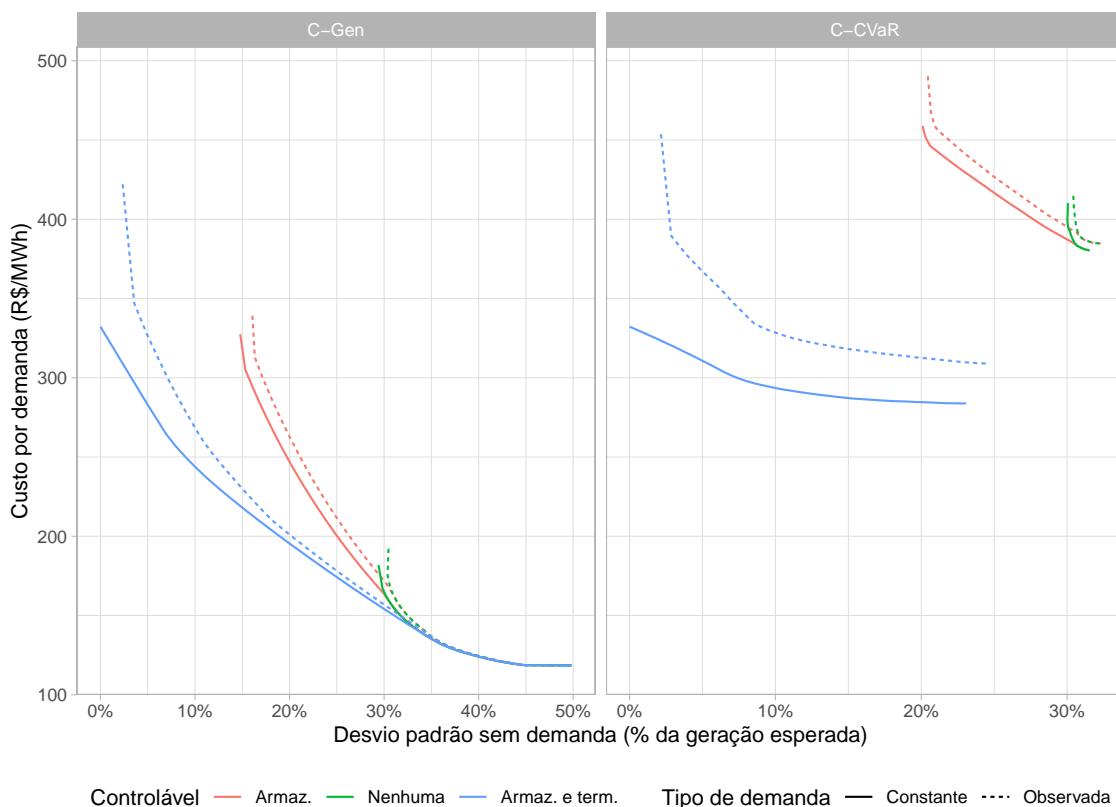


Figura 4.14: Fronteira eficiente com tecnologias controláveis com custo e desvio padrão relativos à demanda média.

Uma característica presente em quase todos os casos é que o portfólio de menor custo é composto apenas pelas fontes renováveis e as tecnologias controláveis passam a fazer parte das carteiras à medida que o desvio padrão aceitável diminui, em que o uso das tecnologias controláveis permite que, para um mesmo valor de desvio padrão, o custo seja reduzido. Além disso, é possível obter portfólios com desvio padrão da geração em níveis que não são alcançados usando apenas as fontes renováveis disponíveis. A exceção para essa constatação é com o uso de usinas termelétricas no modelo **C-CVaR**, em que todos os portfólios têm usinas termelétricas em sua composição e apresentam melhorias consideráveis nos parâmetros otimizados, tanto o custo quanto o desvio padrão, ao longo de toda a fronteira eficiente obtida.

4.2.2 Decomposição por perfil de geração

Para melhor compreensão de como o uso de diferentes tecnologias afeta as carteiras ótimas obtidas, a composição de cada portfólio na fronteira eficiente, considerando a curva de carga, é mostrada na Figura 4.15. Nessa figura, as tecnologias controláveis são categorizadas de acordo com o perfil de operação, conforme detalhado na Seção 3.4, podendo ser complementar a uma usina eólica, complementar a uma usina fotovoltaica, seguidor da demanda ou — no caso de termelétrica — inflexível. No modelo **G-Cap**, mantém-se o comportamento de a fronteira eficiente ser composta unicamente pelo ativo com maior fator de capacidade em um extremo e ser bem diversificada no outro extremo.

Nos modelos de minimização de custo, quando não há opção de usar usinas termelétricas, o perfil de sistema de armazenamento mais usado é o que complementa a geração das usinas fotovoltaicas. Isso também permite que a participação relativa da fonte fotovoltaica aumente em relação às carteiras sem sistemas de armazenamento.

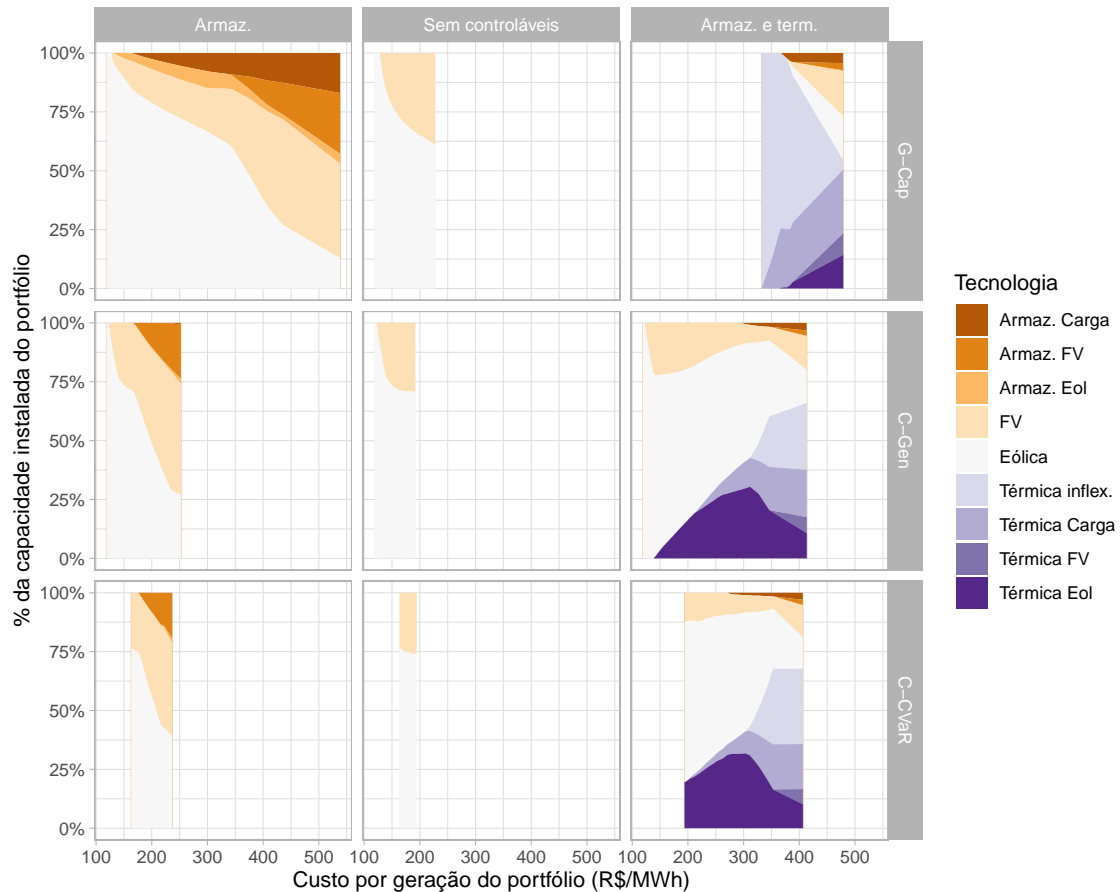


Figura 4.15: Composição, de acordo com a tecnologia renovável e o perfil de complementariedade das tecnologias controláveis, dos portfólios das fronteiras eficientes das otimizações, usando curva de carga.

Um possível motivo dos sistemas de armazenamento com perfil complementar às fotovoltaicas ter preferência em relação aos sistemas com perfil complementar às eólicas e à carga é o ciclo regular da geração fotovoltaica. O fato de ter um ciclo regular de operação faz com que o número de horas em operação do sistema de armazenamento seja elevado, pois em grande parte dos momentos o sistema estará carregando ou descarregando. Já no caso das usinas eólicas, podem ocorrer longos períodos em que o armazenamento permaneça completamente cheio ou vazio de modo que não seja possível operar até que seja vantajoso esvaziar ou encher, respectivamente. Por outro lado, as usinas termelétricas não têm essa limitação e, quando há a opção de usá-las, as termelétricas com perfil complementar a usinas eólicas são preferidas, seguida pela com perfil complementar à carga.

