



Universidade Federal de Ouro Preto
Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas
Departamento de Engenharia Elétrica



Trabalho de Conclusão de Curso

**Despacho Ótimo de uma usina virtual
composta por geração eólica e armazenamento
em VEs utilizando programação linear,
dinâmica e estocástica**

Caio Felipe Cordeiro Costa

João Monlevade, MG
2021

Caio Felipe Cordeiro Costa

**Despacho Ótimo de uma usina virtual
composta por geração eólica e armazenamento
em VEs utilizando programação linear,
dinâmica e estocástica**

Trabalho de Conclusão de curso apresentado à Universidade Federal de Ouro Preto como parte dos requisitos para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia Elétrica pelo Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas da Universidade Federal de Ouro Preto.
Orientador: Prof. Juan Carlos Galvis Manso

**Universidade Federal de Ouro Preto
João Monlevade
2021**

SISBIN - SISTEMA DE BIBLIOTECAS E INFORMAÇÃO

C837d Costa, Caio Felipe Cordeiro .

Despacho ótimo de uma usina virtual composta por geração eólica e armazenamento em VEs utilizando programação linear, dinâmica e estocástica. [manuscrito] / Caio Felipe Cordeiro Costa. - 2021.

61 f.: il.: color., gráf., tab..

Orientador: Prof. Dr. Juan Carlos Galvis Manso.

Monografia (Bacharelado). Universidade Federal de Ouro Preto. Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas. Graduação em Engenharia Elétrica .

1. Energia - fontes alternativas. 2. Força eólica. 3. Geração distribuída de energia elétrica. 4. Programação dinâmica. 5. Programação linear. 6. Programação (Matemática) . I. Manso, Juan Carlos Galvis. II. Universidade Federal de Ouro Preto. III. Título.

CDU 621.311.245:519.85

Bibliotecário(a) Responsável: Flavia Reis - CRB6-2431



FOLHA DE APROVAÇÃO

Caio Felipe Cordeiro Costa

Despacho Ótimo de uma usina virtual composta por geração eólica e armazenamento em VEs
utilizando programação linear, dinâmica e estocástica

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia Elétrica da Universidade Federal
de Ouro Preto como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Elétrica

Aprovada em 23 de abril de 2021

Membros da banca

Dr. Juan Carlos Galvis Manso - Orientador (Universidade Federal de Ouro Preto)
Dr. Carlos Henrique Nogueira de Resende Barbosa - (Universidade Federal de Ouro Preto)
M.Sc. Luana Kruger Melgaço Pereira - (Universidade Federal de Ouro Preto)

Juan Carlos Galvis Manso, orientador do trabalho, aprovou a versão final e autorizou seu depósito na Biblioteca Digital de Trabalhos de Conclusão de Curso da UFOP em 10/05/2021



Documento assinado eletronicamente por **Juan Carlos Galvis Manso, PROFESSOR DE MAGISTERIO SUPERIOR**, em 10/05/2021, às 20:02, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site http://sei.ufop.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **0169436** e o código CRC **4459EA24**.

Agradecimentos

Agradeço:

À Deus pela vida, por todas as oportunidades e por me fazer capaz de lutar pelos meus sonhos.

Aos meus pais, José Luís e Maura, por sempre acreditarem em mim, dando todo o apoio e incentivo.

Aos meus irmãos, Caique, Camila e Cauan, por sempre me apoiarem em todos os momentos.

À minha namorada, Miriele, por todo o seu carinho e apoio, principalmente nos momentos mais difíceis.

Ao meu avô José Cordeiro e ao meu primo Thiago, pelo suporte fundamental que me deram para realizar essa conquista.

À minha avó Maria de Fátima (em memória) de forma especial, por todo o seu carinho e por ter sido uma figura tão importante para o meu desenvolvimento.

À minha avó Margarida (em memória) de forma especial, por todo o seu carinho e sonho de um dia me ver formado.

Aos demais familiares e amigos, que sempre estiveram presentes e desejaram o melhor pra mim.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Juan, por toda atenção, sabedoria e paciência, fazendo com que fosse possível a realização deste trabalho.

*"A tarefa não é tanto ver aquilo que ninguém viu, mas pensar o que ninguém ainda
pensou sobre aquilo que todo mundo vê"*
– Arthur Schopenhauer

Resumo

A Geração Distribuída, composta de fontes de energias renováveis, está conquistando cada vez mais espaço para auxiliar as fontes tradicionais de geração de energia elétrica com a maior demanda de energia decorrente do crescimento populacional e industrial. O objetivo deste trabalho é modelar uma usina virtual que possui como característica uma fonte de geração eólica e um sistema de armazenamento de energia, de modo que seu lucro seja maximizado. Inicialmente essa modelagem foi elaborada por meio da Programação Linear, porém este método não trata a característica de aleatoriedade do vento, trazendo resultados não confiáveis para a usina geradora. A partir deste problema, o modelo original foi implementado por meio da Programação Dinâmica e posteriormente foi evoluído para Programação Dinâmica Estocástica. Neste último caso, portanto, a velocidade do vento passa a ser considerada como uma variável aleatória, sendo atribuídas probabilidades de ocorrência a cada cenário escolhido. A aplicação deste método foi possível por meio da alteração da função objetivo e das equações de restrição do modelo original. Com base nos resultados obtidos, pôde-se observar que o modelo que trata a aleatoriedade do vento traz resultados mais confiáveis para a usina geradora.

Palavras-chave: Geração distribuída, Usinas virtuais, Energia eólica, Programação Linear, Programação Dinâmica, Programação Dinâmica Estocástica.

Abstract

The Distributed Generation, made up of renewable energy sources, is gaining more and more space to assist traditional sources of electricity generation with the greatest demand for energy, due to population and industrial growth. The objective of this work is to model a virtual power station, which features a source of wind generation and an energy storage system, so that its gain is maximized. Initially, this modeling was elaborated by means of Linear Programming, however this method does not deal with the wind randomness characteristic, thus bringing unreliable results for the forecast of energy generation. Based on this problem, the original model was implemented through Dynamic Programming and later evolved into Stochastic Dynamic Programming. In this way, the model is evolved to Stochastic Dynamic Programming. In the latter case, therefore, wind speed starts to be considered as a random variable, with probabilities of occurrence being attributed to each chosen scenario. The application of this method was made possible by changing the objective function and the constraint equations of the original model. Based on the results obtained, it was observed that the model that deals with wind randomness brings more reliable results for the generating plant.

Keywords: Distributed generation, Virtual power plants, Wind energy, Linear programming, Dynamic programming, Stochastic dynamic programming.

Lista de ilustrações

| | |
|--|----|
| Figura 1 – Visão geral da VPP. | 8 |
| Figura 2 – Gerador eólico da WEG. | 11 |
| Figura 3 – Função de distribuição de Weibull. | 13 |
| Figura 4 – Cenários de geração. | 14 |
| Figura 5 – Bateria de um VE. | 15 |
| Figura 6 – Algumas variáveis da VPP. | 18 |
| Figura 7 – Política de decisões para PD. | 28 |
| Figura 8 – Restrições $A \cdot \hat{x} \leq \hat{b}$, caso $N = 3$ | 31 |
| Figura 9 – Restrições $A_{eq} \cdot \hat{x} = \hat{b}_{eq}$, caso $N = 3$ | 32 |
| Figura 10 – Tabela de decisões. | 35 |
| Figura 11 – Cenários de velocidade do vento. | 39 |
| Figura 12 – Lucro para $N = 2$ (%). | 43 |
| Figura 13 – Lucro para $N = 3$ (%). | 44 |
| Figura 14 – Lucro para $N = 24$ (€). | 45 |
| Figura 15 – Lucro para $N = 24$ (%) | 45 |
| Figura 16 – Tabela de decisões para PD. | 48 |
| Figura 17 – Tabela de decisões para PDE. | 50 |
| Figura 18 – Soluções otimizadas para PL, PD e PDE. | 51 |
| Figura 19 – Soluções otimizadas para PL, PD e PDE. | 52 |
| Figura 20 – Armazenamento líquido nas baterias. | 53 |
| Figura 21 – Ganhos finais. | 54 |

Lista de Siglas

| | |
|--------------|---|
| ANEEL | Agência Nacional de Energia Elétrica |
| CCEE | Câmara de Comercialização de Energia Elétrica |
| DERs | Distributed Energy Resources |
| EMS | Energy Management System |
| INEE | Instituto Nacional de Eficiência Energética |
| MAE | Mean Absolute Error |
| PD | Programação Dinâmica |
| PDE | Programação Dinâmica Estocástica |
| PDED | Programação Dinâmica Estocástica Dual |
| PL | Programação Linear |
| PPPL | Problema Padrão de Programação Linear |
| SIN | Sistema Interligado Nacional |
| UVC | Usina Virtual Comercial |
| UVT | Usina Virtual Técnica |
| VE | Veículo Elétrico |
| VPP | Virtual Power Plant |

Lista de símbolos

| | |
|----------------|---|
| $P(x, d)$ | função lucro da VPP (€) |
| p^e | preço de atacado da eletricidade (€) |
| x | energia fornecida diretamente à rede pela usina eólica (kWh) |
| d | energia transferida das baterias dos VEs para a rede (kWh) |
| η | perda de conversão da bateria |
| g | Energia transferida da usina eólica para as baterias dos VEs como forma de pagamento pelo seu armazenamento (kWh) |
| b | energia transferida da usina eólica para as baterias dos VEs quando não é fornecida diretamente para a rede |
| y | Capacidade de armazenamento necessária nos VEs para atender a geração da VPP quando a energia não é fornecida diretamente para a rede (kWh) |
| z | geração estimada no dia seguinte |
| s | armazenamento total disponível nos VEs |
| σ | porcentagem de y que é transferida como forma de pagamento aos VEs. |
| $\Delta(n)$ | energia líquida armazenada nas baterias no início do instante de tempo n para o modelo de PL |
| N | Número de intervalos de tempo |
| f | função objetivo |
| \hat{x} | vetor que contém as variáveis de decisão |
| \hat{b} | vetor independente. Alguns termos deste vetor contém os dados de armazenamento total disponível na VPP |
| \hat{b}_{eq} | vetor que contém dados da geração estimada para o próximo dia. |
| lb | vetor com os valores mínimos que as variáveis de decisão podem assumir |
| ub | vetor com os valores máximos que as variáveis de decisão podem assumir |

| | |
|----------|---|
| A | matriz de coeficientes das variáveis de decisão |
| E | matriz de coeficientes das variáveis de decisão do estágio de tempo anterior ao atual |
| $c(n)$ | energia líquida armazenada nas baterias no final de cada instante de tempo n para os modelos de PD e PDE. |
| p_k | Probabilidade atribuída ao cenário de otimização k |
| μ | valor esperado (média) |
| δ | desvio padrão |
| V_f | vento forte |
| V_m | vento médio |
| V_b | vento baixo |

Sumário

| | | |
|------------|--|-----------|
| 1 | INTRODUÇÃO | 1 |
| 1.1 | Motivação | 2 |
| 1.2 | Revisão Bibliográfica | 2 |
| 1.3 | Objetivos | 5 |
| 1.4 | Estrutura do trabalho de conclusão de curso | 5 |
| 2 | FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA | 6 |
| 2.1 | Geração distribuída | 6 |
| 2.1.1 | Definições | 6 |
| 2.2 | Usinas Virtuais | 7 |
| 2.2.1 | Tipos de VPP | 8 |
| 2.2.1.1 | Usina Virtual Técnica (UVT) | 8 |
| 2.2.1.2 | Usina Virtual Comercial (UVC) | 9 |
| 2.3 | Fontes renováveis | 9 |
| 2.3.1 | Energia eólica | 10 |
| 2.3.1.1 | Distribuição de probabilidade do vento | 12 |
| 2.3.1.2 | Cenários de vento e probabilidades associadas | 13 |
| 2.4 | VEs | 15 |
| 2.5 | Mercado de energia para inclusão da VPP | 16 |
| 2.6 | Modelagem Matemática da VPP por meio da PL | 16 |
| 3 | METODOLOGIA | 19 |
| 3.1 | PL | 19 |
| 3.1.1 | Problema Padrão de Programação Linear (PPPL) | 19 |
| 3.2 | PL utilizando MATLAB | 20 |
| 3.3 | Problema de Otimização | 21 |
| 3.3.1 | Caso $N = 1$ | 21 |
| 3.3.1.1 | Representação Matricial | 21 |
| 3.3.2 | Caso $N = 2$ | 22 |
| 3.3.2.1 | Representação Matricial | 23 |
| 3.3.3 | Caso $N = 3$ | 24 |
| 3.3.3.1 | Representação Matricial | 25 |
| 3.4 | Lucro da VPP | 27 |
| 3.5 | PD | 27 |
| 3.5.1 | Elementos básicos da PD | 28 |
| 3.5.2 | Modelagem Matemática da VPP por meio da PD | 29 |

| | | |
|------------|--|-----------|
| 3.5.2.1 | Representação matricial do modelo alterado | 30 |
| 3.5.2.2 | Representação genérica do modelo para qualquer estágio (n) | 33 |
| 3.5.2.3 | Construção das tabelas dinâmicas por meio do método de varredura | 34 |
| 3.6 | Programação Dinâmica Estocástica | 35 |
| 4 | RESULTADOS E DISCUSSÃO | 38 |
| 4.1 | Sistema teste | 38 |
| 4.1.1 | Caso $N = 3$ | 39 |
| 4.1.2 | Caso $N = 24$ | 40 |
| 4.2 | PL | 41 |
| 4.3 | Modelo genérico para PL | 44 |
| 4.4 | Exemplo determinístico - Caso $N = 3$ | 45 |
| 4.5 | Exemplo estocástico - Caso $N = 3$ | 49 |
| 4.6 | Soluções otimizadas para PL, PD e PDE | 50 |
| 4.7 | Comparando PD e PL | 53 |
| 5 | CONCLUSÃO | 55 |
| | REFERÊNCIAS | 56 |
| | APÊNDICE A – TABELA DINÂMICA COMPLETA $N = 2$ | 58 |
| | APÊNDICE B – TABELA DINÂMICA COMPLETA $N = 1$ | 59 |
| | APÊNDICE C – TABELA DINÂMICA COMPLETA $N = 0$ | 61 |

1 Introdução

O constante crescimento populacional e industrial nos últimos anos, trouxe como consequência, um aumento no consumo de energia elétrica. Para suprir o aumento dessa nova demanda de energia, novas centrais geradoras de eletricidade devem ser construídas.

Visto que esse aumento está ligado principalmente ao desenvolvimento econômico e industrial, são necessárias mudanças para aumentar a produção de energia elétrica. Esse aumento da demanda implica em um aumento da capacidade de transmissão, geração e de distribuição.

O custo para a implantação de grandes centrais geradoras de energia elétrica é alto. Além disso, como as instalações dessas centrais se encontram geralmente distantes dos consumidores finais, são necessários grandes investimentos em novas linhas de transmissão e distribuição.

O alto custo de implantação de grandes centros geradores de energia elétrica, juntamente com a preocupação com os impactos ambientais que são causados por esses grandes centros, foram fatores importantes para que fossem estudadas formas alternativas de geração de energia. Desde 1970, quando houve a crise do petróleo, diversos países começaram a adotar amplamente as fontes de energia renováveis para não se tornarem tão dependentes dos combustíveis fósseis.

As fontes de energia renováveis vêm conquistando cada vez mais espaço para atender parte das demandas de energia. Além disto, as mesmas podem ser introduzidas próximas aos pontos de consumo, conectadas ao sistema de distribuição. Isto não ocorre com os meios de geração de energia centralizadas como as usinas hidrelétricas, nucleares e termelétricas.

Para integrar essas novas fontes alternativas de geração de energia elétrica ao longo da rede de distribuição, surge o conceito de Usina Virtual de Potência (VPP - do inglês Virtual Power Plant), que é uma espécie de junção de centrais geradoras de energia interligadas ao sistema elétrico e que podem atuar como se fossem uma única central elétrica. Essas VPPs são desenvolvidas a partir da Geração Distribuída (GD), que se dá por fontes de geração de energia que podem ser ligadas ao longo da rede de distribuição.

A GD possui vantagens em relação à geração centralizada: economia de investimentos em linhas de transmissão, redução de perdas elétricas nesses sistemas e estabilidade do sistema (INEE, 2018).

Deste modo, a integração de usinas de GD como VPPs traz benefícios adicionais como acesso e maior competitividade no mercado de energia e melhor aproveitamento da produção que cada usina teria individualmente.