Observa-se, também, uma característica de substituição entre as tecnologias controláveis. De modo que, com o uso de termelétricas, os sistemas de armazenamento

passam a ter pouca participação nos portfólios, pois são mais caros. Nos casos dos sistemas de armazenamento, o perfil complementar à demanda do sistema é o preferencial. Os sistemas de armazenamento com perfil complementar às fotovoltaicas, assim como as termelétricas com esse mesmo perfil de complementação, só participam dos portfólios com menor desvio padrão (custo mais alto).

4.2.3 Decomposição por categoria

Os sistemas de armazenamento candidatos se distinguem não apenas pelo perfil de geração, mas também pela capacidade de armazenamento, que pode ser de 1, 5 ou 25 horas. Similarmente, as usinas termelétricas candidatas (usinas-sombra) usadas neste estudo podem ter um dos três patamares de ativação (G_{min} no valor de 10%, 30% ou 60%), conforme definido e explicado na Seção 3.4.1.

No modelo **G-Cap**, em que os custos não são considerados, as baterias com 25 horas de capacidade se tornam parte da fronteira eficiente, à medida que se reduz o desvio padrão aceitável (Figura 4.16). A penetração delas chega até a um ponto de saturação aparente, em que começam a ser consideradas as baterias com 5 horas de capacidade. O mesmo efeito é observado ao se reduzir ainda mais o desvio padrão, dessa vez com a entrada das baterias com 1 h de capacidade. Não é possível inferir diretamente pela figura, mas observou-se que, no caso de baterias com 25 h de capacidade, o perfil de geração a ser complementado se distribui de maneira bem equilibrada entre a demanda e as usinas eólicas. Já para as baterias de menor capacidade, o perfil é principalmente complementar às usinas fotovoltaicas, que passam a participar da fronteira eficiente junto com os sistemas de armazenamento correspondente.

Quando os custos são considerados no processo de otimização (modelos **C-Gen** e **C-CVaR**), os sistemas de armazenamento com 25 h de capacidade não são selecionados, apenas os de 5 h e, nos portfólios de maior custo, os de 1 h. Isso é condizente com o fato de ser predominante a operação das baterias complementares às usinas fotovoltaicas, pois para este caso, 25 horas de armazenamento é mais do que o necessário para esse tipo de operação. Percebe-se, portanto, que aos custos

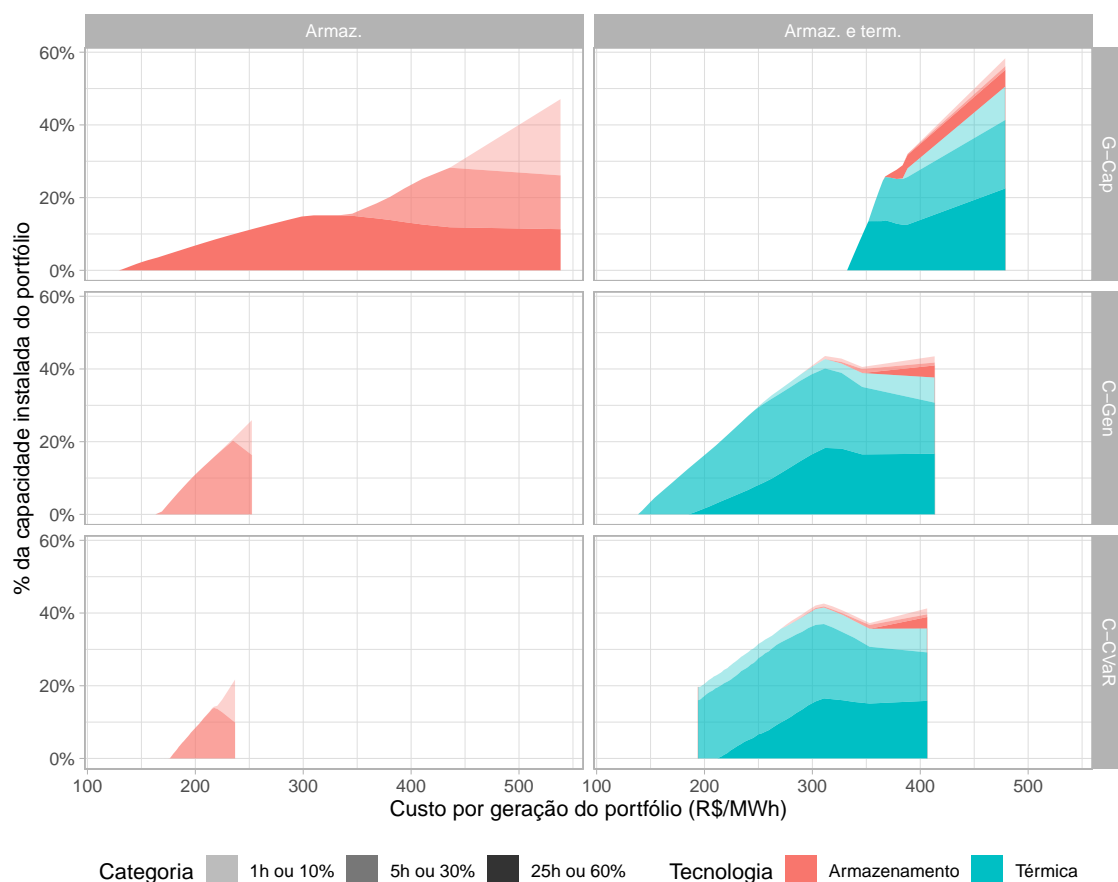


Figura 4.16: Composição dos portfólios de acordo com a categoria da tecnologia controlável. Para os sistemas de armazenamento a capacidade de armazenamento em horas é: 1 h, 5 h e 25 h. Para as usinas termelétricas, o patamar de ativação é de 10%, 30% e 60%.

considerados, é mais vantajoso usar fotovoltaicas associadas a sistemas de armazenamento para reduzir a variabilidade do sistema do que eólicas.

Quando as usinas termelétricas também são consideradas, ocorre um comportamento semelhante ao observado no caso apenas com armazenamento: no modelo **G-Cap**, a categoria com maior benefício, mas com maiores custos, predomina e compõe os portfólios com valores maiores de desvio padrão. Porém, nos modelos em que a função objetivo é a minimização do custo, a categoria que aparece nos portfólios com maior risco é a intermediária. Diferentemente do caso das baterias, a categoria de ativação a 60%, de maior custo, faz parte da fronteira eficiente nos portfólios de menor risco. Adicionalmente, observa-se que, quando as duas tecnologias controláveis são usadas de forma conjunta, os sistemas de armazenamento de maior capacidade passam a

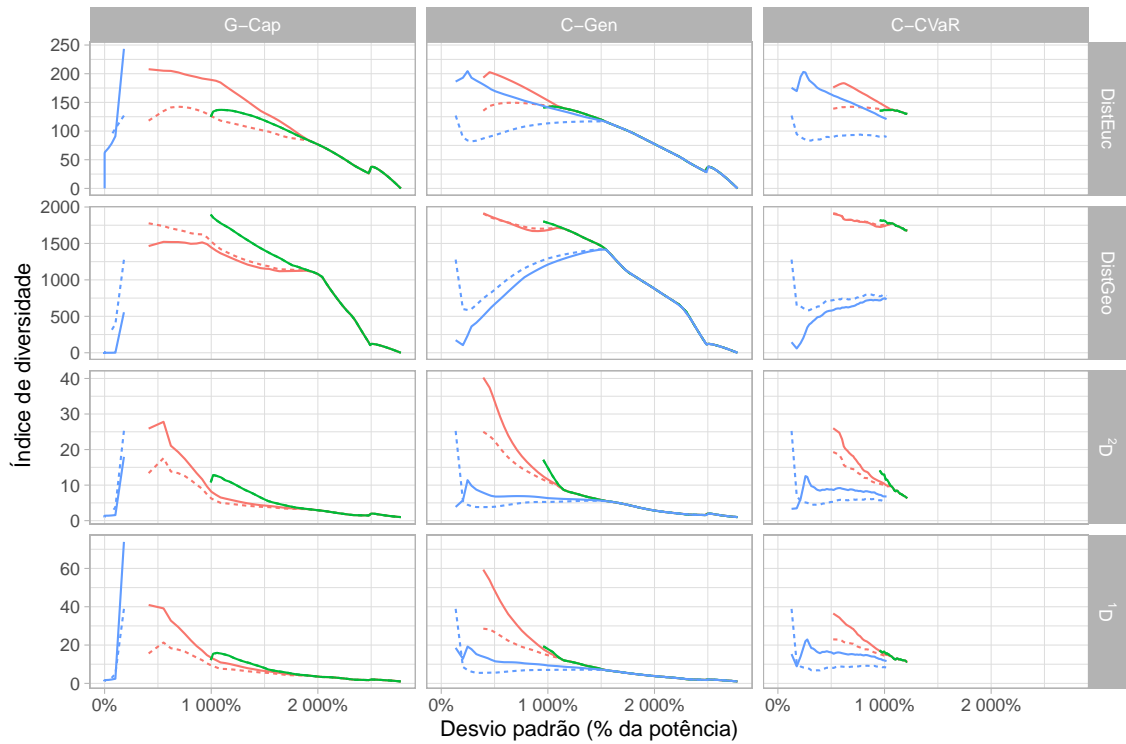
compor os portfólios de menor desvio padrão, o que não acontece quando apenas as baterias são usadas.