1.1 Motivação

As VPPs, com um sistema de armazenamento fornecido pelos veículos elétricos (VEs), fazem com que as fontes de GD sejam aproveitadas de maneira otimizada. Uma das fontes de recursos renováveis que podem integrar essa GD é a energia eólica, que tem como característica uma geração intermitente, ou seja, sua capacidade de geração pode variar constantemente ao longo de um dia.

Deste modo, a integração dessa fonte de GD como uma VPP, com um sistema de armazenamento disponível, trazem vantagens como maior confiabilidade e competitividade no mercado de eletricidade.

1.2 Revisão Bibliográfica

Na tabela 1 é apresentado um resumo que destaca as principais características dos trabalhos correlatos consultados.

Tabela 1 – Resumo Bibliográfico.

| Referência | Objetivo | Sistemas de teste | Metodologia |
|------------------------------------|--|--|---|
| (VASIRANI et al., 2013) | Estudo da viabilidade de ter VPPs utilizando VEs como meio de armazenamento. | Parque eólico da Espanha e veículos elétricos. | Baseada na Programação Linear (PL). |
| (HERNANDEZ, 2015) | Obter um melhor aproveitamento, através das Usinas Virtuais, dos recursos energéticos normalmente dispersos espacialmente. | Sistema elétrico do Estado de São Paulo. | Levantamento de dados e pesquisa de redes inteligentes, geração distribuída, usinas virtuais, fontes de geração de energia e do sistema elétrico do Estado de São Paulo. |
| (NAINA; RAMA-JAMANI; SWARUP, 2017) | Inclusão das pequenas fontes de recursos renováveis no mercado de eletricidade através de VPPs. | Rede trifásica com linha de transmissão e distribuição, transformador e cargas resistivas. | Utilização de um algoritmo do sistema de gerenciamento de energia (EMS) para VPP e modelagem e simulação de uma VPP através do <i>Simulink</i> do <i>software</i> MATLAB. |

| | | | |
|---------------------------------|--|--|--|
| (KUZLE; ZDRILIC; PANDŽIĆ, 2011) | Fornecer uma estrutura otimizada de operação para VPP. | Dados reais de Šibenik, um condado da Croácia. | Modelo de PL para minimizar os custos de uma planta convencional de energia. |
| (SCARCELLI, 2012) | Apresentar uma nova abordagem para o planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos de potência. | Usinas hidrelétricas brasileiras. | Representação dos sistemas hidrotérmicos por meio da Programação Dinâmica (PD). |
| (SIQUEIRA, 2003) | Resolver o problema de planejamento da operação energética por meio da Programação Dinâmica Estocástica Dual (PDED). | Usinas hidrelétricas brasileiras. | Representação dos sistemas hidrotérmicos por meio da Programação Dinâmica Estocástica Dual. |
| (SILVA; GUEDES; ARAÚJO, 1999) | Nova metodologia para o cálculo dos parâmetros que definem a distribuição de Weibull. | Localidades como: Água Fria no Estado de Roraima, Guimarães no Estado do Maranhão, Soure, Joanes e Ajurutua no Estado do Pará. | Uso de Algoritmos Genéticos para obtenção dos parâmetros c e k da distribuição de Weibull. |

Com relação a tabela 1, Vasirani et al. (2013), tendo em vista o problema das incertezas geradas pelas usinas eólicas e conseqüentemente a sua incapacidade de participarem do mercado de energia efetivamente, propõem um modelo que integra a energia eólica e os VEs por meio de uma VPP e tem como objetivo otimizar o lucro por meio do armazenamento de energia fornecido pelos VEs. Com essas características, o sistema agora se torna mais confiável e ainda pode escolher o melhor horário para fornecer energia ao sistema elétrico. Esse modelo foi representado por meio de uma modelagem matemática baseada em PL que é caracterizada por uma função objetivo e equações de restrição. Esse estudo foi baseado em dados reais de geração de um parque eólico espanhol, assim como seus preços de mercado da eletricidade e características de VEs.

Em relação às VPPs, o artigo de Hernandez (2015) tem como objetivo apresentar os conceitos envolvidos nessas usinas virtuais e como elas podem ser utilizadas para um melhor aproveitamento dos recursos energéticos normalmente dispersos espacialmente. Esse estudo ressalta os benefícios gerados devido à maior integração de fontes de energia renováveis à matriz elétrica do estado de São Paulo. Desta forma, é feito o uso da Tecnologia da Informação e Telecomunicações ou das Redes Inteligentes (Smart Grid) para que a usina virtual atue no sistema interconectado de energia elétrica, rede de transmissão ou distribuição, como uma planta de geração de grande porte.

O trabalho de Naina, Rajamani e Swarup (2017) destaca que uma alta penetração de recursos renováveis no sistema elétrico existente pode aumentar a complexidade da rede e relatam também a dificuldade de pequenas fontes de energias renováveis participarem do mercado de eletricidade. Para contornar este problema, foi feito um estudo da inclusão das pequenas fontes de recursos renováveis no mercado de eletricidade por meio da VPP. Sendo assim, explicaram-se os conceitos da VPP, sua estrutura e como elas podem participar do mercado de eletricidade. Explicou-se também um algoritmo do sistema de gerenciamento de energia. A modelagem e simulação da VPP foi elaborada por meio do *software* MATLAB.

Dando continuidade às características de fontes de geração renováveis, Kuzle, Zdričić e Pandžić (2011) também enfatizam como fontes de geração eólica e solar sofrem com sua natureza estocástica, tornando muito delicada a sua participação no mercado de energia. Deste modo, foi apresentado um modelo de PL para minimizar os custos de uma planta convencional de energia. Como a produção de energia por fontes renováveis são imprevisíveis, essa usina convencional, integrada à VPP, é usada para produzir energia quando necessário. O sistema de teste desse artigo tem como base dados reais de Šibenik, um condado da Croácia. Conclui-se que os custos minimizados de uma usina convencional são importantes dentro da configuração da VPP.

Por meio da PD, Scarcelli (2012) apresenta uma nova abordagem para o planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos de potência, fazendo com que as usinas sejam representadas de forma individual e otimizada, completamente desacopladas. Usinas brasileiras foram utilizadas como sistema de teste para o trabalho e os resultados serviram para a comparação com o modelo que resolve o sistema todo em conjunto. No final foi confirmado o bom comportamento do modelo implementado.

Siqueira (2003) tem como objetivo apresentar formas alternativas ao método tradicional, adotado no setor elétrico brasileiro, de resolver o problema de planejamento da operação energética. Esse método tradicional é feito por meio da Programação Dinâmica Estocástica (PDE) que possui um problema conhecido como "maldição da dimensionalidade". Para contornar este problema, é apresentada a Programação Dinâmica Estocástica Dual. Este trabalho apresenta um estudo comparativo entre essas duas técnicas de programação.

Na PDE são estudadas as probabilidades de variáveis aleatórias. Deste modo, Silva, Guedes e Araújo (1999) destacam a distribuição de Weibull que é muito utilizada na análise do comportamento da geração eólica. O objetivo neste trabalho é utilizar Algoritmos Genéticos, que são métodos computacionais de busca baseados no mecanismo de evolução natural e na genética, para calcular os parâmetros c e k da distribuição de Weibull, trazendo maior aproximação com a distribuição real.

1.3 Objetivos

- Estudo das fontes de GD (geração eólica e sistemas de armazenamento) e sua modelagem matemática para integração em uma VPP.
- Implementar e analisar um modelo matemático de usina virtual, visando quantificar os potenciais benefícios sob um sistema teste composto por geração eólica e armazenamento em baterias de VEs.
- Explorar e utilizar algoritmos disponíveis para resolução de problemas de Programação Linear, Programação Dinâmica e Programação Dinâmica Estocástica, para otimização do despacho da usina virtual, utilizando o software MATLAB.

1.4 Estrutura do trabalho de conclusão de curso

No capítulo 1 foi feita uma introdução a este trabalho, descrevendo como o problema causado por grandes fontes de geração de energia fez com que as fontes alternativas ganhassem cada vez mais destaque. Neste capítulo também foram apresentados os principais trabalhos utilizados como referências bibliográficas.

No capítulo 2 são apresentados os principais conceitos sobre geração distribuída, usinas virtuais, fontes renováveis, veículos elétricos e a modelagem matemática da usina virtual.

No capítulo 3 são apresentadas as metodologias de otimização do despacho da usina virtual: Programação Linear, Programação Dinâmica e Programação Dinâmica Estocástica.

No capítulo 4 são comentados os resultados para as diferentes formas de programação, utilizando um sistema teste com dados de vento coletados de uma usina eólica localizada na Espanha e preços de energia obtidos também no cenário espanhol.

No capítulo 5 são comentadas as conclusões finais sobre os resultados obtidos.

2 Fundamentação teórica

Neste capítulo são apresentados os conceitos e definições relacionados à GD e VPPs. Posteriormente é explicado o que são fontes renováveis e seus diferentes tipos, pois elas fazem parte da GD. Por último, são apresentadas características da geração eólica, das baterias dos VEs, o modelo matemático de uma VPP e mercado regulatório.

2.1 Geração distribuída

O sistema elétrico é predominantemente baseado na construção de grandes centros de geração de energia como as usinas hidrelétricas, termelétricas e nucleares, compostas por extensas linhas de transmissão e distribuição. Por outro lado, a GD possui como característica a geração de pequeno porte, integrando-se na rede distribuidora local de energia elétrica (RODRIGUES; BORGES; FALCÃO, 2007).

Quando ocorre um aumento da demanda de energia, a resposta natural é o aumento da geração. Porém quando essa demanda excede os limites das usinas de geração, a solução é a construção de novas unidades de geração e conseqüentemente, o aumento do transporte e distribuição dessa energia comercializada. O conceito de GD surge a partir do questionamento quanto a essa forma de planejamento da expansão da oferta de energia elétrica, juntamente à inclusão de novas tecnologias no mercado que reduzem o custo da energia produzida e localização próxima dos centros de carga (FILHO; AZEVEDO, 2016).

A geração distribuída oferece potenciais benefícios aos sistemas elétricos. O baixo impacto ambiental, a minimização das perdas de potência elétrica, a diversificação da matriz energética, o adiamento dos investimentos em sistemas de transmissão e distribuição, estão entre alguns desses benefícios (ANEEL, 2015).

2.1.1 Definições

A GD é definida pela geração de eletricidade a partir de plantas menores em relação às plantas centralizadas, em torno de 10 MW ou menos, o que torna possível sua interconexão em qualquer ponto do sistema de energia. Uma característica fundamental da GD é a localização da geração perto da carga e ela é geralmente conectada às redes de distribuição (BASSO; DEBLASIO, 2004).

A GD traz algumas vantagens, tais como:

- Menores investimentos em comparação às tradicionais fontes de geração de energia.
- Localização próxima à região de consumo.

- Produção em escalas menores, possibilitando que a conexão seja realizada ao longo de toda rede elétrica (alta, média e baixa tensão).
- Aplicação de diversas tecnologias como medidores inteligentes e controladores de carregamento das baterias (VASIRANI et al., 2013).
- Atendimento mais rápido ao aumento da demanda necessária na rede.
- Impactos ambientais reduzidos.

2.2 Usinas Virtuais

A VPP é o principal conceito capaz de fornecer integração de recursos energéticos distribuídos (DERs - do inglês Distributed Energy Resources) nos sistemas de energia existentes. A crescente pressão, principalmente impulsionada por preocupações ambientais, para gerar mais eletricidade a partir de fontes renováveis e melhorar a eficiência energética, promoveu a aplicação de DERs nos sistemas de eletricidade (PUDJIANTO; RAMSAY; STRBAC, 2007). Algumas das fontes que podem integrar essa GD são a energia fotovoltaica, pequenas centrais hidrelétricas, energia eólica, biomassa e VEs.

O conceito de VPP também é desenvolvido para melhorar o comportamento das fontes renováveis como a eólica e solar no mercado de energia, devido a sua natureza estocástica. Portanto, uma VPP pode combinar diferentes fontes de geração com um sistema de armazenamento de energia, podendo-se apresentar ao mercado de energia como uma única fonte de geração (KUZLE; ZDRILIĆ; PANDŽIĆ, 2011).

As oportunidades de lucro de uma VPP podem ser maximizadas com a sua capacidade de poder vender energia em horários que ela está mais cara. Desse modo, o sistema pode usufruir de toda a capacidade gerada na rede e melhorar a eficiência de operação no sistema.

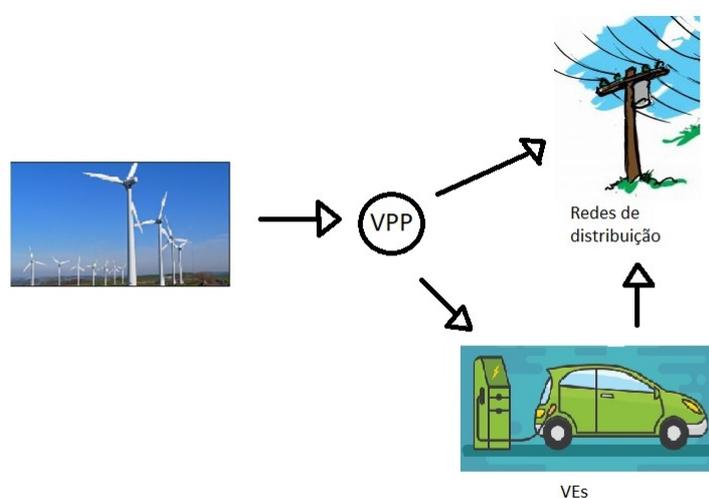
De acordo com Hernandez (2015), as VPPs possuem benefícios como:

- Uso otimizado das fontes de GD para fornecer serviços à rede de distribuição como regulação de tensão e frequência.
- Perdas de potência elétrica reduzidas na transmissão e distribuição.
- Maior diversificação das fontes de geração de energia.
- Melhores benefícios econômicos para os proprietários de DERs.
- Facilidade de inclusão das fontes de GD no mercado de eletricidade.
- Incentivo do uso de recursos renováveis, e, conseqüentemente, a diminuição da produção dos gases de efeito estufa relacionados à produção de energia.

2.2.1 Tipos de VPP

A usina virtual é um conceito novo e atua como um sistema de gestão descentralizado. Por isso, possui características próprias como saída programada, limite de geração, custo operacional, reserva e assim por diante. A VPP também incorpora características como demandas controláveis, parâmetros como elasticidade de preço de demanda. Pode conter fontes como a energia eólica, fotovoltaica, pequenas estações hidrelétricas, biomassa e biogás. A VPP também pode ter cargas controláveis e armazenamento de energia (NAINA; RAJAMANI; SWARUP, 2017). A Figura 1 mostra uma visão geral da VPP integrando energia eólica e VEs.

Figura 1 – Visão geral da VPP.



Fonte: Do Autor.

O fluxo de energia proveniente das usinas eólicas e as fontes de armazenamento são controlados por um sistema de gestão de energia (EMS - do inglês Energy Management System) que é conhecido como o coração de uma VPP. O EMS opera de acordo com a meta desejada, a qual pode ser a minimização de custo ou maximização de lucro (HERNANDEZ, 2015).

A VPP pode ser de dois tipos de acordo com seu modo de operação:

2.2.1.1 Usina Virtual Técnica (UVT)

A aplicação da UVT tem como principal objetivo atender os padrões regulamentados de qualidade da rede elétrica. Segundo Hernandez (2015), as usinas virtuais técnicas possuem características como:

- Contribuição dos DERs na gestão do sistema;

- Maior competitividade dos DERs no mercado de energia;

As operadoras utilizam as UVTs para melhorias da qualidade de energia como: regulação de frequência, tensão e fator de potência. Porém essas usinas virtuais também podem atuar de maneira independente e com fins comerciais.

2.2.1.2 Usina Virtual Comercial (UVC)

O conjunto de DERs que são representados por uma UVC podem ser utilizados para participar do mercado de energia assim como as fontes de energia centralizadas conectadas às linhas de transmissão. Esse enfoque traz benefícios como a diversificação de recursos e também um aumento da geração de energia através da agregação (HERNANDEZ, 2015).

A variação de preços da energia durante o dia também é um fator interessante para a UVC. Se for existente uma fonte de armazenamento, podem armazenar a energia e comercializá-la em horários em que o preço está mais atrativo, geralmente em horários de pico.

Um dos problemas que podem surgir na operação de uma UVC é a coordenação de suas DERs e a forma de como redistribuir o lucro entre elas, já que o número de unidades de geração pode ser consideravelmente grande, o que acarretará um aumento na complexidade dos algoritmos de decisão (MAKOHIN, 2015).

A flexibilidade dada aos pequenos consumidores por meio da permissão de micro e minigeração através do sistema de compensação, somada com a regulamentação de serviço de comércio varejista, dão início a uma movimentação no cenário nacional para a permissão da comercialização flexível no país (MAKOHIN, 2015).