Uma característica a se destacar é que, não há na formulação do problema de otimização nenhuma restrição que limite a capacidade instalada das tecnologias controláveis ao valor da capacidade da tecnologia renovável associada. Apesar de essas restrições poderem ser implementadas sem grandes dificuldades no modelo, preferiu-se não restringir a possibilidade de utilização das diferentes usinas. A partir dos resultados obtidos, observa-se que algumas tecnologias controláveis realmente participam da carteira ótima mesmo que a usina renovável correspondente não faça parte da carteira ou faça parte com menor capacidade instalada. Uma possível explicação para esse comportamento é que o perfil de operação dessas termelétricas e baterias pode ser adequado para complementação da geração do sistema de forma semelhante a um componente complementar a uma usina existente, mas com menor custo do que a do componente realmente complementar a usinas que compõem o portfólio.

4.2.4 Análise da diversificação

Na Seção 4.1.4, foi observado que, quando compostos apenas por fontes renováveis variáveis, os sistemas que compõem a fronteira eficiente tendem a ser bem diversificados, especialmente os portfólios de menor risco, seja o baixo risco medido pelo desvio padrão ou pelo uso do CVaR.

Com a inclusão dos sistemas de armazenamento entre as usinas candidatas nos modelos, a diversidade continua seguindo a tendência de aumentar a medida em que o desvio padrão reduz. Isso pode ser observado na Figura 4.17, em que são mostrados os valores dos quatro índices de diversidade. São mostrados os índices considerando todos os componentes que compõem os portfólios e também considerando apenas as usinas eólicas e fotovoltaicas, de modo a verificar o impacto das tecnologias controláveis na diversidade do parque renovável.



Controlável — Armaz. — Nenhuma — Armaz. e term. — Conjunto de usinas — Todas — — Eólicas e fotovoltaicas

Figura 4.17: Índices de diversidade dos portfólios que compõem as fronteiras eficientes dos modelos considerando a demanda do sistema. As linhas sólidas representam o índice considerando todas as usinas da carteira. As linhas pontilhadas indicam os valores calculados considerando apenas as usinas eólicas e fotovoltaicas, para facilitar a comparação. Os valores são adimensionais, exceto para **DistGeo**, que é dado em km.

Em relação aos modelos **C-Gen** e **C-CVaR**, observa-se uma leve redução nos índices 1D e 2D com a entrada de sistemas de armazenamento, o que indica uma concentração um pouco maior em algumas usinas. Por outro lado, a distância euclidiana aumenta quando se consideram todos os componentes, mostrando que, apesar de a quantidade efetiva de usinas se reduzir, entram sistemas com perfis de geração bastante complementares às renováveis do portfólio.

Por outro lado, com usinas termelétricas a tendência é uma significativa redução na diversidade, considerando as dimensões variedade e equilíbrio, mas uma estabilidade e até um aumento para os portfólios com menor desvio padrão ao se considerar também a disparidade. Entretanto, a diversidade considerando apenas das usinas renováveis da carteira se reduz com as termelétricas, ou seja, o uso de muitas usinas renováveis

complementares e diversas se torna menos importante com a incorporação das termelétricas.

4.2.5 Comparação com o mesmo risco

Na Seção 4.1.6, foi mostrado que, conforme esperado, os portfólios do modelo **C-CVaR** são realmente os que minimizam o custo de atendimento à demanda considerando o critério de risco aceito usando apenas as fontes renováveis fotovoltaica e eólica. Nesta Seção, essa análise será aplicada novamente, desta vez considerando as tecnologias controláveis.

A Figura 4.18 mostra o custo de cada portfólio, em R\$/MWh da demanda, caso cada portfólio fosse usado para atender integralmente a demanda do sistema. Para simplificar a visualização, apenas os modelos **C-Gen** e **C-CVaR** compõem a figura. Além disso, neste caso, os portfólios foram avaliados apenas em relação ao tipo de demanda para o qual foram otimizados (constante ou observada). Observa-se que o uso de sistemas de armazenamento tem baixo impacto na redução do custo, sendo maior o efeito de redução no desvio padrão da saída resultante da carteira. Por outro lado, as termelétricas permitem níveis mais baixos de custo e desvio padrão em todos os casos. Essas conclusões estão de acordo com o esperado, pois aos custos de investimento atuais, considerados neste estudo, as baterias ainda não têm se mostrado viáveis para a redução de custos.

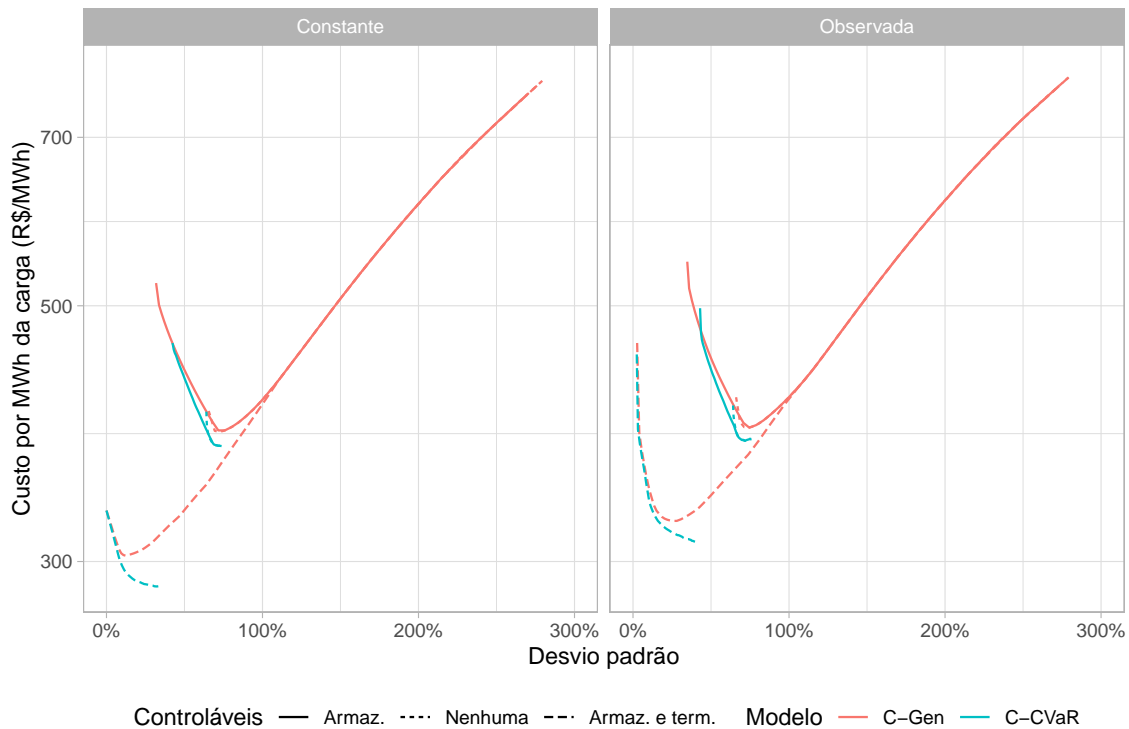


Figura 4.18: Fronteira eficiente dos portfólios com mesmo valor esperado dos 5% piores valores de balanço horário, em termos de custo e desvio padrão, considerando fontes renováveis, sistemas de armazenamento e termelétricas. Cada curva representa o custo do portfólio em relação à capacidade instalada necessária para atender à demanda ao critério do modelo **C-CVaR** (média do balanço energético dos 5% piores momentos igual a 0). O custo é dado em R\$ por MWh da demanda. O desvio padrão é normalizado pela capacidade instalada encontrada para cada portfólio.