2.3 Fontes renováveis

A expressão energia renovável é utilizada para descrever uma ampla gama de fontes de energia que são disponibilizadas na natureza de forma cíclica. Pela importância que essas fontes renováveis exercem no papel de sustentabilidade do sistema energético, é essencial que elas sejam inclusas nas políticas energéticas dos países (COSTA; PRATES, 2005).

Alguns principais benefícios socioeconômicos das fontes de energia renováveis são: desenvolvimento industrial e a inovação tecnológica; geração distribuída e o acesso universal à energia; criação de empregos e desenvolvimento de regiões como as zonas rurais (SIMAS; PACCA, 2013).

A seguir, são apresentadas alguns tipos de fontes renováveis:

- Energia Eólica: o aquecimento desigual da superfície da terra gera massas de ar (ventos) que movimentam as pás dos aerogeradores que transformam essa energia mecânica dos ventos em eletricidade.
- Energia Fotovoltaica: a radiação solar é convertida em eletricidade por meio de placas fotovoltaicas.
- Biomassa: energia originada por meio da queima de materiais orgânicos.
- Energia Hídrica: o fluxo de água dos rios, de altitudes elevadas, produz energia cinética. Essa energia cinética é aproveitada para movimentar as pás dos geradores de usinas hidrelétricas, que produzem a eletricidade.

2.3.1 Energia eólica

O gerador eólico realiza a conversão da energia mecânica em eletricidade por meio da ação dos ventos que movimentam as pás que estão acopladas mecanicamente ao rotor que tem na outra extremidade uma máquina que realiza a conversão da energia mecânica em elétrica. Os parques eólicos são instalados em regiões onde a velocidade dos ventos são geralmente bem comportadas. A velocidade ideal dos ventos para operação desses geradores varia de 10 a 12 m/s (36 a 43,2 km/h). Um gerador eólico é apresentado na Figura 2 e é composto pelos seguintes componentes:

- Torre: fundada em uma base de concreto, suporta a nacela da turbina eólica com todos os equipamentos, possui formato tubular e deve ser forte o suficiente para suportar diferentes situações climáticas. Em sua base se localiza uma cabine que realiza a conexão com a rede elétrica.
- Rotor: captura por meio das pás a energia do vento e a transforma em energia mecânica. O rotor é formado por três partes essenciais: as pás que captam a energia contida no vento; o eixo, que transmite o movimento rotativo das pás à caixa de engrenagens e o cubo, que acopla as pás ao eixo do rotor.
- Nacela: estrutura que protege os elementos de transformação como o multiplicador de velocidades, eixo do rotor, gerador e sistemas auxiliares.
- Multiplicador: acoplado ao eixo do rotor, multiplica a velocidade do eixo em uma rotação alta o suficiente para gerar a eletricidade.
- Gerador: transforma a energia mecânica em energia elétrica.
- Sistema de Regulação: realiza o controle da velocidade de rotação.
- Freio: um sistema de frenagem é utilizado para parar o movimento das pás em caso de turbulências causadas pelos ventos ou para realizar manutenções.

- Sistema de orientação: monitora a direção do vento, utilizando sensores de direção. Normalmente, a turbina rotaciona alguns graus quando há mudanças na direção do vento.
- Anemômetro e sensores de direção: utilizados para medir a velocidade e a direção do vento. Os sinais eletrônicos do anemômetro são enviados para um controlador eletrônico que ativa a turbina eólica quando os ventos atingem velocidades de aproximadamente 5 m/s (18 km/h). O controlador para a turbina quando os ventos excedem 25 m/s (90 km/h) para proteger sua estrutura.

A energia disponível em uma turbina eólica é a energia cinética gerada pela coluna de ar que se desloca a uma velocidade v (m/s). A coluna de ar que atravessa a seção plana A (m²) do rotor do aerogerador desloca uma massa ρAv , onde ρ é a massa específica do ar (kg/m³) (CASTRO, 2009).

Deste modo, a potência disponível dos ventos é proporcional ao cubo da velocidade do vento:

$$P_{disp} = \frac{1}{2} \rho A v^3 \quad (2.1)$$

Figura 2 – Gerador eólico da WEG.



Fonte: WEG (2015).

Como visto anteriormente, a capacidade de geração de um parque eólico varia de acordo com a velocidade do vento (em m/s). Sendo o dia dividido em N intervalos de tempo ($1 \leq N \leq 24$), a geração é representada por um vetor z , que representa a previsão

de geração para o dia seguinte e é dado por $z = [z(0), z(1), z(2), \dots, z(n)]$, onde n representa o instante de tempo.

Uma VPP pode conter diversas fontes de geração. No entanto, para este trabalho foi considerado somente um parque eólico com um sistema de armazenamento disponível. Isso não causa a perda de generalidade porque várias fontes de geração podem ser representadas como uma única fonte de geração.

2.3.1.1 Distribuição de probabilidade do vento

A energia eólica é uma fonte de energia renovável bem sucedida atualmente. Isso se deve ao fato dos incentivos oferecidos pelos governos, garantindo a compra dessa energia mesmo que ela não seja oferecida a um preço competitivo. Além disso, sua eficiência vem sendo melhorada de acordo com os avanços tecnológicos (LEITE; BORGES; FALCÃO, 2006).

No entanto, a confiabilidade de uma usina eólica é muito afetada pela característica intermitente da velocidade do vento, fazendo com que sua geração sofra grandes variações em intervalos de tempo relativamente pequenos. Por isso, existem diversos estudos que visam melhorar a confiabilidade dessas usinas e alguns destes são: utilização de outras fontes de geração como auxiliares, fontes de armazenamento de energia e estudos de probabilidade para melhor previsão da geração para um determinado período do dia ou até para as épocas do ano.

Para se obter parâmetros confiáveis sobre a capacidade de potência eólica de uma determinada região é preciso coletar dados sobre a velocidade média do vento por pelo menos um ano. Por outro lado, também é possível utilizar modelos probabilísticos já existentes. Um destes modelos é a distribuição de Weibull, que é utilizada para gerar as curvas de frequência da velocidade do vento (SILVA; GUEDES; ARAÚJO, 1999).

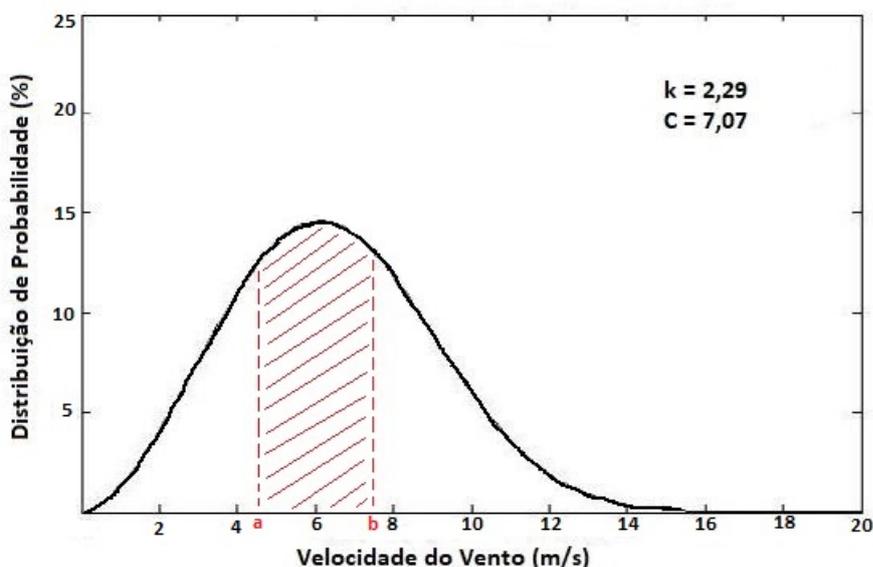
A distribuição de Weibull é representada pela seguinte equação:

$$f_w = \frac{k}{c} \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} e^{-\left(\frac{v}{c}\right)^k} \quad (2.2)$$

onde f_w é a frequência de ocorrência da velocidade v , o parâmetro k representa a uniformidade da distribuição dos dados das velocidades do vento e o parâmetro c possui dimensão de velocidade.

A Figura 3 apresenta um exemplo de uma curva gerada por meio da Função de distribuição de Weibull, onde os valores de c e k que são utilizados, são apresentados no trabalho de Silva, Guedes e Araújo (1999). Nessa curva, a probabilidade da velocidade do vento se encontra em um intervalo $[a, b]$ e é representada pela área descrita na Figura 3. A área total embaixo da curva deve ser igual a 1.

Figura 3 – Função de distribuição de Weibull.



Fonte: Adaptado de Silva, Guedes e Araújo (1999).

2.3.1.2 Cenários de vento e probabilidades associadas

A função distribuição apresentada anteriormente utiliza-se de probabilidades de uma variável contínua. Porém, neste caso, optou-se por atribuir probabilidades de variáveis discretas a cada cenário de vento.

A previsão de geração de energia elétrica da VPP para o dia seguinte é um obstáculo para obtenção de resultados mais confiáveis devido a característica de aleatoriedade do vento. Portanto, as incertezas da produção de energia eólica são apresentadas por erros de previsão do vento. Desta forma, o erro absoluto médio (MAE - do inglês Mean Absolute Error) do vento escolhido para as horas do dia seguinte será o mesmo valor apresentado por Zhang, Hu e Yao (2011), variando de -30% a 30%.

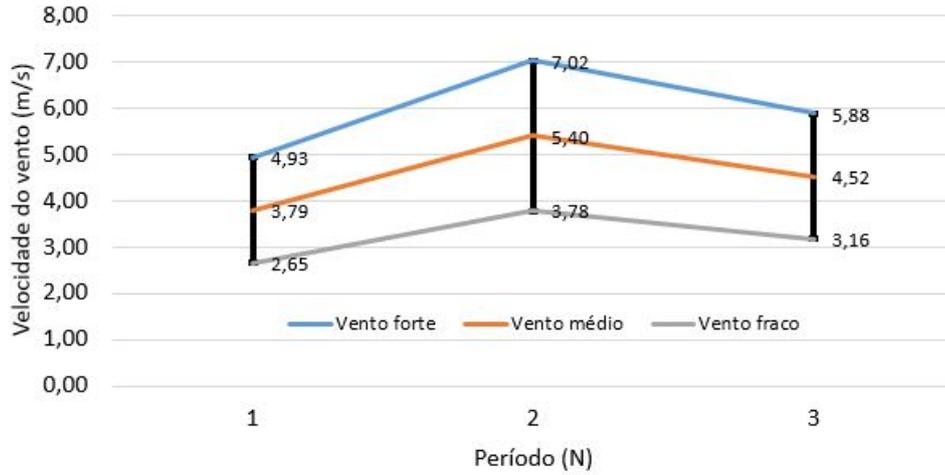
Utilizando-se do MAE apresentado anteriormente, são definidos os seguintes cenários de geração:

- Vento forte (V_f): 130% da velocidade média.
- Vento médio (V_m): 100% da velocidade média.
- Vento baixo (V_b): 70% da velocidade média.

A Figura 4 mostra o comportamento dos cenários escolhidos, variando de -30% a 30% em cada período. Estes cenários foram obtidos arbitrariamente com objetivo somente de ilustrar a variação da velocidade do vento em um certo intervalo de tempo.

Zhang, Hu e Yao (2011), consideram que o erro de previsão do vento é sujeito à distribuição normal $N(\mu, \delta^2)$. Desta forma, para confirmar as probabilidades dos diferentes

Figura 4 – Cenários de geração.



Fonte: Do Autor.

cenários de geração eólica, um método estatístico que utiliza distribuição de probabilidade discreta para distribuição de probabilidade contínua é utilizado. Sendo assim, é necessário atender algumas condições para utilizar uma distribuição discreta com três pontos para representar uma distribuição contínua.

Supondo que os valores desses três cenários sejam v_1 , v_2 e v_3 e as suas probabilidades correspondentes sejam p_1 , p_2 e p_3 , respectivamente, as seguintes equações devem ser satisfeitas:

$$\begin{cases} p_1 + p_2 + p_3 = 1 \\ p_1 v_1 + p_2 v_2 + p_3 v_3 = \int_{-\infty}^{+\infty} f(v) v dv \\ p_1 v_1^2 + p_2 v_2^2 + p_3 v_3^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} f(v) v^2 dv \end{cases} \quad (2.3)$$

Para a distribuição normal:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} f(v) v dv = \mu \quad (2.4)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} f(v) v^2 dv = \int_{-\infty}^{+\infty} f(v) [(v - \mu)^2 + 2v\mu - \mu^2] dv = \sigma^2 + \mu^2 \quad (2.5)$$

Quando,

$$\begin{cases} p_1 + p_2 + p_3 = 1 \\ p_1 v_1 + p_2 v_2 + p_3 v_3 = \mu \\ p_1 v_1^2 + p_2 v_2^2 + p_3 v_3^2 = \sigma^2 + \mu^2 \end{cases} \quad (2.6)$$

Deste modo, utilizando-se dos mesmos valores apresentados por Zhang, Hu e Yao (2011), define-se o valor de $\mu = 0$ e desvio padrão $\delta = 17,8$. Para cada instante de tempo n , existem três cenários de velocidade do vento V_f , V_m e V_b que são atribuídas às

probabilidades $P_1 = 17,6\%$, $P_2 = 64,8\%$ e $P_3 = 17,6\%$, respectivamente (ZHANG; HU; YAO, 2011).

2.4 VEs

A Figura 5 apresenta um modelo de VE puro, ou seja, não possui um motor à combustão. Os VEs puros são integralmente movidos por energia elétrica e nesse caso, essa energia é provida por baterias (CASTRO; FERREIRA, 2010). As baterias podem ser de tipos como chumbo-ácido, níquel-hidreto metálico e de lítio e elas fornecem energia para os motores elétricos que estão acoplados às rodas e convertem essa eletricidade em energia mecânica, gerando o deslocamento do veículo.

Figura 5 – Bateria de um VE.



Fonte: (CARROELETRICO, 2019)

Um VE possui uma capacidade de armazenamento de energia e s representa o vetor de armazenamento disponível no VE para N intervalos de tempo que compõem um dia, $s = [s(0)s(1)s(2)...s(N - 1)]$, onde $s(n)$ é a quantidade de energia do VE que pode ser armazenado no instante de tempo n , se for incluso na VPP.

As baterias dos VEs possuem características como a Profundidade de Descarga (DoD - do inglês depth-of-discharge) específica que determina o tempo de vida útil em ciclos e esse DoD também se baseia no quanto uma bateria pode ser descarregada, em porcentagem. Outra característica da bateria é a sua perda de conversão, dada pela constante η .

2.5 Mercado de energia para inclusão da VPP

A resolução normativa número 654, de 24 de março de 2015, altera a resolução normativa número 570 de 2013 que trata da comercialização varejista de energia elétrica no Sistema Interligado Nacional (SIN). Essa comercialização é representada por agentes de comercialização de energia.

Conforme indica a própria resolução, os comercializadores ou geradores podem representar, em seu nome e conta, pessoas físicas ou jurídicas, desde que sejam integrantes da Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE). Também é indicado no artigo oitavo da resolução que os agentes possuam histórico mínimo de operação na CCEE de doze meses, com exceção de que a representação seja por grupo societário, com participação mínima de 5% ou complexo industrial ou comercial em alusão a Lei número 9074, de 7 de julho de 1995.

Deste modo, para tornar possível comercialização da energia elétrica no SIN no âmbito da CCEE, de acordo com a resolução 570/2013, é necessário que as concessionárias e autorizadas de geração possuam central geradora com capacidade instalada igual ou superior a 50 MW, dentre outras condições especiais tratadas na resolução.

As resoluções supracitadas permitem que um representante possua certa independência do mercado regulatório na questão de fornecimento de energia, podendo impor preços que sejam mais viáveis economicamente. Portanto, as VPPs que são descritas por agentes agregadores podem ser encaixadas nessas resoluções. Dessa forma, as VPPs ganham oportunidade de serem competitivas no mercado de energia, visto que essas são uma forma de comercialização de energia separada das concessionárias (MAKOHIN, 2015).