Um aspecto a se destacar na figura é que, em uma pequena região, o custo do modelo **C-CVaR** é maior do que o custo do modelo **C-Gen** para o caso com armazenamento e demanda observada. Em teoria, isso não deveria ocorrer, pois o modelo **C-CVaR** deve dar os resultados ótimos em relação a esses parâmetros. A explicação para esse resultado é que a definição dos portfólios é feita considerando apenas uma amostra dos momentos das séries temporais — neste caso 3.000 valores — enquanto a análise de custo da figura considera toda a série disponível. Assim, é possível que a solução ótima encontrada para os 3.000 instantes amostrados não seja ótima no geral. Uma possível solução para isso seria aumentar o tamanho da amostra usada para o modelo **C-CVaR**. Entretanto, a inconsistência ocorreu apenas nesse caso e com pequena magnitude, sendo os resultados muito semelhantes, de forma que pequenos desvios como esse são esperados ao se usar um processo de otimização por amostra.

4.2.6 Grau de semelhança das renováveis

Uma pergunta que surge com a inclusão de tecnologias controláveis é o quanto a composição das usinas renováveis se altera em relação aos portfólios compostos apenas por elas, ou seja, em que grau a combinação ideal de usinas renováveis se altera ao serem consideradas as tecnologias controláveis. No caso dos resultados do modelo **C-Gen**, já é possível concluir a partir das Figuras 4.12 e 4.14, que os portfólios com maior desvio padrão são compostos apenas por usinas renováveis, mesmo ao serem permitidas as tecnologias controláveis. Portanto, apenas na região com menor desvio padrão as tecnologias controláveis passam a compor os portfólios da fronteira eficiente. Por isso, o foco da análise desta Seção é nas fronteiras obtidas com o modelo **C-CVaR** e para obter a resposta a esta pergunta, uma análise semelhante à da Seção 4.1.6 será realizada.

De modo a simplificar a visualização, a Figura 4.19 mostra apenas a correlação dos portfólios do modelo **C-CVaR** com demanda constante, sem considerar os portfólios com a demanda variável. O que diferencia cada cor das linhas e cada painel

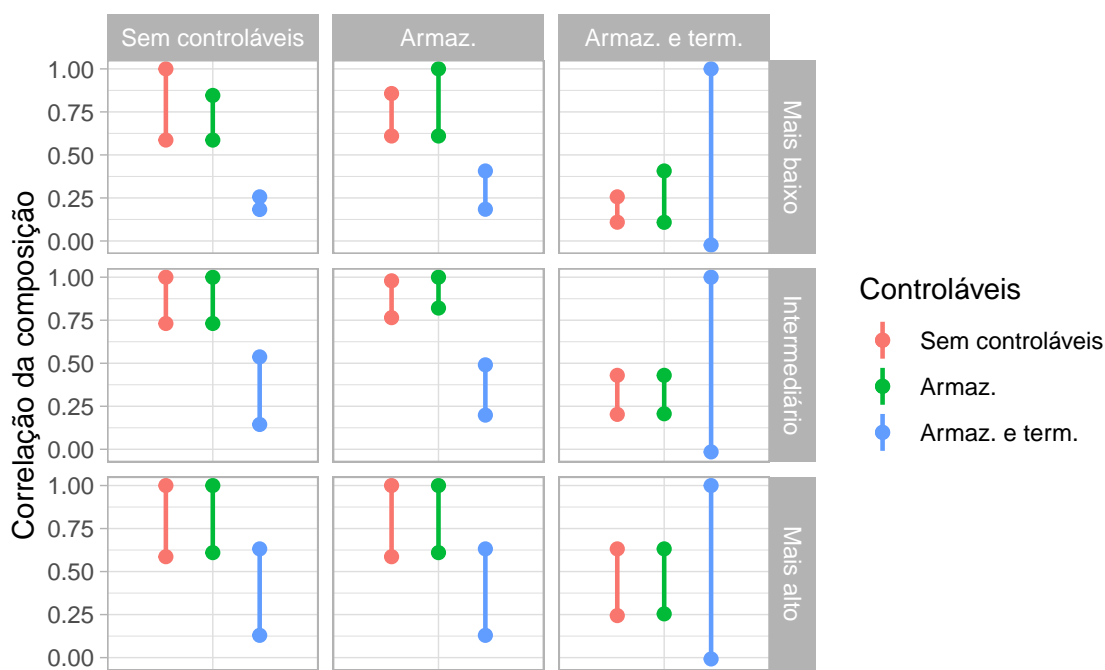


Figura 4.19: Correlação da composição das usinas renováveis para o modelo **C-CVaR** com demanda constante.

são as classes de usinas candidatas, a saber: apenas renováveis, renováveis com sistemas de armazenamento e renováveis com sistemas de armazenamento e termelétricas. A correlação mostrada na figura é apenas entre as usinas renováveis, desconsiderando as tecnologias controláveis que compõem as carteiras.

Torna-se claro que entre os portfólios obtidos apenas com usinas renováveis e os que também incluem sistemas de armazenamento há uma alta correlação. O que indica que inclusão de sistemas de armazenamento não altera de forma significativa a composição das usinas renováveis dos portfólios. Por outro lado, a correlação da composição das carteiras com as usinas termelétricas é mais baixa, atingindo no máximo o valor 0,632. Ou seja, a combinação ideal de usinas renováveis se altera significativamente ao se considerar ou não a operação conjunta com usinas termelétricas.

Ao analisar a proporção de capacidade de geração eólica por região, verificamos que o uso dos sistemas de armazenamento não altera significativamente os resultados encontrados anteriormente (Seção 4.1.4) e a participação da região Nordeste se mantém por volta de 65% a 68% da capacidade instalada da fonte. Entretanto, com a inclusão das termelétricas, verifica-se uma maior concentração dessa fonte na região Nordeste, saindo de 82% (no caso sem demanda) e 90% (com demanda) e chegando a 96%. Ou seja, havendo fontes controláveis para complementar a geração, há uma redução na necessidade de diversificação geográfica, além de uma significativa alteração na composição da carteira de usinas renováveis.

Esse resultado mostra a importância de se considerar as tecnologias controláveis que atuarão junto com as renováveis ao se determinar o portfólio ótimo para uma determinada região. Otimizar a composição de um portfólio de renováveis sem considerar a sua interação com as outras fontes, pode fazer com que resultados não-ótimos sejam obtidos. Também se pode concluir que a inclusão das tecnologias controláveis na metodologia para obtenção da fronteira eficiente é um avanço metodológico importante, que traz resultados mais adequados à análise do sistema que se deseja obter, permite ao tomador de decisão saber qual o custo de se considerar ou não as tecnologias controláveis.

5 Conclusões

Nesta Tese, foram apresentadas e avaliadas inovações para a metodologia de fronteiras eficientes de Markowitz aplicada ao uso de fontes renováveis variáveis. Essas inovações podem ser divididas em duas categorias: as que alteram os parâmetros a serem otimizados e a formulação matemática; e as que permitem a representação de fontes e tecnologias controláveis.

A motivação das mudanças que se enquadram na primeira categoria é tornar o processo de definição dos portfólios ótimos mais adequados aos objetivos do tomador de decisão. Dessa forma, propôs-se substituir a comparação entre carteiras com a mesma capacidade instalada (**G-Cap**) pela comparação entre carteiras com a mesma geração esperada (**C-Gen**) ou a mesma expectativa de risco de não-atendimento à demanda (**C-CVaR**). Conforme demonstrado no Apêndice A, a formulação mais comumente encontrada na literatura — em que a capacidade instalada é o parâmetro fixo (**G-Cap**) — faz com que a fronteira eficiente contenha portfólios cujo principal motivo para seu desvio padrão ser reduzido é o seu baixo fator de capacidade. Desse modo, o seu uso para atendimento a uma demanda maior resultaria em desvio padrão mais elevado que o de outras carteiras da fronteira eficiente.

Os primeiros estudos que usaram as fronteiras eficientes de Markowitz no setor elétrico para encontrar as opções de diversificação da matriz renovável focavam em apenas uma tecnologia renovável, geralmente eólica. Nesse caso, não considerar os custos explicitamente equivale à premissa implícita de que todas as opções disponíveis têm o mesmo custo. Essa premissa é aceitável no caso em que apenas uma tecnologia é usada, mas se torna imprecisa ao se usar mais de uma tecnologia no problema de otimização. Por isso, nesta Tese foi apresentada uma formulação para incorporar explicitamente o custo de cada usina na definição das fronteiras eficientes.

Outra alteração metodológica proposta foi a consideração da demanda do sistema, de modo que a carteira ideal seja a que siga a curva de demanda, em vez da que mantenha uma produção constante. Os resultados obtidos mostram que as carteiras resultantes da otimização com essa alteração realmente incorporam em maior proporção as usinas que produzem mais nos momentos de maior demanda que, neste estudo de

caso, são as fotovoltaicas. Em termos gerais, no caso apenas com usinas renováveis, observou-se que a diferença na composição dos portfólios com e sem a consideração da demanda é relativamente pequena. Porém, quando também são consideradas as tecnologias controláveis, essa diferença entre os portfólios ótimos dos modelos que consideram a demanda ou não a consideram é mais significativa.