2.6 Modelagem Matemática da VPP por meio da PL

A seguir, apresenta-se o modelo proposto por Vasirani et al. (2013) para solucionar o problema de otimização da VPP (equações 2.7 a 2.13). O objetivo desse modelo é maximizar, por meio de um modelo de PL, os ganhos gerados pelas usinas eólicas, utilizando as baterias dos VEs como sistema de armazenamento de energia. Também é considerado neste modelo, que a VPP já está imersa no mercado de energia, oferecendo eletricidade com o preço (p^e).

$$\text{Max } P(x, d) = \sum_{n=0}^{N-1} p^e(n)[x(n) + d(n)] \quad (2.7)$$

sujeito às restrições

$$x(n) + (1 + \eta)b(n) + g(n) = z(n) \quad (2.8)$$

$$\Delta(n) + b(n) \leq y(n) \quad (2.9)$$

$$\Delta(n) - d(n) \geq 0 \quad (2.10)$$

$$g(n) \geq \sigma y(n) \quad (2.11)$$

$$0 \leq y(n) + g(n) \leq s(n) \quad (2.12)$$

$$x(n) \geq 0, b(n) \geq 0, d(n) \geq 0, y(n) \geq 0, g(n) \geq 0 \quad (2.13)$$

onde x , b , d , y e g são as variáveis de decisão, $P(x, d)$ representa as receitas da eletricidade vendida no mercado pela VPP, e

$$\Delta(n) = \begin{cases} 0, & \text{se } n = 0 \\ \sum_{i=0}^{n-1} (b(i) - d(i)) & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.14)$$

é a energia líquida armazenada nas baterias dos VEs no início do intervalo de tempo n . No caso de 2.14, assume-se que a energia líquida armazenada inicialmente é zero.

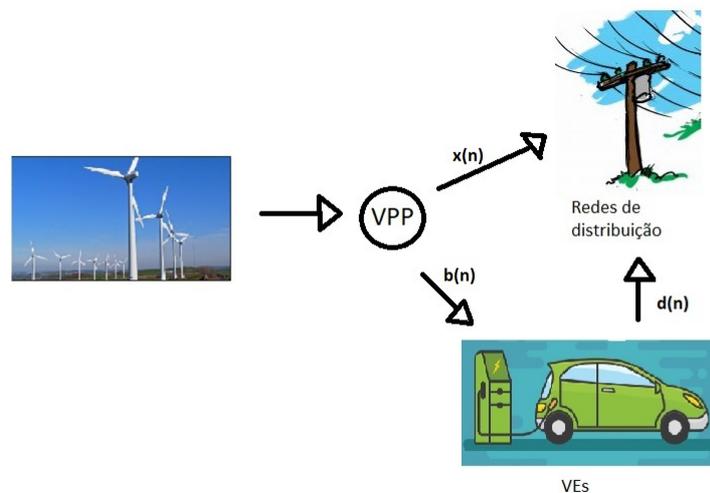
A lista a seguir apresenta a descrição das variáveis utilizadas na função de otimização.

- $P(x, d)$: Função lucro da VPP (€).
- p^e : Preço de atacado da eletricidade (€).
- x : Energia fornecida diretamente à rede pela usina eólica (kWh).
- d : Energia transferida das baterias dos VEs para a rede (kWh).
- η : Perda de conversão da bateria.
- g : Energia transferida da usina eólica para as baterias dos VEs como forma de pagamento pelo seu armazenamento (kWh).
- b : Energia transferida da usina eólica para as baterias dos VEs quando não é fornecida diretamente para a rede (kWh).
- y : Capacidade de armazenamento necessária nos VEs para atender a geração da VPP quando a energia não é fornecida diretamente à rede (kWh).
- z : Geração estimada no dia seguinte (kWh).

- s : Armazenamento total disponível nos VEs (kWh).
- σ : Porcentagem de y que é transferida como forma de pagamento aos VEs.
- $\Delta(n)$: Energia líquida armazenada nas baterias no início do tempo n .

Para melhor visualização, algumas variáveis como x , b e d , são apresentadas na Figura 6.

Figura 6 – Algumas variáveis da VPP.



Fonte: Do Autor.

A restrição 2.8 garante que a eletricidade $z(n)$ é dividida em uma quantidade que é fornecida à rede, $x(n)$, outra quantidade armazenada nas baterias dos VEs, $b(n)$, e outra quantidade que é dada aos VEs como forma de pagamento pela sua participação, $g(n)$. A restrição 2.9 assegura que a eletricidade armazenada nas baterias não é maior que o armazenamento disponível. A restrição 2.10 afirma que a eletricidade drenada das baterias não excedem a energia armazenada nas baterias. A restrição 2.11 estabelece que o pagamento recebido em termos de energia é pelo menos igual a proporção exigida (dada por σ) de armazenamento usado $y(n)$.

3 Metodologia

Neste capítulo são apresentados modelos matemáticos para a VPP que são resolvidos por meio da PL, PD e PDE.

3.1 PL

A PL foi criada para solucionar problemas de otimização em que a função objetivo e as restrições são lineares. A PL é utilizada em problemas que precisam de uma tomada de decisão em que é necessário minimizar ou maximizar uma quantidade determinada pela função objetivo. Por isso, se torna importante realizar a identificação da função objetivo, das variáveis de decisão e das restrições (CHIAPINOTO, 2014).

A função objetivo é composta pelas variáveis de decisão e estabelece critérios (como a maximização ou minimização de um valor). As variáveis de decisão compõem tanto a função objetivo como as restrições e seus valores encontrados determinam o resultado final na função objetivo. Tais restrições são as condições impostas pelo sistema.

3.1.1 Problema Padrão de Programação Linear (PPPL)

O PPPL com variáveis de decisão $x_1, x_2, x_3 \dots x_n$ tem como objetivo maximizar a função objetivo:

$$z = c_1x_1 + x_2c_2 + x_3c_3 \dots + x_nc_n \quad (3.1)$$

cujas restrições são:

$$restrições = \begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + a_{13}x_3 \dots + a_{1n}x_n \leq b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + a_{23}x_3 \dots + a_{2n}x_n \leq b_2 \\ a_{31}x_1 + a_{32}x_2 + a_{33}x_3 \dots + a_{3n}x_n \leq b_3 \\ \dots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + a_{m3}x_3 \dots + a_{mn}x_n \leq b_n \end{cases} \quad (3.2)$$

Segundo Chiapinoto (2014), o objetivo é transformar qualquer Problema de Programação Linear (PPL) em um PPPL. Enquanto os PPL buscam maximizar ou minimizar uma função objetivo, os PPPL buscam apenas maximizar e as restrições são apresentadas da forma que são sempre menores ou iguais a uma quantidade, conforme indica as restrições (3.2).

Deste modo, para que sempre ocorra a maximização, deve ser considerado que o mínimo de $c_1x_1 + c_2x_2 + c_3x_3 + \dots + c_nx_n$ é equivalente ao máximo de $-(c_1x_1 + c_2x_2 + c_3x_3 + \dots + c_nx_n)$.

Outra possibilidade são as inversões nas desigualdades das restrições, como é exemplificado abaixo:

$$d_{11}x_1 + d_{12}x_2 + d_{13}x_3 + \dots + d_{1n}x_n \geq -b \quad (3.3)$$

após a inversão, equivale a seguinte desigualdade:

$$-d_{11}x_1 - d_{12}x_2 - d_{13}x_3 - \dots - d_{1n}x_n \leq b. \quad (3.4)$$

Essas inversões são realizadas para que todas as inequações sigam o mesmo padrão em que são todas menores ou iguais a um determinado valor.

3.2 PL utilizando MATLAB

A função *linprog* do *software* MATLAB é utilizada para resolver problemas de PL. O valor mínimo de um problema é especificado por:

$$\min f^T x \quad \text{de modo tal que} \begin{cases} A \cdot \hat{x} \leq \hat{b}, \\ A_{eq} \cdot \hat{x} = \hat{b}_{eq}, \\ lb \leq \hat{x} \leq ub. \end{cases} \quad (3.5)$$

onde f , \hat{x} , \hat{b} , \hat{b}_{eq} , lb , e ub são vetores, e A e A_{eq} são matrizes.

Os vetores e matrizes acima são aplicados ao modelo proposto por Vasirani et al. (2013) e possuem os seguintes significados:

- f : função objetivo do modelo apresentado.
- \hat{x} : é o vetor onde são colocadas as variáveis de decisão.
- \hat{b} : Vetor independente. Alguns termos deste vetor contém os dados de armazenamento total disponível na VPP.
- \hat{b}_{eq} : Vetor que contém dados da geração estimada para o próximo dia.
- lb : Vetor com os valores mínimos que as variáveis de decisão podem assumir.
- ub : Vetor com os valores máximos que as variáveis de decisão podem assumir.
- A : Matriz montada com os coeficientes das variáveis das equações de restrição 2.9 a 2.12.
- A_{eq} : Matriz montada a partir da restrição de igualdade 2.8.

3.3 Problema de Otimização

No modelo proposto por Vasirani et al. (2013), a variável n representa o instante de tempo que pode variar de 0 a $N-1$ ($\forall n \in \{0, \dots, N-1\}$), visto que N representa o número de intervalos de tempo que compõem um dia.

Com o objetivo de melhor entendimento do modelo proposto, a metodologia será explicada com o número de intervalos N variando de 1 até 3. Essa escolha tem como principal intuito entender o funcionamento do PPPL e realizar a montagem da função objetivo e das restrições apresentadas em 3.1 e 3.2. A partir desse entendimento, o modelo pode ser implementado em um modelo genérico com até 24 intervalos de tempo ($1 \leq N \leq 24$).

3.3.1 Caso $N = 1$

Para este caso em que $N = 1$, obtêm-se somente um instante de tempo em que $n = 0$, pois $0 \leq n \leq N - 1$.

Dessa forma, para o instante tempo $n = 0$, o modelo matemático fica da seguinte maneira:

$$\text{Maximizar } P(x, d) = p^e(0)[x(0) + d(0)] \quad (3.6)$$

$$x(0) + (1 + \eta)b(0) + g(0) = z(0) \quad (3.7)$$

$$\begin{aligned} b(0) - y(0) &\leq 0 \\ d(0) &\leq 0 \\ -g(0) + \sigma y(0) &\leq 0 \\ y(0) + g(0) &\leq s(0) \\ -y(0) - g(0) &\leq 0 \end{aligned} \quad (3.8)$$

Visto que $n = 0$, $\Delta(n) = 0$ conforme foi mostrado na condição (2.14).

3.3.1.1 Representação Matricial

A representação matricial para este problema é essencial para identificar os vetores e matrizes relacionados à função *linprog* do MATLAB. A matriz A é composta pelos coeficientes do lado esquerdo do sinal de desigualdade (\leq) das equações de restrição indicadas em 3.8. Deste modo, o vetor coluna \hat{b} é formado pelos elementos do lado direito do sinal de desigualdade. A matriz A é montada da seguinte maneira: as linhas da matriz representam cada uma das cinco condições de restrição mostradas em 3.8, enquanto as colunas representam as variáveis $x(0)$, $b(0)$, $d(0)$, $y(0)$ e $g(0)$ nessa ordem. Dessa forma, faz-se $A \cdot \hat{x} \leq \hat{b}$ segundo o modelo 3.5:

Pode-se notar que tanto na matriz A como no vetor coluna \hat{b} , os coeficientes das variáveis que não aparecem nas equações de restrição são preenchidos com valores iguais a zero.

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & -1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x(0) \\ b(0) \\ d(0) \\ y(0) \\ g(0) \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ s(0) \\ 0 \end{bmatrix}$$

A matriz A_{eq} é composta pelos coeficientes do lado esquerdo do sinal de igualdade (=) da equação 3.7, enquanto o vetor \hat{b}_{eq} é formado pelos valores do lado direito. De acordo com o modelo 3.5, chega-se a seguinte equação matricial:

$$\begin{bmatrix} 1 & (1 + \eta) & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x(0) \\ b(0) \\ d(0) \\ y(0) \\ g(0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z(0) \end{bmatrix}$$

Por último, o vetor f que representa a função objetivo 3.6, seguindo o mesmo modelo 3.5, é expresso da seguinte maneira:

$$f = \begin{bmatrix} p^e(0) & 0 & p^e(0) & 0 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x(0) \\ b(0) \\ d(0) \\ y(0) \\ g(0) \end{bmatrix}$$

3.3.2 Caso $N = 2$

Neste caso, $N = 2$ resulta em $0 \leq n \leq 1$. Deste modo, a função objetivo e as restrições assumem a seguinte forma:

$$\text{Maximizar } P(x, d) = p^e(0)[x(0) + d(0)] + p^e(1)[x(1) + d(1)] \quad (3.9)$$

Conforme mostrado em 2.14, para o instante de tempo $n = 0$, obtêm-se $\Delta(0) = 0$. Deste modo, chega-se às seguintes restrições:

$$x(0) + (1 + \eta)b(0) + g(0) = z(0) \quad (3.10)$$

$$\begin{aligned}
b(0) - y(0) &\leq 0 \\
d(0) &\leq 0 \\
-g(0) + \sigma y(0) &\leq 0 \\
y(0) + g(0) &\leq s(0) \\
-y(0) - g(0) &\leq 0
\end{aligned} \tag{3.11}$$

Para o instante de tempo $n = 1$, obtêm-se $\Delta(1) = b(0) - d(0)$ por meio de 2.14. Deste modo, chega-se às seguintes restrições:

$$x(1) + (1 + \eta)b(1) + g(1) = z(1) \tag{3.12}$$

$$\begin{aligned}
b(0) - d(0) + b(1) - y(1) &\leq 0 \\
-b(0) + d(0) + d(1) &\leq 0 \\
-g(1) + \sigma y(1) &\leq 0 \\
y(1) + g(1) &\leq s(1) \\
-y(1) - g(1) &\leq 0
\end{aligned} \tag{3.13}$$

3.3.2.1 Representação Matricial

Seguindo o mesmo raciocínio do caso anterior, nesta nova matriz A , as linhas representam cada uma das restrições apresentadas em 3.11 e 3.13, enquanto as colunas representam as variáveis $x(0), x(1), b(0), b(1), d(0), d(1), y(0), y(1), g(0)$ e $g(1)$. Sendo assim, o vetor coluna \hat{b} é formado pelos valores que estão do lado direito do sinal de desigualdade dessas restrições. Seguindo o modelo 3.5, essas matrizes e vetores são representados de acordo com a primeira equação, que afirma que $A \cdot \hat{x} \leq \hat{b}$. Portanto, chega-se à equação matricial resultante:

$$\begin{bmatrix}
0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma & 0 & -1 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & -1 & 0 \\
0 & 0 & 1 & 1 & -1 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\
0 & 0 & -1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma & 0 & -1 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & -1
\end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x(0) \\ x(1) \\ b(0) \\ b(1) \\ d(0) \\ d(1) \\ y(0) \\ y(1) \\ g(0) \\ g(1) \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ s(0) \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ s(1) \\ 0 \end{bmatrix}$$

A matriz A_{eq} é formada pelos coeficientes do lado esquerdo do sinal de igualdade das restrições 3.10 e 3.12, o vetor coluna \hat{x} é formado pelas variáveis de decisão dessas equações e por último, \hat{b}_{eq} é um vetor coluna formado pelos valores do lado direito do sinal de igualdade dessas equações. De acordo com o modelo 3.5, $A_{eq} \cdot \hat{x} = \hat{b}_{eq}$ resulta em:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & (1 + \eta) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & (1 + \eta) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x(0) \\ x(1) \\ b(0) \\ b(1) \\ d(0) \\ d(1) \\ y(0) \\ y(1) \\ g(0) \\ g(1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z(0) \\ z(1) \end{bmatrix}$$

O vetor f é o resultado da multiplicação do vetor composto pelos coeficientes da função objetivo 3.9 com o vetor coluna \hat{x} , formado pelas variáveis de decisão.

$$f = \begin{bmatrix} p^e(0) & p^e(1) & 0 & 0 & p^e(0) & p^e(1) & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x(0) \\ x(1) \\ b(0) \\ b(1) \\ d(0) \\ d(1) \\ y(0) \\ y(1) \\ g(0) \\ g(1) \end{bmatrix}$$

3.3.3 Caso $N = 3$

Neste caso, $N = 3$ resulta em $0 \leq n \leq 2$. Deste modo, a função objetivo e as restrições assumem a seguinte forma:

$$\text{maximize } P(x, d) = p^e(0)[x(0) + d(0)] + p^e(1)[x(1) + d(1)] + p^e(2)[x(2) + d(2)] \quad (3.14)$$

Conforme mostrado em (2.14), para o instante de tempo $n = 0$, obtêm-se $\Delta(0) = 0$. Deste modo, chega-se às seguintes restrições:

$$x(0) + (1 + \eta)b(0) + g(0) = z(0) \quad (3.15)$$

$$\begin{aligned}
b(0) - y(0) &\leq 0 \\
d(0) &\leq 0 \\
-g(0) + \sigma y(0) &\leq 0 \\
y(0) + g(0) &\leq s(0) \\
-y(0) - g(0) &\leq 0
\end{aligned} \tag{3.16}$$