Por fim, outra proposta de alteração na formulação do problema é o uso da métrica *Conditional Value-at-Risk* (CVaR), de modo a escolher portfólios que evitem a probabilidade de ocorrência e a profundidade de instantes com baixa geração simultânea das usinas. Entende-se que isso é um avanço na percepção do risco em relação ao uso apenas do desvio padrão, pois deste modo se penaliza apenas os desvios negativos em relação ao valor esperado. Diferentemente das alterações anteriores, esta mudança traz impacto no tamanho do problema de otimização e, por consequência, no tempo computacional necessário para resolvê-lo. No entanto, os resultados obtidos são bastante diferentes das formulações sem o uso do CVaR e entende-se que, se o objetivo for encontrar carteiras que reduzam o risco de não-atendimento à demanda, é vantajoso usar essa metodologia.

Em relação à segunda categoria de alterações, propôs-se formas de estimar a operação de tecnologias controláveis quando elas atuam em conjunto com as fontes renováveis, de modo a incorporá-las ao rol de usinas candidatas da metodologia MPT. As tecnologias controláveis analisadas foram as usinas termelétricas e os sistemas de armazenamento. A ideia proposta consiste em criar séries temporais para as chamadas usinas-sombra. Cada usina-sombra simula a operação complementar a cada usina renovável candidata, sendo que uma usina renovável candidata pode ter mais de uma usina-sombra, de acordo com a sua premissa de operação. Como resultado, verificou-se mudanças significativas na composição dos portfólios ótimos, principalmente quando as usinas termelétricas são consideradas. Entre essas alterações, destaca-se a maior penetração da fonte fotovoltaica ao serem considerados os sistemas de armazenamento. Os portfólios ótimos são, na maior parte, compostos por sistemas de armazenamento de 5 horas de capacidade com perfil complementar às fotovoltaicas. A predominância de fotovoltaica com armazenamento é explicada pela maior frequência de ciclos de carregamento e descarregamento dessa tecnologia do que no caso de perfil complementar às eólicas. Já com o uso de termelétricas, observou-se uma maior

composição de usinas termelétricas com perfil complementar às eólicas e uma redução geral na participação dos sistemas de armazenamento nas carteiras ótimas, devido ao seu maior custo.

A formulação desenvolvida para os sistemas de armazenamento é genérica, portanto pode ser usada para representar baterias, usinas hidrelétricas reversíveis, sistemas de armazenamento térmico ou qualquer outro sistema cuja operação dependa da quantidade de energia armazenada disponível a cada momento. Da mesma forma, a representação das termelétricas abrange as termelétricas convencionais de fonte fóssil, mas pode, com algumas adaptações, representar outras tecnologias controláveis como termelétricas a biomassa, hidrelétricas ou até mesmo a geração a partir de hidrogênio. Para isso, a elaboração da série representativa dessas fontes deve considerar uma redução na geração de energia durante algumas épocas do ano de modo a representar a menor disponibilidade de recurso, como ocorre com as hidrelétricas e algumas usinas a biomassa.

No caso de se considerar fonte fóssil, a metodologia para usinas controláveis permite incorporar sem dificuldades eventuais custos ou taxas de emissão de gases de efeito estufa. Isso pode ser feito ao se incluir esses valores nos custos variáveis da usina.

Em relação à diversificação, foram discutidos os seus conceitos básicos e a sua importância para a resiliência dos sistemas. De forma esperada, os portfólios da fronteira eficiente de usinas renováveis com menor risco são os que apresentam maior grau de diversidade. Quando se consideram as usinas termelétricas e sistemas de armazenamento, observa-se uma redução no número efetivo de usinas, ou seja, há maior concentração em algumas usinas. Por outro lado, o índice que mede a distância euclidiana (**DistEuc**) não se reduz e, em alguns casos, até é maior do que ao se considerar apenas as usinas renováveis, o que indica que as usinas que compõem os portfólios com tecnologias controláveis são usinas com grandes diferenças entre seus perfis de geração (maior disparidade). Isso é um indicativo de que as fontes controláveis complementares às renováveis compõem as carteiras ótimas. Considerando apenas as usinas renováveis variáveis, a participação de fontes controláveis tende a reduzir a diversidade do conjunto de renováveis variáveis.

Os portfólios mais diversificados trazem benefícios que vão além da complementação entre a geração das usinas. O uso de diferentes fontes e localidades faz com que o sistema se torne mais seguro quanto a incertezas não-quantificadas e a eventos extremos que ainda não são conhecidos. Por exemplo, concentrar a matriz do sistema em uma tecnologia pode aumentar a dependência de expansão e manutenção a poucos fornecedores e fabricantes. Concentrar a geração em determinadas regiões pode causar falta de geração por problemas na transmissão ou até mesmo na disponibilidade da geração, por algum evento extremo.

De modo geral, uma característica da composição dos portfólios que os resultados obtidos comprovam é que componentes que individualmente são pouco atrativos podem ser peças importantes para redução do risco do portfólio como um todo. Isso vai de encontro à forma de contratação de energia no Ambiente Regulado do sistema elétrico brasileiro, que se dá por leilão, cujo critério de classificação dos vencedores é o menor custo das usinas individualmente. Em alguns casos, usinas com menor fator de capacidade e mais caras por MWh podem ter boas características de complementariedade em relação ao resto do sistema. Dessa forma, seria um grande aprimoramento na forma de contratação se fossem analisados os impactos positivos e negativos sistêmicos de cada usina e esses impactos fossem incorporados ao planejamento do setor e aos mecanismos dos leilões de energia.

Outra característica observada, é que em sistemas com alta penetração de renováveis variáveis será necessário instalar uma sobrecapacidade de geração e conviver com muitos momentos em que haverá sobra energética, sendo necessário que parte da produção das usinas não seja injetada no sistema (*curtailment*). Como mostram os resultados, parte desse excesso pode ser absorvido pelos sistemas de armazenamento. Além disso, a instalação conjunta com sistemas de armazenamento e usinas controláveis pode fazer com que uma menor quantidade de usinas renováveis seja necessária para atender o sistema satisfatoriamente, diminuindo o excesso de capacidade do sistema. Além disso, a gestão de cargas não-prioritárias deve ganhar importância, podendo ativá-las quando houver excesso de energia e desativá-las nos momentos com menor disponibilidade. Mesmo com todos esses recursos, a tendência com a entrada em larga escala das fontes renováveis variáveis é um aumento da probabilidade de ocorrência de momentos em que haverá excesso de energia, de modo que, para equilibrar o sistema,

algumas usinas terão que deixar de gerar. Regras que definam quais usinas serão prioritárias para o corte de geração e como esse custo (ou receita frustrada) será repartido entre os diferentes participantes do mercado devem ser definidas para um bom funcionamento do sistema do ponto de vista comercial e regulatório.

No caso das tecnologias controláveis, as metodologias aqui propostas para criar as séries temporais da operação dos sistemas de armazenamento e das usinas termelétricas são apenas aproximações da operação que essas tecnologias teriam e, portanto, não representam de forma exata o seu efeito e seus custos no sistema. Por consequência, os resultados correspondem a uma aproximação do benefício que essas tecnologias podem fornecer. Portanto, deve-se interpretar os resultados obtidos como uma solução conservadora em que é mostrado o limite superior da fronteira eficiente com essas tecnologias. Ou seja, possivelmente os portfólios com essas tecnologias teriam menor custo e menor risco do que os valores encontrados nas otimizações, estando abaixo da fronteira encontrada.

Além da simplificação da operação aproximada de tecnologias controláveis, na metodologia MPT são feitas outras simplificações, como a ausência de restrições de intercâmbio energético. Uma representação aproximada dessas restrições pode ser feita restringindo a capacidade instalada das usinas de cada região de acordo com a capacidade de escoamento da energia. Além disso, uma possível análise a ser feita em estudos subsequentes é realizar simulações dos portfólios encontrados nas fronteiras eficientes em modelos de despacho para verificar como a operação ocorreria sem essas simplificações e verificar como se alteram os resultados em termos de risco e de custo. Por fim, mesmo no caso sem restrições de intercâmbio, a análise do resultado comparando a localização das usinas dos portfólios ótimos à rede existente serve como indicador de onde seria benéfico para o sistema haver expansão da capacidade de intercâmbio.