Conforme mostrado em (2.14), para o instante de tempo $n = 1$, obtêm-se $\Delta(1) = b(0) - d(0)$ e chega-se às seguintes restrições:

$$x(1) + (1 + \eta)b(1) + g(1) = z(1) \tag{3.17}$$

$$\begin{aligned}
b(0) - d(0) + b(1) - y(1) &\leq 0 \\
-b(0) + d(0) + d(1) &\leq 0 \\
-g(1) + \sigma y(1) &\leq 0 \\
y(1) + g(1) &\leq s(1) \\
-y(1) - g(1) &\leq 0
\end{aligned} \tag{3.18}$$

Por último, seguindo as condições para $\Delta(n)$ em 2.14 no instante de tempo $n = 2$, obtêm-se $\Delta(2) = b(0) - d(0) + b(1) - d(1)$. Sob essas condições são obtidas as seguintes restrições:

$$x(2) + (1 + \eta)b(2) + g(2) = z(2) \tag{3.19}$$

$$\begin{aligned}
b(0) - d(0) + b(1) - d(1) + b(2) - y(2) &\leq 0 \\
-b(0) + d(0) - b(1) + d(1) + d(2) &\leq 0 \\
-g(2) + \sigma y(2) &\leq 0 \\
y(2) + g(2) &\leq s(2) \\
-y(2) - g(2) &\leq 0
\end{aligned} \tag{3.20}$$

3.3.3.1 Representação Matricial

Para este caso, seguindo o mesmo raciocínio dos casos anteriores, na matriz A , as linhas representam cada uma das restrições apresentadas em 3.16, 3.18 e 3.20 enquanto as colunas representam as variáveis de decisão. Sendo assim, o vetor coluna \hat{b} é formado pelos valores que estão do lado direito do sinal de desigualdade dessas restrições. A equação matricial $A \cdot \hat{x} \leq \hat{b}$ de acordo com o modelo 3.5 é mostrada a seguir:

$$\begin{bmatrix}
 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma & 0 & 0 & -1 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & -1 & -1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma & 0 & 0 & -1 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & -1
 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix}
 x(0) \\
 x(1) \\
 x(2) \\
 b(0) \\
 b(1) \\
 b(2) \\
 d(0) \\
 d(1) \\
 d(2) \\
 y(0) \\
 y(1) \\
 y(2) \\
 g(0) \\
 g(1) \\
 g(2)
 \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix}
 0 \\
 0 \\
 0 \\
 s(0) \\
 0 \\
 0 \\
 0 \\
 0 \\
 s(1) \\
 0 \\
 0 \\
 0 \\
 0 \\
 s(2) \\
 0
 \end{bmatrix}$$

A matriz A_{eq} é formada pelos coeficientes do lado esquerdo do sinal de igualdade das restrições 3.15, 3.17 e 3.19, enquanto o vetor coluna \hat{b}_{eq} é formado pelos valores do lado direito. A equação matricial a seguir é obtida por meio do modelo 3.5.

$$\begin{bmatrix}
 1 & 0 & 0 & (1 + \eta) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\
 0 & 1 & 0 & 0 & (1 + \eta) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\
 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & (1 + \eta) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1
 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix}
 x(0) \\
 x(1) \\
 x(2) \\
 b(0) \\
 b(1) \\
 b(2) \\
 d(0) \\
 d(1) \\
 d(2) \\
 y(0) \\
 y(1) \\
 y(2) \\
 g(0) \\
 g(1) \\
 g(2)
 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix}
 z(0) \\
 z(1) \\
 z(2)
 \end{bmatrix}$$

Seguindo o mesmo modelo, o vetor f que representa a função objetivo 3.14 é

apresentado:

$$f = \begin{bmatrix} p^e(0) & p^e(1) & p^e(2) & 0 & 0 & 0 & p^e(0) & p^e(1) & p^e(2) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x(0) \\ x(1) \\ x(2) \\ b(0) \\ b(1) \\ b(2) \\ d(0) \\ d(1) \\ d(2) \\ y(0) \\ y(1) \\ y(2) \\ g(0) \\ g(1) \\ g(2) \end{bmatrix}$$

3.4 Lucro da VPP

Para comparar o lucro de uma usina com capacidade de armazenamento com relação a uma sem capacidade de armazenamento, Vasirani et al. (2013) apresentam a expressão, dada pela equação 3.21. Desta forma, quando uma VPP não possui armazenamento de energia, ela se comporta como uma usina tradicional, fornecendo energia diretamente à rede.

$$\frac{P(x, d) - P(x, d|s = 0)}{P(x, d|s = 0)} \quad (3.21)$$

onde $P(x, d)$ representa o lucro obtido da VPP após fornecer eletricidade aos VEs (g) como forma de pagamento pelo armazenamento e $P(x, d|s = 0)$ o lucro obtido pelo parque eólico participante, mas sem capacidade de armazenamento.

3.5 PD

A PD é um modelo de programação onde uma série de decisões são tomadas. Este modelo tem como características lidar com problemas que evoluem no tempo e otimizar a função objetivo de determinado problema por meio da combinação de decisões (Siqueira et al., 2006).

Seguindo os conceitos de PD, o problema agora é particionado em N intervalos de tempo, ou seja, são criados N subproblemas. Sendo assim, são resolvidos vários subproblemas menores que, posteriormente, irão compor a solução do problema completo. O

número de casos é o número de intervalos de tempo selecionados. Por exemplo, se o vetor de tempo possui 24 intervalos de tempo, o algoritmo encontrará uma solução para cada um desses intervalos.

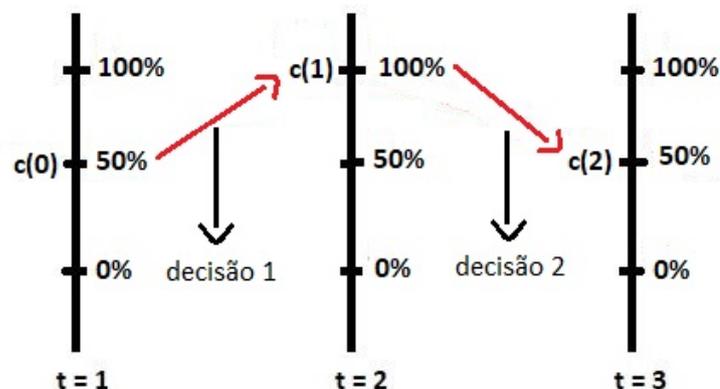
3.5.1 Elementos básicos da PD

A PD funciona por meio de um método sequencial, portanto deve ser executada em estágios. A fim de entender melhor o processo, Scarcelli (2012) apresenta os elementos básicos da PD:

- Estado: É a configuração em que o sistema se encontra em cada instante de tempo. Todas as diferentes configurações de cada estado no problema abordado neste trabalho são mostradas e representadas pelos níveis de armazenamentos das baterias em cada estágio.
- Dinâmica: O termo "dinâmica" se refere como o sistema evolui ao longo dos estágios.
- Estágio: Instante de tempo atual que o sistema se encontra.
- Decisão: Cada estágio pode ter resultados por meio de diferentes combinações. Portanto, apenas uma deve ser escolhida com o objetivo de otimizar os resultados do problema. Desta forma, é importante a avaliação de cada decisão durante o processo.
- Estado inicial: É a configuração que o sistema se encontra no início de sua operação.

A Figura 7 foi elaborada para um melhor entendimento dos elementos apresentados acima. O cenário apresentado foi escolhido arbitrariamente.

Figura 7 – Política de decisões para PD.



Fonte: Do Autor.

Na Figura 7, tem-se 3 instantes de tempo e para cada um desses instantes existem os níveis de armazenamentos escolhidos líquidos das baterias (0%, 50% e 100%), que são

representados pelas variáveis $c(0)$, $c(1)$ e $c(2)$. Os níveis de armazenamento são discretizados e considerados iguais para todos os instantes. No entanto, quanto maior o número de discretizações, mais exato é o método, porém, o número de combinações a avaliar aumenta e conseqüentemente o custo computacional é maior.

Continuando a análise da Figura 7, seu estado inicial é dado em $c(0) = 50\%$, ou seja, possui 50% de armazenamento no instante de tempo inicial. O Estado significa que existem 3 diferentes cenários que c pode assumir para cada instante, que são os níveis de armazenamento de 0%, 50% e 100%. A partir do estado inicial ocorre a transição do primeiro estágio para o segundo estágio de tempo. Neste momento é tomada uma decisão, que é escolher o nível de armazenamento no instante de tempo $t = 2$ que irá influenciar o lucro final otimizado para este exemplo. O mesmo raciocínio vale para os demais instantes de tempo.

3.5.2 Modelagem Matemática da VPP por meio da PD

O modelo original de Vasirani et al. (2013), inicialmente resolvido por meio da PL, agora é adaptado para a PD. Essa adaptação é realizada porque a PD tem como características, discretizar o modelo original em subproblemas mais simples que podem ser resolvidos separadamente.

A seguir é apresentado o modelo de Vasirani et al. (2013), o qual primeiramente sofre pequenas adaptações para posteriormente aplicar a PD.

$$\text{Max } P(x, d) = p^e(n)[x(n) + d(n)] \quad (3.22)$$

sujeito às restrições

$$x(n) + (1 + \eta)b(n) + g(n) = z(n) \quad (3.23)$$

$$c(n - 1) + b(n) - d(n) = c(n) \quad (3.24)$$

$$c(n - 1) + b(n) \leq y(n) \quad (3.25)$$

$$c(n - 1) - d(n) \geq 0 \quad (3.26)$$

$$g(n) \geq \sigma y(n) \quad (3.27)$$

$$0 \leq y(n) + g(n) \leq s(n) \quad (3.28)$$

$$x(n) \geq 0, b(n) \geq 0, d(n) \geq 0, y(n) \geq 0, g(n) \geq 0, c(n) \geq 0 \quad (3.29)$$

onde x , b , d , y , g e c são as variáveis de decisão, $P(x, d)$ representa as receitas da eletricidade vendida no mercado pela VPP, e

$$c(n) = \begin{cases} b(n) - d(n), & \text{se } n = 0 \\ c(n-1) + [b(n) - d(n)], & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (3.30)$$

é a variável criada para este modelo e representa a energia líquida armazenada nas baterias dos VEs no final de cada intervalo de tempo n .

Como observado no modelo alterado acima, as restrições 3.22, 3.25, 3.26 e 3.29 foram alteradas em relação ao modelo original e também foi adicionada a restrição 3.24 para complementar as demais alterações.

A nova restrição 3.24 afirma que o armazenamento líquido nas baterias no instante de tempo atual, dado por $c(n)$, contém a energia líquida do instante de tempo anterior, $c(n-1)$, somada com a energia transferida da usina eólica para essas baterias, $b(n)$, subtraindo-se a energia transferida das baterias dos VEs para a rede, $d(n)$. Apesar da alteração, a restrição 3.25 continua assegurando que a eletricidade armazenada nas baterias não é maior que o armazenamento disponível. A restrição 3.26 afirma que a eletricidade drenada das baterias não excedem a energia armazenada nas baterias.

As alterações citadas acima foram realizadas para existir o menor número possível de interseções das equações do instante de tempo N em que o problema se encontra, com os instantes de tempo anteriores. Dessa forma, o problema pode ser desacoplado em N subproblemas mais simples, possuindo interseção somente com o instante de tempo $N-1$.

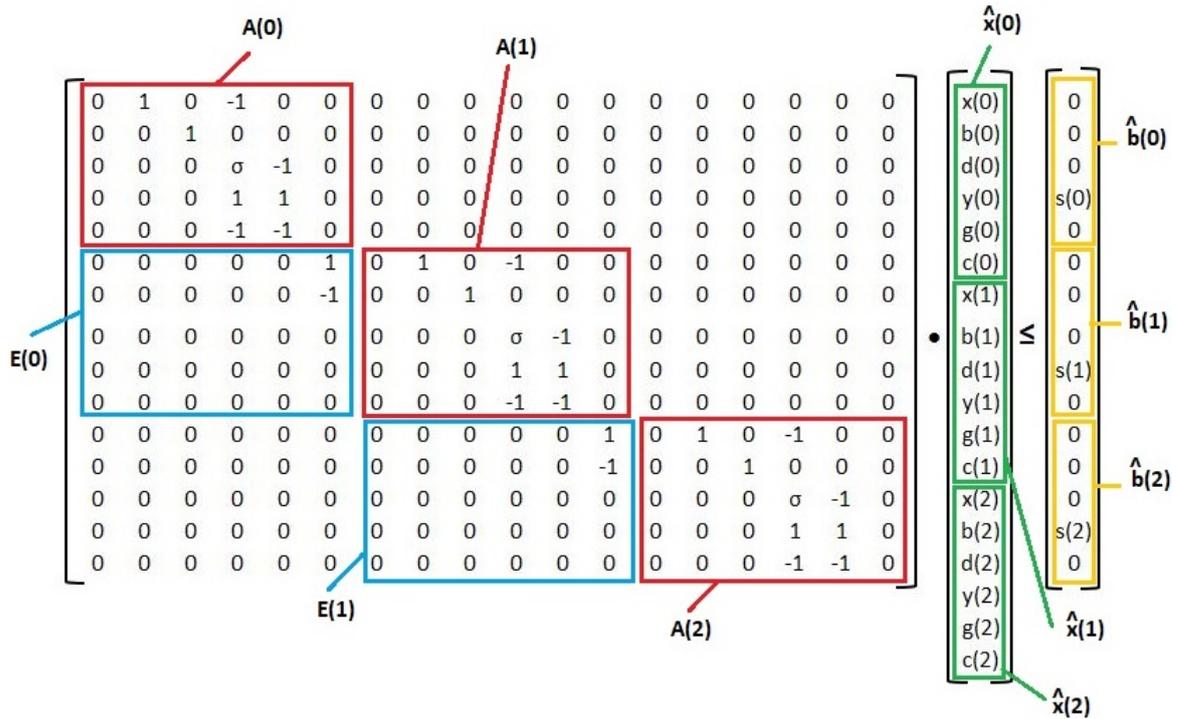
3.5.2.1 Representação matricial do modelo alterado

Recapitulando, a matriz A é composta pelos coeficientes do lado esquerdo do sinal de desigualdade (\leq) das equações de restrição de 3.25 à 3.28. Deste modo, o vetor coluna \hat{b} é formado pelos elementos do lado direito do sinal de desigualdade. Essa matriz é construída da seguinte maneira: as linhas da matriz representam cada uma das cinco condições de restrição, enquanto as colunas representam as variáveis. Para o caso $N = 3$ períodos, essas variáveis são: $x(0)$, $b(0)$, $d(0)$, $y(0)$, $g(0)$, $c(0)$, $x(1)$, $b(1)$, $d(1)$, $y(1)$, $g(1)$, $c(1)$, $x(2)$, $b(2)$, $d(2)$, $y(2)$, $g(2)$ e $c(2)$, nessa ordem. Dessa forma, faz-se $A \cdot \hat{x} \leq \hat{b}$, conforme a Figura 8.

A matriz A segue um padrão de crescimento conforme aumenta o número de intervalos de tempo N e ao analisar a Figura 8, percebem-se algumas características:

- Grande parte dos campos da matriz A é preenchida com valores iguais a zero.
- Percebe-se a repetição de uma mesma matriz na sua diagonal (retângulo vermelho).

Figura 8 – Restrições $A \cdot \hat{x} \leq \hat{b}$, caso $N = 3$.



Fonte: Do Autor.

- Para cada instante de tempo, exceto para o instante de tempo $n = 0$, percebe-se uma matriz para o instante de tempo anterior que agora será chamada de matriz E (retângulo azul).