Outra possibilidade de aprimoramento é a elaboração de metodologias que avaliem conjuntamente mais de um tipo de risco. Nesta Tese, o risco avaliado foi da geração do portfólio se desviar da geração esperada ou da demanda esperada. Foram usadas duas formas de medir esse risco: desvio padrão e CVaR. Novas combinações de métricas podem ser analisadas, como usar apenas o CVaR e construir a fronteira

eficiente com diferentes valores do nível de confiança β . Também há a possibilidade de usar conjuntamente restrições que representem outros tipos de risco que não sejam do valor da geração. Como exemplo de riscos que podem ser avaliados, pode-se citar o risco da diferença de geração — de forma a evitar valores elevados de variação de geração (rampa) —, o risco de haver erro de previsão de geração de fontes renováveis (*forecast*) e o risco econômico.

Para a criação das séries temporais, usou-se a geração estimada por processo de reanálise a partir do histórico de dados meteorológicos para as fontes renováveis. No caso da demanda, foram usados dados históricos verificados. Ou seja, os dados do passado foram usados como possíveis comportamento futuro das fontes de geração e da demanda. Isso não considera as mudanças no perfil de consumo de energia elétrica nem alterações climáticas. Portanto, identifica-se uma possibilidade de melhoria nesse ponto. Podem ser desenvolvidos processos de geração de cenários para estimar os valores futuros, em vez de se basear em repetições do comportamento ocorrido no passado. Isso é especialmente útil no caso da demanda, que vem se alterando bastante nos últimos anos, seja por mudanças no padrão de consumo ou pela entrada em larga escala de geração distribuída.

De modo geral, os resultados indicam diferentes composições dos portfólios a depender dos parâmetros otimizados e das tecnologias consideradas, de modo que se torna evidente que não há apenas uma fronteira eficiente que serve para todos os casos. Isso indica a necessidade de uma análise criteriosa por parte do analista para avaliar quais os objetivos se deseja alcançar, os riscos que se deseja mitigar e quais são as restrições existentes. Com essas limitações em vista, o uso da MPT se mostra como uma poderosa ferramenta para o planejamento energético.

Referências bibliográficas

AGORA ENERGIEWENDE. **Flexibility in thermal power plants – With a focus on existing coal-fired power plants**. . Berlim/Alemanha, Agora Energiewende, jun. 2017.

ALEXANDER, S., COLEMAN, T. F., LI, Y. "Minimizing CVaR and VaR for a portfolio of derivatives", **Journal of Banking & Finance**, v. 30, n. 2, p. 583–605, fev. 2006. DOI: 10.1016/j.jbankfin.2005.04.012. .

ANEEL. **Contrato de comercialização de energia no Ambiente Regulado – CCEAR por disponibilidade — Produto 2026 / 2045 (Gás natural)**. . [S.l: s.n.]. Disponível em: https://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/editais_geracao/documentos/CCEAR_A-5_2021_G%C3%81S.pdf. Acesso em: 27 ago. 2022. , 2021

ANEEL. **Sistema de Informações de Geração da ANEEL – SIGA**. 5 nov. 2022. Disponível em: <https://app.powerbi.com/view?r=eyJrIjojNjc4OGYyYjQtYWYWM2ZC00YjllLWJlYmEtYzdkNTQ1MTc1NjM2IiwidCI6IjQwZDZmOWI4LWVjYTctNDZhMi05MmQ0LWVhNGU5YzAxNzBlMSIsImMiOjR9>. Acesso em: 5 nov. 2022.

ARNESANO, M., CARLUCCI, A. P., LAFORGIA, D. "Extension of portfolio theory application to energy planning problem – The Italian case", **Energy**, Sustainable Energy and Environmental Protection 2010. v. 39, n. 1, p. 112–124, 1 mar. 2012. DOI: 10.1016/j.energy.2011.06.053. .

ARTZNER, P., DELBAEN, F., EBER, J.-M., *et al.* "Coherent Measures of Risk", **Mathematical Finance**, v. 9, n. 3, p. 203–228, 1999. DOI: 10.1111/1467-9965.00068. .

AWERBUCH, S. "Investing in photovoltaics: risk, accounting and the value of new technology", **Energy Policy**, The viability of solar photovoltaics. v. 28, n. 14, p. 1023–1035, 1 nov. 2000. DOI: 10.1016/S0301-4215(00)00089-6. .

AWERBUCH, S., BAZILIAN, M., ROQUES, F. A. (Org.). **Analytical methods for energy diversity and security: portfolio optimization in the energy sector: a tribute to the work of Dr Shimon Awerbuch**. Amsterdam; London, Elsevier, 2008. (Elsevier global energy policy and economics series, 12).

AWERBUCH, S., BERGER, M. **Applying portfolio theory to EU electricity planning and policy making**. , nº EET/2003/03. Paris, IEA, 2003.

AZIZ, A., TSUANYO, D., NSOUANDELE, J., *et al.* "Influence of Weibull parameters on the estimation of wind energy potential", **Sustainable Energy Research**, v. 10, n. 1, p. 5, 24 mar. 2023. DOI: 10.1186/s40807-023-00075-y. .

BACKE, S., SKAR, C., DEL GRANADO, P. C., *et al.* "EMPIRE: An open-source model based on multi-horizon programming for energy transition analyses", **SoftwareX**, v. 17, p. 100877, 1 jan. 2022. DOI: 10.1016/j.softx.2021.100877. .

BAR-LEV, D., KATZ, S. "A Portfolio Approach to Fossil Fuel Procurement in the Electric Utility Industry", **The Journal of Finance**, v. 31, n. 3, p. 933–947, 1 jun. 1976. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1976.tb01935.x. .

BOGDANOV, D., FARFAN, J., SADOVSKAIA, K., *et al.* "Radical transformation pathway towards sustainable electricity via evolutionary steps", **Nature Communications**, v. 10, n. 1, p. 1077, 6 mar. 2019. DOI: 10.1038/s41467-019-08855-1. .

CHUPP, B. A., HICKEY, E., LOOMIS, D. G. "Optimal Wind Portfolios in Illinois", **The Electricity Journal**, v. 25, n. 1, p. 46–56, jan. 2012. DOI: 10.1016/j.tej.2012.01.002. .

CUNHA, J., FERREIRA, P. V. "Designing electricity generation portfolios using the mean-variance approach", **International Journal of Sustainable Energy Planning and Management**, v. 4, p. 17–30, 2015. DOI: 10.5278/ijsepm.2014.4.3. .

DEGEILH, Y., SINGH, C. "A quantitative approach to wind farm diversification and reliability", **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 33, n. 2, p. 303–314, 1 fev. 2011. DOI: 10.1016/j.ijepes.2010.08.027. .

DELARUE, E., DE JONGHE, C., BELMANS, R., *et al.* "Applying portfolio theory to the electricity sector: Energy versus power", **Energy Economics**, v. 33, n. 1, p. 12–23, 2011. DOI: 10.1016/j.eneco.2010.05.003. .

DELLANO-PAZ, F., CALVO-SILVOSA, A., ANTELO, S. I., *et al.* "Energy planning and modern portfolio theory: A review", **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 77, p. 636–651, set. 2017. DOI: 10.1016/j.rser.2017.04.045. .

DELUCCHI, M. A., JACOBSON, M. Z. "Providing all global energy with wind, water, and solar power, Part II: Reliability, system and transmission costs, and policies", **Energy Policy**, v. 39, n. 3, p. 1170–1190, 1 mar. 2011. DOI: 10.1016/j.enpol.2010.11.045. .

DRAKE, B., HUBACEK, K. "What to expect from a greater geographic dispersion of wind farms?—A risk portfolio approach", **Energy Policy**, v. 35, n. 8, p. 3999–4008, 1 ago. 2007. DOI: 10.1016/j.enpol.2007.01.026. .

DUNLOP, J. "Modern Portfolio Theory Meets Wind Farms", **The Journal of Private Equity**, v. 7, n. 2, p. 83–95, 29 fev. 2004. DOI: 10.3905/jpe.2004.391052. .

EPE. **Custo Marginal de Expansão do Setor Elétrico Brasileiro – Metodologia e Cálculo - 2019**. , nº EPE-DEE-NT-057/2019-r0. Rio de Janeiro, EPE, 17 set. 2019. Disponível em: https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-423/topico-482/NT_CME_EPE_DEE-NT-057_2019-r0.pdf. Acesso em: 26 out. 2020.

GRIGG, C., WONG, P., ALBRECHT, P., *et al.* "The IEEE Reliability Test System-1996. A report prepared by the Reliability Test System Task Force of the Application of

Probability Methods Subcommittee", **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 14, n. 3, p. 1010–1020, ago. 1999. DOI: 10.1109/59.780914. .

GRUBER, K., KLÖCKL, C., REGNER, P., *et al.* "Assessing the Global Wind Atlas and local measurements for bias correction of wind power generation simulated from MERRA-2 in Brazil", **Energy**, v. 189, p. 116212, 15 dez. 2019. DOI: 10.1016/j.energy.2019.116212. .

HAEGEL, N. M., ATWATER, H., BARNES, T., *et al.* "Terawatt-scale photovoltaics: Transform global energy", **Science**, v. 364, n. 6443, p. 836–838, 31 maio 2019. DOI: 10.1126/science.aaw1845. .

HALE, E. T., STOLL, B. L., NOVACHECK, J. E. "Integrating solar into Florida's power system: Potential roles for flexibility", **Solar Energy**, v. 170, p. 741–751, 1 ago. 2018. DOI: 10.1016/j.solener.2018.05.045. .

HANSEN, L. "Can Wind be a “Firm” Resource? A North Carolina Case Study", **Duke Environmental Law & Policy Forum**, tex.ids= hansenCANWINDBE, v. 15, n. 2, p. 341–382, 1 abr. 2005. .

HILL, M. O. "Diversity and Evenness: A Unifying Notation and Its Consequences", **Ecology**, v. 54, n. 2, p. 427–432, 1973. DOI: <https://doi.org/10.2307/1934352>. .

HU, J., HARMSSEN, R., CRIJNS-GRAUS, W., *et al.* "Geographical optimization of variable renewable energy capacity in China using modern portfolio theory", **Applied Energy**, v. 253, p. 113614, 1 nov. 2019. DOI: 10.1016/j.apenergy.2019.113614. .

JACOBSON, M. Z., DELUCCHI, M. A., CAMERON, M. A., *et al.* "Matching demand with supply at low cost in 139 countries among 20 world regions with 100% intermittent wind, water, and sunlight (WWS) for all purposes", **Renewable Energy**, v. 123, p. 236–248, 2018. DOI: 10.1016/j.renene.2018.02.009. .

JOST, L. "Entropy and diversity", **Oikos**, v. 113, n. 2, p. 363–375, 2006. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.2006.0030-1299.14714.x>. .

JÜLCH, V. "Comparison of electricity storage options using levelized cost of storage (LCOS) method", **Applied Energy**, v. 183, p. 1594–1606, 1 dez. 2016. DOI: 10.1016/j.apenergy.2016.08.165. .

JURASZ, J., CANALES, F. A., KIES, A., *et al.* "A review on the complementarity of renewable energy sources: Concept, metrics, application and future research directions", **Solar Energy**, v. 195, p. 703–724, 1 jan. 2020. DOI: 10.1016/j.solener.2019.11.087. .

KAHN, E. "The reliability of distributed wind generators", **Electric Power Systems Research**, v. 2, n. 1, p. 1–14, mar. 1979. DOI: 10.1016/0378-7796(79)90021-X. .

LEW, D., BRINKMAN, G., IBANEZ, E., *et al.* **Western Wind and Solar Integration Study Phase 2**. , n° NREL/TP-5500-55588. [S.l.], National Renewable Energy Lab. (NREL), Golden, CO (United States), 1 set. 2013. Disponível em:

<https://www.osti.gov/biblio/1095399-western-wind-solar-integration-study-phase>.
Acesso em: 16 fev. 2022.

LUND, H., ARLER, F., ØSTERGAARD, P. A., *et al.* "Simulation versus Optimisation: Theoretical Positions in Energy System Modelling", **Energies**, v. 10, n. 7, p. 840, jul. 2017. DOI: 10.3390/en10070840. .

MARKOWITZ, H. "Portfolio selection", **The Journal of Finance**, v. 7, n. 1, p. 77–91, 1952. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x. .

MARKOWITZ, H. "The optimization of a quadratic function subject to linear constraints", **Naval Research Logistics Quarterly**, v. 3, n. 1–2, p. 111–133, 1956. DOI: 10.1002/nav.3800030110. .

MCKAY, M. D., BECKMAN, R. J., CONOVER, W. J. "A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output From a Computer Code", **Technometrics**, 1979. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00401706.2000.10485979>. Acesso em: 20 ago. 2023.

MME, EPE. **Plano Decenal de Expansão de Energia 2029**. . [S.l: s.n.]. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/plano-decenal-de-expansao-de-energia-2029>. Acesso em: 26 out. 2020. , 2020

MORAIS, R. C. **Análise do impacto da expansão de novas renováveis no custo de geração de energia elétrica no Brasil**. 2021. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Planejamento Energético, Rio de Janeiro, 2021. Disponível em: http://www.ppe.ufrj.br/images/publica%C3%A7%C3%B5es/doutorado/Tese_Rafael_Cancelli.pdf.

NELSON, J., KASINA, S., STEVENS, J., *et al.* **Investigating the economic value of flexible solar power plant operation**. . San Francisco, USA, Energy and Environmental Economics, Inc., out. 2018. Disponível em: <https://www.ethree.com/wp-content/uploads/2018/10/Investigating-the-Economic-Value-of-Flexible-Solar-Power-Plant-Operation.pdf>. Acesso em: 29 jul. 2020.

NIEDERMAYER, A. F., NIEDERMAYER, D. **Applying Markowitz's Critical Line Algorithm**. . Rochester, NY, [s.n.]. Disponível em: <https://papers.ssrn.com/abstract=894842>. Acesso em: 3 jul. 2022. , 1 jan. 2007

NOVACHECK, J., JOHNSON, J. X. "Diversifying wind power in real power systems", **Renewable Energy**, v. 106, p. 177–185, 1 jun. 2017. DOI: 10.1016/j.renene.2016.12.100. .

NOVO, R., MAROCCO, P., GIORGI, G., *et al.* "Planning the decarbonisation of energy systems: The importance of applying time series clustering to long-term models", **Energy Conversion and Management: X**, v. 15, p. 100274, 1 ago. 2022. DOI: 10.1016/j.ecmx.2022.100274. .

NREL. **Annual Technology Baseline**. . Golden, Colorado, EUA, [s.n.]. Disponível em: https://data.openei.org/files/4129/2021-ATB-Data_Master_new.xlsm. Acesso em: 15 jan. 2022. , 2021

ONS. **Curva de carga horária**. 2019. ONS - Operador Nacional do Sistema Elétrico. Disponível em: http://www.ons.org.br/Paginas/resultados-da-operacao/historico-da-operacao/curva_carga_horaria.aspx. Acesso em: 5 jul. 2020.

PINHEIRO NETO, D., DOMINGUES, E. G., COIMBRA, A. P., *et al.* "Portfolio optimization of renewable energy assets: Hydro, wind, and photovoltaic energy in the regulated market in Brazil", **Energy Economics**, v. 64, p. 238–250, maio 2017. DOI: 10.1016/j.eneco.2017.03.020. .

R CORE TEAM. **R: A language and environment for statistical computing**. . Vienna, Austria, [s.n.]. Disponível em: <https://www.R-project.org/>. , 2020

RAMIREZ CAMARGO, L., SCHMIDT, J. "Simulation of multi-annual time series of solar photovoltaic power: Is the ERA5-land reanalysis the next big step?", **Sustainable Energy Technologies and Assessments**, v. 42, p. 100829, 1 dez. 2020. DOI: 10.1016/j.seta.2020.100829. .

ROCKAFELLAR, R. T., URYASEV, S. "Optimization of conditional value-at-risk", **The Journal of Risk**, v. 2, n. 3, p. 21–41, 2000. DOI: 10.21314/JOR.2000.038. .

ROMBAUTS, Y., DELARUE, E., D'HAESELEER, W. "Optimal portfolio-theory-based allocation of wind power: Taking into account cross-border transmission-capacity constraints", **Renewable Energy**, v. 36, n. 9, p. 2374–2387, 1 set. 2011. DOI: 10.1016/j.renene.2011.02.010. .

ROQUES, F., HIROUX, C., SAGUAN, M. "Optimal wind power deployment in Europe -- A portfolio approach", **Energy Policy**, v. 38, n. 7, p. 3245–3256, jul. 2010. DOI: 10.1016/j.enpol.2009.07.048. .

SANTOS-ALAMILLOS, F. J., THOMAIDIS, N. S., USAOLA-GARCÍA, J., *et al.* "Exploring the mean-variance portfolio optimization approach for planning wind repowering actions in Spain", **Renewable Energy**, v. 106, p. 335–342, 1 jun. 2017. DOI: 10.1016/j.renene.2017.01.041. .

SARYKALIN, S., SERRAINO, G., URYASEV, S., "Value-at-Risk vs. Conditional Value-at-Risk in Risk Management and Optimization". In: CHEN, Z.-L., RAGHAVAN, S., GRAY, P., *et al.* (Org.), **State-of-the-Art Decision-Making Tools in the Information-Intensive Age**, [S.l.], INFORMS, 2008. p. 270–294. DOI: 10.1287/educ.1080.0052. Disponível em: <http://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/educ.1080.0052>. Acesso em: 24 set. 2019.