Simplificando, a nova matriz $A(n)$ da Figura 8, para cada subproblema (cada estágio de tempo), está marcada pelo retângulo vermelho. Visto que essa nova matriz é igual para todos os intervalos e que a PD analisa cada instante de tempo separadamente, tem-se $A(n)$ como:

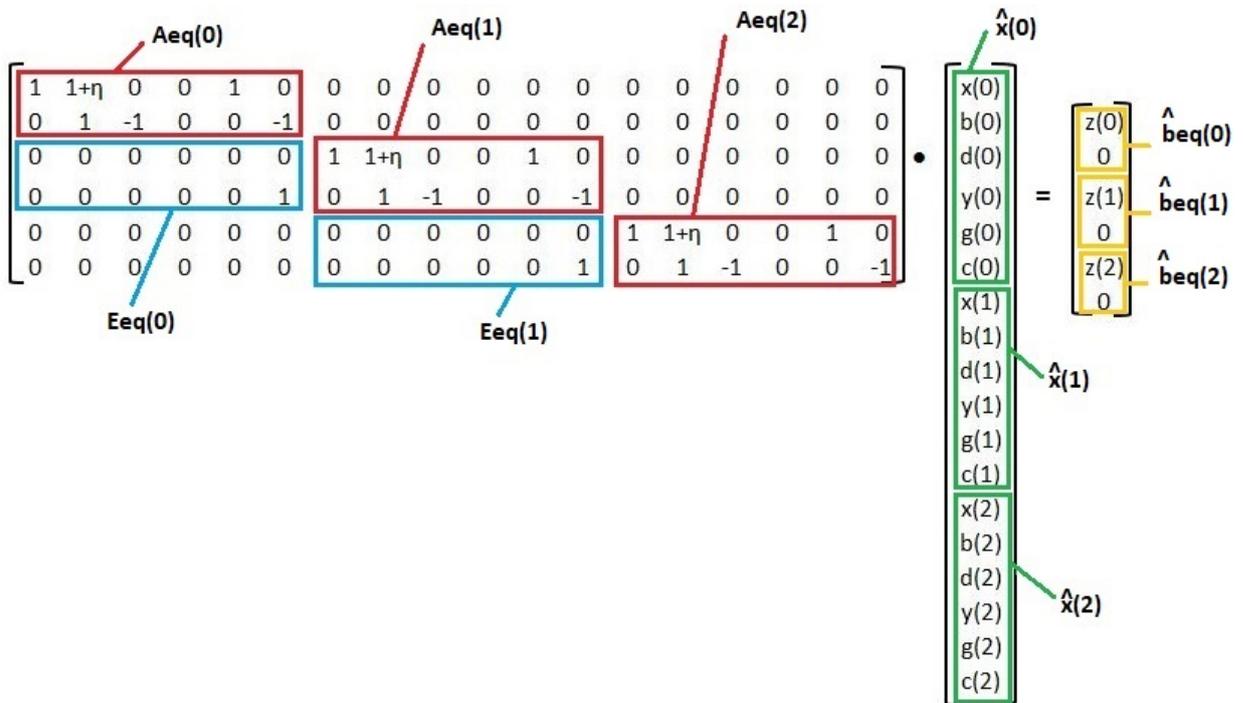
$$A(n) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

De maneira análoga à nova matriz $A(n)$, é apresentada a matriz $E(n - 1)$, que relaciona as variáveis do instante de tempo $n - 1$ com as variáveis do instante de tempo n . A matriz $E(n - 1)$ está marcada pelo retângulo azul da Figura 8 em cada instante de tempo. Portanto, percebe-se que essa matriz é inexistente para o instante de tempo $n = 0$. A matriz $E(n - 1)$ para o instante de tempo $n \geq 1$ é mostrada a seguir:

$$E(n-1) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Da mesma forma, a matriz A_{eq} é formada pelos coeficientes do lado esquerdo do sinal de igualdade das restrições 3.23 e 3.24, enquanto o vetor coluna \hat{b}_{eq} é formado pelos valores do lado direito dessa igualdade. A Figura 9 mostra a equação matricial obtida por meio da equação $A_{eq} \cdot \hat{x} = \hat{b}_{eq}$.

Figura 9 – Restrições $A_{eq} \cdot \hat{x} = \hat{b}_{eq}$, caso $N = 3$.



Fonte: Do Autor.

A matriz A_{eq} apresentada também possui padrões de crescimento e ao analisar a Figura 9, pode-se observar que:

- Grande parte dos campos da matriz A_{eq} é preenchido com valores iguais a zero.
- Percebe-se a repetição de uma mesma matriz na sua diagonal (retângulo vermelho).
- Para cada instante de tempo, exceto para o instante de tempo $n = 0$, percebe-se uma matriz para o instante de tempo anterior que agora será chamada de matriz E_{eq} (retângulo azul).

Como citado anteriormente, a PD tem como característica analisar cada intervalo de tempo separadamente. Levando isso em conta, pode-se simplificar a matriz da Figura 9, obtendo-se a nova matriz $A_{eq}(n)$ por meio do retângulo vermelho. A matriz $A_{eq}(n)$ é igual para todos os intervalos e é apresentada a seguir:

$$A_{eq}(n) = \begin{bmatrix} 1 & 1 + \eta & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

A matriz $A_{eq}(n)$ possui elementos relacionados somente ao instante de tempo atual e por isso, é criada uma matriz auxiliar denominada $E_{eq}(n-1)$ que possui os coeficientes da matriz da Figura 9 para o instante de tempo anterior ao atual (retângulo azul). Porém, há uma exceção para o instante de tempo $n = 0$ no qual essa matriz é inexistente para o intervalo de tempo anterior. A matriz $E_{eq}(n-1)$ é mostrada a seguir:

$$E_{eq}(n-1) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

3.5.2.2 Representação genérica do modelo para qualquer estágio (n)

Este problema pode ser representado de forma genérica para qualquer estágio de tempo e a equação 3.31 apresenta o ganho, conhecido por $P(x, d)$, do instante de tempo n . Destaca-se que o lucro futuro é dado pelo valor esperado dos lucros subsequentes como por exemplo, para um sistema com intervalo $1 \leq N \leq 24$, o lucro futuro do estágio de tempo $N = 10$ é o lucro acumulado dos estágios $N = 11, 12, 13, \dots, 24$.

$$\text{Max } P(x(n), d(n)) = p^e(n)[x(n) + d(n)] + \alpha[\hat{x}(n)] \quad (3.31)$$

sujeito a

$$A(n) \cdot \hat{x}(n) \leq \hat{b}(n) - E(n-1) \cdot \hat{x}(n-1) = b'(n) \quad (3.32)$$

$$A_{eq}(n) \cdot \hat{x}(n) = \hat{b}_{eq}(n) - E_{eq}(n-1) \cdot \hat{x}(n-1) = b'_{eq}(n) \quad (3.33)$$

Onde:

$$\alpha[\hat{x}(n)] = \text{Max } \{p^e(n+1)[x(n+1) + d(n+1)] + \alpha[\hat{x}(n+1)]\} \quad (3.34)$$

sujeito a

$$A(n+1) \cdot \hat{x}(n+1) \leq \hat{b}(n+1) - E(n) \cdot \hat{x}(n) = b'(n+1) \quad (3.35)$$

$$A_{eq}(n+1) \cdot \hat{x}(n+1) = \hat{b}_{eq}(n+1) - E_{eq}(n) \cdot \hat{x}(n) = b'_{eq}(n+1) \quad (3.36)$$

onde $\alpha[\hat{x}(n+1)]$ representa uma função de lucro futuro (no estágio posterior ao estágio n) das decisões tomadas no estágio n .

As equações 3.32, 3.33, 3.35 e 3.36 são baseadas no modelo 3.5 e as variáveis de decisão representadas pelo vetor $\hat{x}(n)$ devem ser maiores ou iguais a zero (≥ 0).

Quando o problema se encontra no último estágio de tempo ($N = 24$), a função de lucro futuro assume valor igual a zero ($\alpha(N) = 0$) visto que não existem estágios de tempo posteriores a este.

No caso específico em que o problema se encontra no estágio de tempo $n = 0$, as equações acima assumem uma forma diferente da genérica, visto que para esse instante de tempo, não existem variáveis do estágio de tempo anterior ($n - 1$). Desta forma, a partir das equações 3.32 e 3.33, chega-se as equações do caso $n = 0$:

$$A(0) \cdot \hat{x}(0) \leq \hat{b}(0) \quad (3.37)$$

$$A_{eq}(0) \cdot \hat{x}(0) = \hat{b}_{eq}(0) \quad (3.38)$$

3.5.2.3 Construção das tabelas dinâmicas por meio do método de varredura

Os resultados finais da PD são obtidos por meio da montagem das tabelas dinâmicas, que são construídas através de um processo repetitivo, utilizando-se do método de varredura (backward), que consiste em obter as tabelas do último instante de tempo até o primeiro. Essas tabelas contêm todas as decisões possíveis frente a todos possíveis níveis de armazenamento das baterias. O lucro final (futuro) é obtido depois de percorrer o último instante até o primeiro.

Para entender melhor o processo de como é feita a escolha do lucro final por meio das tabelas dinâmicas, é apresentado, na Figura 10, um exemplo de agrupamento das tabelas dinâmicas dos ganhos para três instantes de tempo ($n = 0, 1$ e 2).

Analisando a Figura 10, a primeira coluna para o estágio $n = 0$, a segunda coluna para o estágio $n = 1$ e a terceira coluna para o estágio $n = 2$, conhecidas também por $c(0)$, $c(1)$ e $c(2)$, respectivamente, apresentam os níveis de armazenamento finais das baterias no final de cada instante de tempo. Os níveis de armazenamento de um instante de tempo, mostrados pela segunda coluna (exceto para o primeiro instante de tempo), por razões óbvias, é também o nível de armazenamento inicial do estágio de tempo posterior. De maneira análoga, o lucro futuro de cada instante de tempo é o lucro total do instante

Figura 10 – Tabela de decisões.

| $c(0)$ | $G(0)$ | $\alpha[x(0)]$ | $G(0)_{total}$ | |
|--------|----------|----------------|----------------|--|
| 0 | 675,6056 | 3117,41 | 3793,01 | |
| 9000 | 200,4056 | 4273,20 | 4473,60 | |
| 12000 | 42,0056 | 4659,50 | 4701,50 | |
| 12790 | 0,2936 | 4759,83 | 4760,12 | |

Estágio n = 0

| $c(0)$ | $c(1)$ | $G(1)$ | $\alpha[x(1)]$ | $G(1)_{total}$ | |
|--------|--------|--------|----------------|----------------|--|
| 0 | 0 | 952,34 | 2165,07 | 3117,41 | |
| 9000 | 12790 | 407,06 | 3866,14 | 4273,20 | |
| 12000 | 18091 | 88,33 | 4571,17 | 4659,50 | |
| 12790 | 18091 | 188,66 | 4571,17 | 4759,83 | |
| 16000 | 18091 | 596,33 | 4571,17 | 5167,50 | |
| 18000 | 18091 | 850,33 | 4571,17 | 5421,50 | |
| 18091 | 18091 | 861,89 | 4571,17 | 5433,06 | |

Estágio n = 1

| $c(1)$ | $c(2)$ | $G(2)$ | $\alpha[x(2)]$ | $G(2)_{total}$ | |
|--------|--------|---------|----------------|----------------|--|
| 0 | 0 | 2165,07 | 0 | 2165,07 | |
| 9000 | 0 | 3362,07 | 0 | 3362,07 | |
| 12000 | 0 | 3761,07 | 0 | 3761,07 | |
| 12790 | 0 | 3866,14 | 0 | 3866,14 | |
| 16000 | 0 | 4293,07 | 0 | 4293,07 | |
| 18000 | 0 | 4559,07 | 0 | 4559,07 | |
| 18091 | 0 | 4571,17 | 0 | 4571,17 | |

Estágio n = 2

Fonte: Do Autor.

posterior. Deste modo, na solução ótima, o armazenamento final no estágio 0 é $c(0) = 12790$, portanto inicia-se o estágio 1 com o mesmo valor e, no final do estágio 1, a solução de armazenamento ótimo é $c(1) = 18091$, sendo este o nível de início de armazenamento no estágio 2. Por fim, no estágio 2, toda a energia acumulada é gasta e finaliza-se com $c(2) = 0$. O lucro total para os n estágios se encontra concentrado no estágio 0 e é $G_{total}(0) = €4760,12$.

3.6 Programação Dinâmica Estocástica

A PDE resolve o problema de maneira similar à PD. A diferença agora é que variáveis com características estocásticas, ou seja, aleatórias, passam a ser consideradas no problema, como é o caso da velocidade do vento. Porém, assim como na PD, a PDE apresenta desvantagens quando se trata de recurso computacional. Como é necessária a discretização de um espaço de estados e ainda a consideração de diversos cenários para a variável aleatória (vento), o esforço computacional cresce exponencialmente à medida que aumenta esse espaço de estados (SIQUEIRA, 2003).

A seguir é apresentado o modelo adaptado para a PDE. Cada valor da variável aleatória do vento v , representa um cenário de otimização k , e dá origem a uma potência z_k gerada pela usina, a qual por sua vez afeta o vetor \hat{b}_{eq} no modelo de otimização, que pode ser representado como \hat{b}_{eqk} . Portanto a representação genérica do modelo da PDE

adaptado para o estágio n e para cada estágio de vento k é:

$$\text{Max } P(x(n), d(n)) = p^e(n)[x(n) + d(n)] + \sum_{k=1}^{ND_v} p_k \alpha_k(\hat{x}(n)) \quad (3.39)$$

sujeito a

$$A(n) \cdot \hat{x}(n) \leq \hat{b}(n) - E(n-1) \cdot \hat{x}(n-1) = b'(n) \quad (3.40)$$

$$A_{eq}(n) \cdot \hat{x}(n) = \hat{b}_{eq}(n) - E_{eq}(n-1) \cdot \hat{x}(n-1) = b'_{eq}(n) \quad (3.41)$$

Onde:

$$\alpha_k[\hat{x}(n)] = \text{Max} \left\{ p^e(n+1)[x(n+1) + d(n+1)] + \sum_{k=1}^{ND_v} p_k \alpha_k[\hat{x}(n+1)] \right\} \quad (3.42)$$

Onde ND_v é o número de cenários de vento e p_k a probabilidade de ocorrência do cenário de vento.

sujeito a

$$A(n+1) \cdot \hat{x}(n+1) \leq \hat{b}(n+1) - E(n) \cdot \hat{x}(n) = b'(n+1) \quad (3.43)$$

$$A_{eq}(n+1) \cdot \hat{x}(n+1) = \hat{b}_{eq}(n+1)_k - E_{eq}(n) \cdot \hat{x}(n) = b'_{eq}(n+1)_k \quad (3.44)$$

onde $\alpha[\hat{x}(n+1)]$ representa uma função de lucro futuro (no estágio posterior ao estágio n) das decisões tomadas no estágio n .

Do mesmo modo que é feito na PD, em cada estágio, a PDE toma as decisões por meio da maximização da soma do lucro do instante atual com o lucro futuro esperado. Sendo assim, essas decisões continuam sendo tomadas para os estágios posteriores. Conforme o problema avança cada estágio subsequente, o lucro otimizado para cada etapa é acumulado.

A função de lucro futuro é obtida pelo algoritmo da PDE por meio da discretização do espaço de estados c_{n-1}^i , dado por um intervalo de valores $i = 1, \dots, ND_c$, onde ND_c corresponde ao número de discretizações de c que, neste caso, são os níveis de armazenamento das baterias. Após definido o espaço de estados, em cada instante de tempo, é tomada uma decisão, representada por Ω_v^k . Cabe a essa decisão escolher o melhor caminho dentro de todos os cenários de vento possíveis representados por $k = 1, \dots, ND_v$, onde

ND_v é o número de discretizações da variável aleatória (velocidade do vento ou a potência gerada pela usina). O algoritmo pode ser descrito pelos seguintes passos:

Para o estágio $n = N, N - 1, \dots, 1$

1. Para cada valor do nível de armazenamento $c_{n-1}^i, i = 1, \dots, ND_c$;
2. Para cada cenário de potência gerada $\Omega_v^k, k = 1, \dots, ND_v$;
3. Encontrar o ganho.

$$P(x(n), d(n)) = p^e(n)[x(n) + d(n)] + \alpha_k[x(n)] \quad (3.45)$$

A inclusão da PDE nesse trabalho tem como objetivo tratar das características aleatórias do vento e, baseando-se em um estudo da probabilidade do vento, pode-se chegar a resultados mais confiáveis para a VPP. Portanto, os cenários de vento e a probabilidade de ocorrência do cenário de vento a serem utilizados foram apresentados na seção (2.3.1.2).

4 Resultados e Discussão

Nesta seção, são apresentados os resultados para o modelo original por meio da PL e os resultados do modelo alterado para a PD e a PDE.

4.1 Sistema teste

Os resultados da PL, PD e PDE são apresentados em dois casos: $N = 3$ e $N = 24$. O sistema teste utilizado nestes dois casos é o mesmo, tendo como objetivo a geração de resultados comparativos entre as diferentes formas de programação.

Os resultados para 3 intervalos de tempo ($N = 3$) são apresentados com o intuito de mostrar mais detalhadamente a metodologia de geração das tabelas dinâmicas pelo método da varredura (backward) e a forma de se chegar no lucro otimizado.

Utilizando-se das mesmas suposições apresentadas por Vasirani et al. (2013), um total de 1583 VEs são considerados para atuarem como armazenadores de energia dessa VPP, supondo que cada veículo possua uma bateria de 30 kWh e $\text{DoD} = 0.4$, cada veículo é capaz de fornecer $0.4 \cdot 30 = 12$ kWh. Desta forma, 1583 VEs resultam em cerca de 19 MWh de capacidade de armazenamento ($1583 \cdot 12 \text{ kWh} \approx 19 \text{ MWh}$). A perda de conversão adotada foi de 0,27 ($\eta = 0.27$).

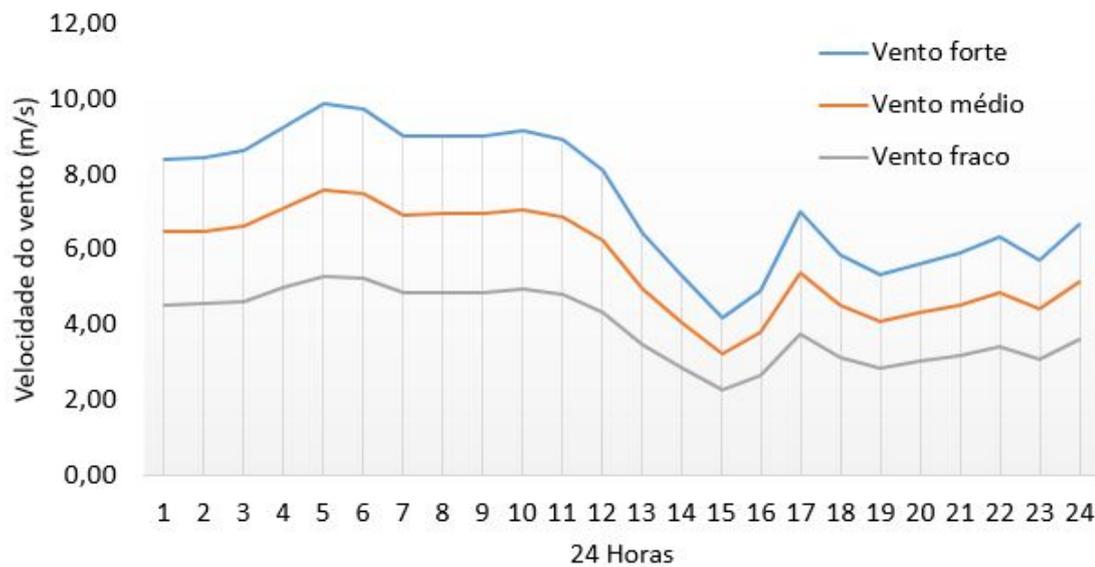
Para a PDE, tanto para o caso $N = 3$ e $N = 24$, são escolhidos os seguintes cenários de geração para cada instante de tempo:

- Vento forte (v_f): 130% da velocidade média e probabilidade $p_1 = 17,6\%$.
- Vento médio (v_m): 100% da velocidade média e probabilidade $p_2 = 64,8\%$.
- Vento baixo (v_b): 70% da velocidade média e probabilidade $p_3 = 17,6\%$.

A Figura 11 mostra o comportamento da velocidade do vento dos três cenários escolhidos ao longo de um período de 24 horas. Estes dados foram coletados de uma usina eólica localizada na Espanha¹.

¹ <http://www.sotaventogalicia.com>

Figura 11 – Cenários de velocidade do vento.



Fonte: Do autor.

4.1.1 Caso $N = 3$

O sistema teste, apresentado na tabela 2, foi obtido por meio de dados de geração de uma usina eólica na Espanha². Deste modo, foram coletados dados da geração estimada no dia seguinte, em kWh, dado pelo vetor z e o preço da eletricidade no mercado Espanhol³ para cada instante de tempo, representado por p^e .

Pode-se observar na tabela 2 que os valores do preço da eletricidade são negativos. Isso se deve ao fato da função *linprog* do MATLAB ter sido elaborada para encontrar o valor mínimo de determinado problema. Entretanto, conforme foi explicado na seção 3.1.1, é possível realizar uma manipulação para essa função retornar o valor máximo de uma função. Para isto, basta multiplicar os coeficientes do vetor da função objetivo por -1 . Como o sistema teste utiliza dados de uma usina eólica na Espanha, o preço da eletricidade é dado em Euros por quilowatt-hora (€/kWh).

Tabela 2 – Dados coletados

| Instante de tempo (n) | 0 | 1 | 2 |
|---------------------------|----------|---------|----------|
| p^e (€/kWh) | -0,04 | -0,10 | -0,14 |
| z (kWh) | 16890,14 | 9523,42 | 15464,75 |

Fonte: Do autor.

² <http://www.sotaventogalicia.com>

³ <http://www.omel.es>

No caso da PD e PDE, os níveis de armazenamento líquido considerados nas baterias variam de 0 a 18000 kWh, sendo escolhidos os seguintes níveis arbitrariamente:

$$c = [0 \quad 4500 \quad 9000 \quad 13500 \quad 18000] \quad (4.1)$$

onde c representa o armazenamento líquido das baterias.

A tabela 3 mostra, em números, os cenários de geração escolhidos para a PDE e as probabilidades (p_k) associadas a cada um desses cenários. Os dados de geração foram escolhidos arbitrariamente e possuem uma probabilidade atribuída em cada instante de tempo.

Tabela 3 – Cenários de geração z .

| Período | p_k | $n = 0$ | $n = 1$ | $n = 2$ |
|---------------------|-------|----------|---------|----------|
| Geração baixa (kWh) | 0.176 | 11823 | 6666,40 | 10825 |
| Geração média (kWh) | 0.648 | 16890,14 | 9523,42 | 15464,75 |
| Geração alta (kWh) | 0.176 | 21957 | 12380 | 20104 |

Fonte: Do autor.

Deste modo, cada cenário de geração z terá sua probabilidade de ocorrência definida pelo parâmetro p_k , fazendo com que isso influencie diretamente no lucro final da VPP.

4.1.2 Caso $N = 24$

O sistema teste utilizado para este caso é praticamente o mesmo. Obviamente, a diferença agora é que o vetor de geração estimada no dia seguinte, em kWh, dado por z é composto agora por 24 valores de geração estimada. O mesmo vale para o vetor de preços do mercado Espanhol, dado por p^e . No caso da PDE, foi coletado também os dados de velocidade do vento (v) ao longo do dia. Desta forma, os dados coletados são apresentados na tabela 4.

Para a PD e PDE, foram escolhidos os seguintes níveis de armazenamento líquido nas baterias:

$$c = [0 \quad 4500 \quad 9000 \quad 13500 \quad 18000] \quad (4.2)$$

Tabela 4 – Dados de entrada para o modelo de 24 períodos.

| | | | | | | |
|---------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| n | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
| v (m/s) | 6.46 | 6.5 | 6.63 | 7.12 | 7.58 | 7.47 |
| z (kWh) | 5063,1 | 5121.7 | 5311.9 | 6028.9 | 6702.1 | 6541.1 |
| p^e (€/kWh) | -0.05603 | -0.05036 | -0.04530 | -0.04375 | -0.04358 | -0.070 |
| n | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 |
| v (m/s) | 6,93 | 6,94 | 6,94 | 7,05 | 6,87 | 6,22 |
| z (kWh) | 5750.9 | 5765.5 | 5765.5 | 5926.5 | 5663.1 | 4711.9 |
| p^e (€/kWh) | -0.070 | -0.070 | -0.070 | -0.04749 | -0.04901 | -0.04901 |
| n | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 |
| v (m/s) | 4,95 | 4,06 | 3,23 | 3,79 | 5,40 | 4,52 |
| z (kWh) | 2853.5 | 1551.1 | 336.57 | 1156 | 3512 | 2224.3 |
| p^e (€/kWh) | -0.04901 | -0.04901 | -0.04749 | -0.04344 | -0.04241 | -0.04229 |
| n | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 |
| v (m/s) | 4,10 | 4,34 | 4,53 | 4,88 | 4,41 | 5,15 |
| z (kWh) | 1609.7 | 1960.9 | 2238.9 | 2751.1 | 2063.3 | 3146.2 |
| p^e (€/kWh) | -0.04241 | -0.04248 | -0.04411 | -0.04901 | -0.04902 | -0.04483 |

Fonte: Do autor.

4.2 PL

As variáveis de decisão e o valor maximizado da função objetivo dos casos a seguir são encontrados por meio da função *linprog* do MATLAB.

As porcentagens de energia transferidas para os VEs como forma de pagamento, dado por σ , que foram escolhidas são: 0,05, 0,10 e 0,15. Os resultados provam que a VPP utiliza amplamente o armazenamento para maximizar seu lucro quando ele está mais barato ($\sigma = 0,05$).

Embora pareça que o caso em que $N = 1$ seja simples, ele mostra como seria o comportamento do modelo adotado para somente um instante de tempo. A tabela 5 mostra os valores encontrados para as variáveis de decisão. O lucro da VPP encontrado na função objetivo foi de €675,61.

Tabela 5 – Variáveis de decisão para $N = 1$.

| Variáveis | Valores (kWh) |
|-----------|---------------|
| $x(0)$ | 16890,14 |
| $b(0)$ | 0 |
| $d(0)$ | 0 |
| $y(0)$ | 0 |
| $g(0)$ | 0 |

Fonte: Do autor.

Como só há um instante de tempo para este caso, não existem variações de preços.

Portanto, a energia gerada é fornecida diretamente à rede pela VPP (x) e não é necessária nenhuma forma de armazenamento de energia.

Para evitar repetitividade, são mostrados os resultados para $N = 3$, visto que a diferença para $N = 2$ se dá apenas pelos instantes de tempo n . Portanto, para $N = 3$, a tabela 6 mostra os valores encontrados dessas variáveis de decisão para $\sigma = 0,05, 0,10$ e $0,15$. Os lucros maximizados para esses casos foram de €4760,50, €4547,50 e €4354,40, respectivamente. Os itens a seguir apresentam a análise de cada variável de restrição da tabela 6:

- Percebe-se que a variável x , que representa a energia fornecida diretamente à rede pela VPP, em kWh, inicialmente possui valor igual a zero para o instante de tempo $n = 0$ e à medida que n aumenta, seu valor é acrescido. Para $n = 0$, o preço da eletricidade (p^e) dado na tabela 2 está mais barato, portanto, a VPP não fornece energia diretamente à rede e à medida que n aumenta, esse fornecimento vai se tornando viável, visto que o p^e está mais alto.
- Os valores da variável b , que é a energia transferida da usina eólica para as baterias dos VEs, em kWh, decrescem conforme n aumenta. Isso acontece pois, quando p^e é menor, a VPP armazena essa energia gerada nas baterias dos VEs e à medida que p^e aumenta, ou seja, o preço está mais atrativo, menos armazenamento é utilizado e mais energia é fornecida diretamente à rede.
- Observando os valores de d , que representa a energia transferida das baterias dos VEs para a rede, em kWh, nota-se que essa energia armazenada só é transferida em $n = 2$, pois é o instante em que p^e é mais caro, portanto é o melhor momento para fornecer essa energia armazenada à rede.
- Nota-se que a capacidade de armazenamento necessária nos VEs, dada por y , varia de acordo com a energia transferida da usina eólica para as baterias desses VEs, representada por b .
- Por último, temos os valores da variável g , que é a porcentagem de y que é transferida para as baterias dos VEs como forma de pagamento, em kWh. Esses valores são dados em função de σ : para $\sigma = 0,05$, g equivale a 5% de y , para $\sigma = 0,10$, g equivale a 10% de y e para $\sigma = 0,15$, g equivale a 15% de y .

Por meio dessas análises da tabela 6, percebe-se que a VPP tem essa característica de armazenar a energia em períodos que ela está mais barata e ofertá-las em horários mais lucrativos, aproveitando a energia armazenada em intervalos de tempo anteriores.

As Figuras 12 e 13 são obtidas por meio da equação 3.21 e mostra o lucro em porcentagem de uma VPP com sistema de armazenamento disponível em relação a uma

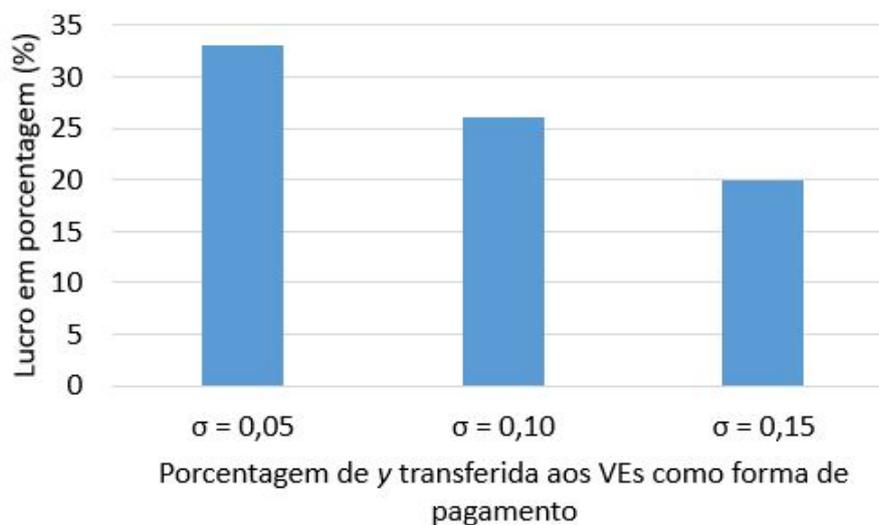
Tabela 6 – Variáveis de decisão para $N = 3$.

| σ | 0,05 | | | 0,10 | | | 0,15 | | |
|-----------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| p_e | -0,04 | -0,10 | -0,14 | -0,04 | -0,10 | -0,14 | -0,04 | -0,10 | -0,14 |
| n | 0 | 1 | 2 | 0 | 1 | 2 | 0 | 1 | 2 |
| x (kWh) | 0 | 1893,1 | 14560 | 0 | 8290,6 | 14232 | 0 | 7739,3 | 13681 |
| b (kWh) | 12796 | 5295,9 | 0 | 12329 | 0 | 0 | 11894 | 0 | 0 |
| d (kWh) | 0 | 0 | 18091 | 0 | 0 | 12329 | 0 | 0 | 11894 |
| y (kWh) | 12796 | 18091 | 18091 | 12329 | 12329 | 12329 | 11894 | 11894 | 11894 |
| g (kWh) | 639,78 | 904,57 | 904,57 | 1232,9 | 1232,9 | 1232,9 | 1784,2 | 1784,2 | 1784,2 |

Fonte: Do autor.

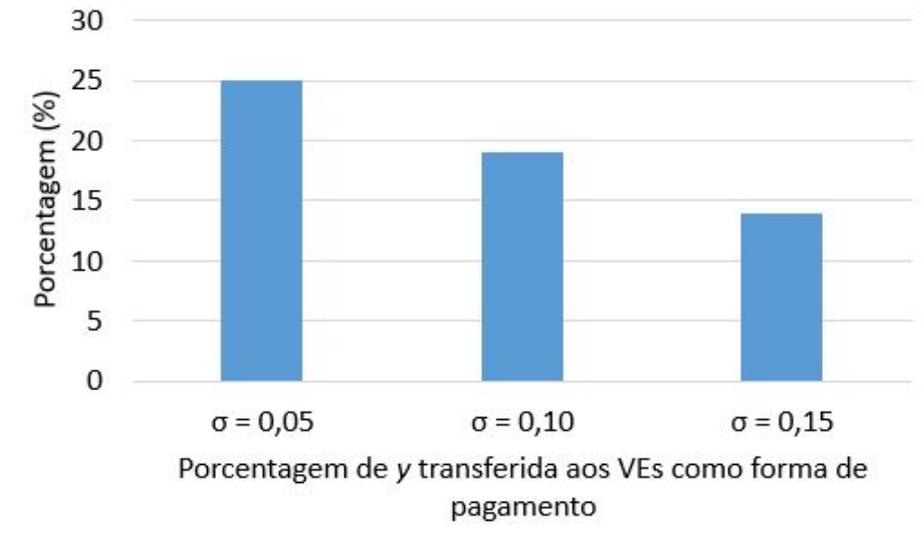
VPP sem sistema de armazenamento. Percebe-se também que a VPP utiliza amplamente o armazenamento para maximizar seu lucro quando ele está mais barato ($\sigma = 0,05$).

Como pode ser observado na Figura 12, quando $\sigma = 0,05$, o lucro da VPP supera uma usina tradicional em mais de 30%. Quando o armazenamento se torna mais caro, percebe-se que o lucro da usina cai consideravelmente: cerca de 26% para $\sigma = 0,10$, e 20% para $\sigma = 0,15$.

Figura 12 – Lucro para $N = 2$ (%).

Fonte: Do autor.

Na Figura 13, nota-se que quando $\sigma = 0,05$, o ganho da VPP é 25% maior que o lucro de uma usina tradicional. À medida que armazenamento encarece, o lucro da usina cai consideravelmente: cerca de 18% para $\sigma = 0,10$ e 14% para $\sigma = 0,15$.