SCALA, A., FACCHINI, A., PERNA, U., *et al.* "Portfolio analysis and geographical allocation of renewable sources: A stochastic approach", **Energy Policy**, v. 125, p. 154–159, 1 fev. 2019. DOI: 10.1016/j.enpol.2018.10.034. .

SCHMIDT, O., MELCHIOR, S., HAWKES, A., *et al.* "Projecting the Future Levelized Cost of Electricity Storage Technologies", **Joule**, v. 3, n. 1, p. 81–100, 16 jan. 2019. DOI: 10.1016/j.joule.2018.12.008. .

SHAHRIARI, M., BLUMSACK, S. "The capacity value of optimal wind and solar portfolios", **Energy**, v. 148, p. 992–1005, 1 abr. 2018. DOI: 10.1016/j.energy.2017.12.121. .

SHARPE, W. **The Critical Line Method**. 2020. Disponível em: http://web.stanford.edu/~wfsarpe/mia/opt/mia_opt3.htm. Acesso em: 17 jul. 2022.

SHORT, W., PACKKEY, D. J., HOLT, T. **A manual for the economic evaluation of energy efficiency and renewable energy technologies**. Golden, Colorado, EUA, University Press of the Pacific, 1995. Disponível em: <http://large.stanford.edu/publications/coal/references/troughnet/market/docs/5173.pdf>. Acesso em: 7 dez. 2014.

STIRLING, A. "A General framework for analysing diversity in science, technology and society", **Journal of the Royal Society, Interface / the Royal Society**, v. 4, p. 707–19, 1 set. 2007. DOI: 10.1098/rsif.2007.0213. .

STIRLING, A. "Diversity and ignorance in electricity supply investment: Addressing the solution rather than the problem", **Energy Policy**, v. 22, n. 3, p. 195–216, 1 mar. 1994. DOI: 10.1016/0301-4215(94)90159-7. .

STIRLING, A. **On the economics and analysis of diversity**. , SPRU Electronic Working Paper Series. Working paper, n° 28. Brighton, University of Sussex / University of Sussex, jan. 1998. Disponível em: <http://sro.sussex.ac.uk/id/eprint/28823/>.

THOMAIDIS, N. S., SANTOS-ALAMILLOS, F. J., POZO-VÁZQUEZ, D., *et al.* "Optimal management of wind and solar energy resources", **Computers & Operations Research**, v. 66, p. 284–291, 1 fev. 2016. DOI: 10.1016/j.cor.2015.02.016. .

WYRWA, A., SUWAŁA, W., PLUTA, M., *et al.* "A new approach for coupling the short- and long-term planning models to design a pathway to carbon neutrality in a coal-based power system", **Energy**, v. 239, p. 122438, 15 jan. 2022. DOI: 10.1016/j.energy.2021.122438. .

Apêndice A. Demonstração que portfólios com baixa variância não fazem parte da fronteira eficiente no caso com geração esperada fixa

Neste Apêndice, comparamos duas formulações diferentes para alcançar as fronteiras eficientes, ambas baseadas em uma otimização de dois objetivos com um parâmetro fixo. O parâmetro fixo é a capacidade instalada no primeiro modelo (Modelo C) e a geração esperada no segundo (Modelo G). Demonstraremos aqui que os portfólios da fronteira eficiente do Modelo C cujo fator de capacidade seja inferior ao FC da carteira com coeficiente de variação mínimo (CV) – ou, dito de outra forma, da carteira com o máximo índice de Sharpe – não fazem parte da fronteira eficiente que se obtém no Modelo G.

Diz-se que uma carteira é não-dominada, ou seja, pertence à fronteira eficiente, se não houver outra carteira que seja melhor em um dos parâmetros (desvio padrão e fator de capacidade) enquanto for pelo menos igual no outro parâmetro.

Definição 1. O conjunto de todas as carteiras eficientes é a fronteira eficiente.

Definição 2. Seja ε_C a fronteira eficiente obtida ao se resolver o Modelo C, ou seja, a formulação do modelo que maximiza a geração do portfólio e minimiza o desvio padrão em uma capacidade fixa.

Definição 3. Seja ε_G a fronteira eficiente obtida ao resolver o Modelo G, ou seja, a formulação do modelo que minimiza a capacidade instalada do portfólio e minimiza o desvio padrão em uma geração fixa.

Definição 4. Seja $p^C \in \varepsilon_C$ uma carteira do Modelo C.

Definição 5. Seja $p^G \in \varepsilon_G$ uma carteira do Modelo G.

Definição 6. Seja $cv \in \varepsilon_C$ o portfólio, no Modelo C, com menor coeficiente de variação, ou seja, a menor razão entre o desvio padrão e o fator de capacidade

$$\left(\frac{\sigma_{cv}}{\mu_{cv}} \right).$$

Definição 7. Dado um par de carteiras p_x e p_y , elas são ditas equivalentes ($p_x \equiv p_y$) se a participação relativa de cada usina que compõe essas carteiras for igual nas duas carteiras.

Teorema 1. A carteira correspondente ao CV mínimo no Modelo C é equivalente à carteira com o menor desvio padrão no Modelo G. Seja $cv^G \in \varepsilon_G$, $cv^C \in \varepsilon_C$ e $cv^G \equiv cv^C$, então:

$$\sigma_{cv^C} < \sigma_p \quad \forall (p \neq cv) \in \varepsilon_G \quad (51)$$

Prova. Seja $p \in P$ qualquer carteira possível, com geração esperada G_p , capacidade instalada C_p e desvio padrão σ_p . Para verificar se p é equivalente a uma carteira na fronteira eficiente ε_C , é necessário obter o desvio padrão da carteira equivalente a p (σ_{p^c}) que respeita a restrição de capacidade instalada fixa (C_F) usada para definir ε_C . Isso equivale a normalizar o valor pela capacidade instalada do portfólio.

Portanto:

$$\sigma_{p^c} = \frac{\sigma_p}{C_p} C_F \quad (52)$$

Por outro lado, σ_{p^c} é o desvio padrão da carteira equivalente a p normalizado ao valor de geração fixa (G_F) usado para definir ε_G .

$$\sigma_{p^c} = \frac{\sigma_p}{G_p} G_F \quad (53)$$

Portanto:

$$\sigma_{p^c} = \sigma_{p^c} \frac{C_p}{G_p} \frac{G_F}{C_F} \quad (54)$$

$$\sigma_{p^c} = \sigma_{p^c} \frac{G_p}{C_p} \frac{C_F}{G_F} \quad (55)$$

Como $(\frac{G_p}{C_p})$ é o fator de capacidade do portfólio (μ_p), a equação (55) pode ser reescrita como:

$$\sigma_{p^c} = \sigma_{p^G} \mu_p \frac{G_F}{C_F} \quad (56)$$

Pela Definição 6, temos que $\frac{\sigma_{cv^c}}{\mu_{cv}} < \frac{\sigma_{p^c}}{\mu_p}$. Assim, pela aplicação da Equação (55) obtemos

$$\frac{\sigma_{cv^G} \mu_{cv} \frac{G_F}{C_F}}{\mu_{cv}} < \frac{\sigma_{p^G} \mu_p \frac{G_F}{C_F}}{\mu_p} \quad (57)$$

ou, equivalentemente, $\sigma_{cv^G} < \sigma_{p^G}$. ■

Teorema 2. *Qualquer carteira na fronteira eficiente do Modelo C cujo desvio padrão seja inferior ao desvio padrão da carteira cv não possui carteira equivalente na fronteira eficiente do Modelo G. Matematicamente:*

$$\sigma_{p^c} < \sigma_{cv^c} \Rightarrow \nexists (p^G \in \varepsilon_G) \equiv p^c \quad \forall p^c \in \varepsilon_C \quad (58)$$

Prova. Para mostrar que uma carteira p não pertence à fronteira eficiente, basta mostrar que existe, na fronteira eficiente, uma carteira que supera p em qualquer parâmetro na fronteira eficiente enquanto for pelo menos igual no outro parâmetro. De acordo com o Teorema 1, $\sigma_{cv^G} < \sigma_p^G$. Portanto, para provar o teorema atual, é suficiente mostrar que $\mu_{cv} \geq \mu_p$. Pela Definição 6:

$$\frac{\sigma_{cv^c}}{\mu_{cv}} < \frac{\sigma_{p^c}}{\mu_p} \quad (59)$$

Se $\sigma_{p^c} < \sigma_{cv^c}$, isso implica que

$$\frac{\mu_p}{\mu_{cv}} < \frac{\sigma_{p^c}}{\sigma_{cv^c}} < 1, \quad (60)$$

que simplifica para $\mu_p < \mu_{cv}$. ■