Figura 13 – Lucro para $N = 3$ (%).

Fonte: Do autor.

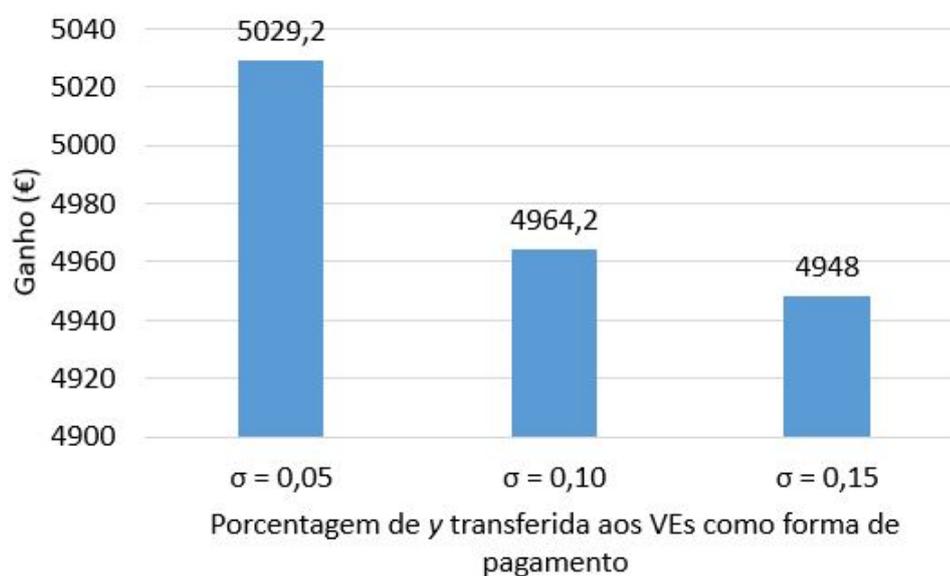
4.3 Modelo genérico para PL

A seguir, são apresentados os resultados de um modelo genérico da VPP para um número de períodos de tempo, em horas, que compõem um dia ($N = 24$). Os resultados são obtidos por meio da função *linprog* do MATLAB.

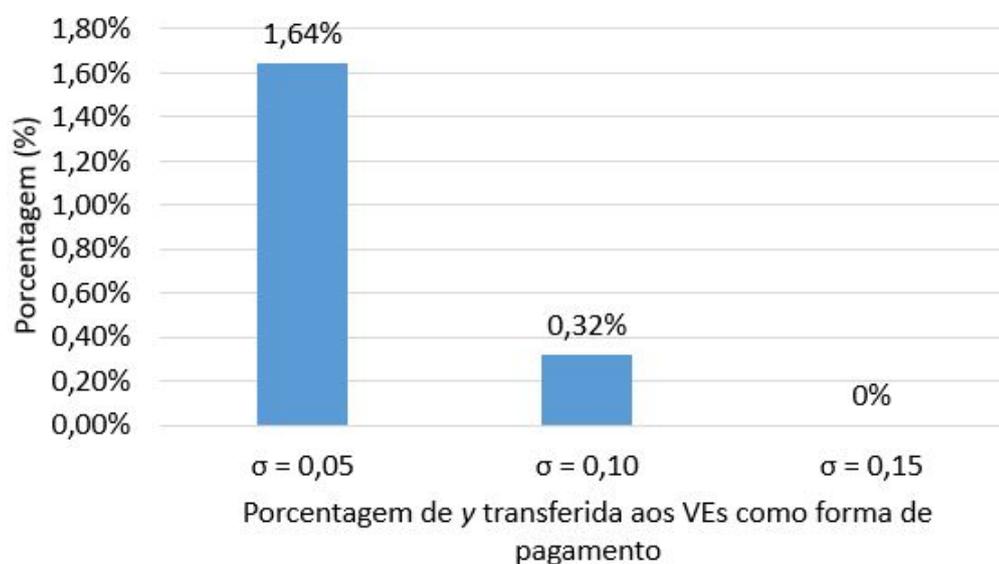
Deste modo, são apresentados os resultados na Figura 14, que mostra os valores dos ganhos maximizados da VPP de €5029,20, €4964,20 e €4948,00 para $\sigma = 0,05$, 0,10, e 0,15, respectivamente. Portanto, como era de se esperar, a VPP apresenta um maior lucro quando σ é menor, ou seja, quando a taxa transferida para os VEs como forma de pagamento é menor.

Os ganhos apresentados na Figura 15 são obtidos pela equação 3.21 para mostrar o lucro em porcentagem de uma VPP com sistema de armazenamento disponível em relação a uma VPP sem sistema de armazenamento. Percebe-se na Figura 15 que o lucro da VPP é 1,64% maior que o lucro de uma usina tradicional e à medida que o armazenamento encarece, o lucro da usina cai consideravelmente: cerca de 0,32% para $\sigma = 0,10$ e 0% para $\sigma = 0,15$. Portanto, a VPP maximiza seu lucro quando a porcentagem de pagamento aos veículos elétricos é menor ($\sigma = 0,05$). Percebe-se também a inviabilidade de utilizar o sistema de armazenamento quando essa porcentagem aumenta ($\sigma = 0,15$), ou seja, não há diferença de lucro para este caso em relação a uma usina tradicional.

Embora pareça ser pouca a diferença entre os ganhos de uma VPP em relação a uma usina tradicional, vale lembrar que esses resultados são analisados para o período de um dia somente. Portanto, essa diferença pode ser notável quando essa análise for feita para períodos maiores como por exemplo, um mês, um ano ou para períodos ainda

Figura 14 – Lucro para $N = 24$ (€).

Fonte: Do autor.

Figura 15 – Lucro para $N = 24$ (%).

Fonte: Do autor.

maiores.

4.4 Exemplo determinístico - Caso $N = 3$

Anteriormente, é explicado como funciona a estruturação das equações de restrição e também as representações matriciais para o modelo adaptado de Vasirani et al. (2013)

para a PD. Agora, para facilitar o entendimento do restante dos processos da PD, é apresentado o resultado de um exemplo simples e didático de ordem $N = 3$.

A VPP em questão possui um sistema de armazenamento de energia. Portanto, os ganhos dessa VPP tem influência direta com os níveis de armazenamento disponíveis em cada instante de tempo da PD.

As respostas são obtidas por meio da montagem das tabelas dinâmicas, que são obtidas através de um processo repetitivo, conhecido como método de varredura (backward), que consiste em obter as tabelas do último instante de tempo até o primeiro. Essas tabelas dinâmicas contém todas as decisões possíveis frente a todos possíveis níveis de armazenamento das baterias. O lucro final (futuro) é obtido depois de percorrer o último instante ($n = 2$) de tempo até o primeiro ($n = 0$).

A seguir são mostradas as tabelas dinâmicas reduzidas encontradas para este caso, que são tabelas que contém somente as soluções factíveis encontradas pelo algoritmo da PD. Isso é feito para reduzir o tamanho da tabela dinâmica completa que pode possuir diversas linhas onde as soluções são infactíveis (iguais a -1). Tal infactibilidade ocorre quando determinado cenário não atende às restrições do algoritmo. Para exemplificar, são apresentadas a seguir uma tabela dinâmica completa e uma tabela dinâmica reduzida para o estágio $n = 0$.

Tabela 7 – Tabela dinâmica completa ($n = 0$)

| $c(0)$ | $G(0)$ | $\alpha[x(0)]$ | $G(0)_{total}$ |
|--------|---------|----------------|----------------|
| 0 | -675,60 | -3117,40 | -3793,01 |
| 9000 | -200,40 | -4273,19 | -4473,60 |
| 12000 | -42,005 | -4659,49 | -4701,50 |
| 12790 | -0,29 | -4759,82 | -4760,12 |
| 16000 | -1 | -1 | -1 |
| 18000 | -1 | -1 | -1 |
| 18091 | -1 | -1 | -1 |

Fonte: Do autor.

Eliminando as soluções infactíveis da tabela 7, é obtida a tabela dinâmica reduzida:

Tabela 8 – Tabela dinâmica reduzida ($n = 0$)

| $c(0)$ | $G(0)$ | $\alpha[x(0)]$ | $G(0)_{total}$ |
|--------|---------|----------------|----------------|
| 0 | -675,60 | -3117,40 | -3793,01 |
| 9000 | -200,40 | -4273,19 | -4473,60 |
| 12000 | -42,005 | -4659,49 | -4701,50 |
| 12790 | -0,29 | -4759,82 | -4760,12 |

Fonte: Do autor.

Desta forma, são obtidas as tabelas dinâmicas reduzidas pelo método de varredura e as tabelas dinâmicas completas para os instantes $n = 2, 1, e 0$ podem ser encontradas nos apêndices A, B e C, respectivamente.

Tabela 9 – Tabela dinâmica reduzida ($n = 2$)

| $c(1)$ | $c(2)$ | $G(2)$ | $\alpha[x(2)]$ | $G(2)_{total}$ |
|--------|--------|----------|----------------|----------------|
| 0 | 0 | -2165,06 | 0 | -2165,06 |
| 9000 | 0 | -3362,06 | 0 | -3362,06 |
| 12000 | 0 | -3761,06 | 0 | -3761,06 |
| 12790 | 0 | -3866,13 | 0 | -3866,13 |
| 16000 | 0 | -4293,06 | 0 | -4293,06 |
| 18000 | 0 | -4559,06 | 0 | -4559,06 |
| 18091 | 0 | -4571,16 | 0 | -4571,16 |

Fonte: Do autor.

Os dados apresentados na tabela 9 são considerados para a construção da próxima tabela, com $n = 1$. Os lucros totais do instante $n = 2$ passam a ser conhecidos como lucro futuro ($\alpha[x(1)]$) no instante $n = 1$, mostrado na tabela 10.

Tabela 10 – Tabela dinâmica reduzida ($n = 1$)

| $c(0)$ | $c(1)$ | $G(1)$ | $\alpha[x(1)]$ | $G(1)_{total}$ |
|--------|--------|---------|----------------|----------------|
| 0 | 0 | -952,34 | -2165,06 | -3117,40 |
| 9000 | 12790 | -407,06 | -3866,13 | -4273,19 |
| 12000 | 18091 | -88,32 | -4571,16 | -4659,49 |
| 12790 | 18091 | -188,66 | -4571,16 | -4759,82 |
| 16000 | 18091 | -596,33 | -4571,16 | -5167,49 |
| 18000 | 18091 | -850,33 | -4571,16 | -5421,49 |
| 18091 | 18091 | -861,88 | -4571,16 | -5433,05 |

Fonte: Do autor.

E na última etapa da varredura, chega-se à tabela no instante $n = 0$ que contém os ganhos totais dos níveis de armazenamento escolhidos.

Tabela 11 – Tabela dinâmica reduzida ($n = 0$)

| $c(0)$ | $G(0)$ | $\alpha[x(0)]$ | $G(0)_{total}$ |
|--------|---------|----------------|----------------|
| 0 | -675,60 | -3117,40 | -3793,01 |
| 9000 | -200,40 | -4273,19 | -4473,60 |
| 12000 | -42,005 | -4659,49 | -4701,50 |
| 12790 | -0,29 | -4759,82 | -4760,12 |

Fonte: Do autor.

Após montadas as tabelas dinâmicas, podemos finalmente, obter as trajetórias ótimas de armazenamento das baterias dos veículos. Na Figura 16 é feito o agrupamento

das tabelas dinâmicas reduzidas, que contém os dados necessários para a solução ótima dos três períodos de tempo.

Figura 16 – Tabela de decisões para PD.

| $c(0)$ | $G(0)$ | $\alpha[x(0)]$ | $G(0)_{total}$ | |
|--------|----------|----------------|----------------|--|
| 0 | 675,6056 | 3117,41 | 3793,01 | |
| 9000 | 200,4056 | 4273,20 | 4473,60 | |
| 12000 | 42,0056 | 4659,50 | 4701,50 | |
| 12790 | 0,2936 | 4759,83 | 4760,12 | |

Estágio n = 0

| $c(0)$ | $c(1)$ | $G(1)$ | $\alpha[x(1)]$ | $G(1)_{total}$ | |
|--------|--------|--------|----------------|----------------|--|
| 0 | 0 | 952,34 | 2165,07 | 3117,41 | |
| 9000 | 12790 | 407,06 | 3866,14 | 4273,20 | |
| 12000 | 18091 | 88,33 | 4571,17 | 4659,50 | |
| 12790 | 18091 | 188,66 | 4571,17 | 4759,83 | |
| 16000 | 18091 | 596,33 | 4571,17 | 5167,50 | |
| 18000 | 18091 | 850,33 | 4571,17 | 5421,50 | |
| 18091 | 18091 | 861,89 | 4571,17 | 5433,06 | |

Estágio n = 1

| $c(1)$ | $c(2)$ | $G(2)$ | $\alpha[x(2)]$ | $G(2)_{total}$ | |
|--------|--------|---------|----------------|----------------|--|
| 0 | 0 | 2165,07 | 0 | 2165,07 | |
| 9000 | 0 | 3362,07 | 0 | 3362,07 | |
| 12000 | 0 | 3761,07 | 0 | 3761,07 | |
| 12790 | 0 | 3866,14 | 0 | 3866,14 | |
| 16000 | 0 | 4293,07 | 0 | 4293,07 | |
| 18000 | 0 | 4559,07 | 0 | 4559,07 | |
| 18091 | 0 | 4571,17 | 0 | 4571,17 | |

Estágio n = 2

Fonte: Do Autor.

Em cada estágio de tempo da Figura 16 existe uma tabela que contém uma coluna com os níveis de armazenamento escolhidos das baterias no final do estágio atual $[c(n)]$ e uma coluna que contém os níveis de armazenamento do estágio anterior $[c(n - 1)]$, exceto para o caso em que $n = 0$, onde não existe armazenamento do estágio de tempo anterior. Dessa forma, os níveis de armazenamento atuais de um instante de tempo, mostrados pela segunda coluna (exceto para o primeiro instante de tempo), por razões óbvias, é também o nível de armazenamento anterior do próximo estágio. De maneira análoga, o lucro futuro de cada instante de tempo é o lucro total do estágio posterior.

Portanto, a partir da análise da Figura 16, percebe-se que a decisão ótima de armazenamento começa a partir do nível de $c(0) = 12790$. Deste modo, é obtido o resultado ótimo de €4760,12 para este caso.

A PD se utiliza de dados de armazenamento já conhecidos e para este caso não foi levado em conta a característica de aleatoriedade do vento. Para tratar este caso, é necessária a aplicação da PDE, utilizada justamente para tratar variáveis de natureza estocástica, como a velocidade do vento.

4.5 Exemplo estocástico - Caso $N = 3$

Este exemplo simples foi elaborado para facilitar a compreensão dos processos da PDE.

A partir de agora, novos cenários começam a surgir graças a característica aleatória do vento. Para cada instante de tempo serão supostos três cenários de geração já apresentados anteriormente.

O processo de montagem e as características das tabelas dinâmicas na PDE são as mesmas da PD. A diferença agora é que haverá três diferentes cenários para cada nível de armazenamento. Deste modo, o resultado final encontrado para cada nível de armazenamento é obtido por meio da média calculada entre os três cenários escolhidos.

A tabela 12 apresenta a tabela dinâmica reduzida para o último período ($n = 2$) e do mesmo modo que foi feito no exemplo determinístico, os dados apresentados na tabela são considerados para a construção da tabela 13, com $n = 1$. Os ganhos totais do instante $n = 2$ passam a ser conhecidos como lucro futuro no instante $n = 1$.

Tabela 12 – Tabela dinâmica reduzida ($n = 2$)

| $c(1)$ | $c(2)$ | $G(2)$ | $\alpha[x(2)]$ | $G(2)_{total}$ |
|--------|--------|----------|----------------|----------------|
| 0 | 0 | -2165,06 | 0 | -2165,06 |
| 9000 | 0 | -3362,06 | 0 | -3362,06 |
| 12000 | 0 | -3761,06 | 0 | -3761,06 |
| 12790 | 0 | -3866,13 | 0 | -3866,13 |
| 16000 | 0 | -4293,06 | 0 | -4293,06 |
| 18000 | 0 | -4559,06 | 0 | -4559,06 |
| 18091 | 0 | -4571,16 | 0 | -4571,16 |

Fonte: Do autor.

Tabela 13 – Tabela dinâmica reduzida ($n = 1$)

| $c(0)$ | $c(1)$ | $G(1)$ | $\alpha[x(1)]$ | $G(1)_{total}$ |
|--------|--------|---------|----------------|----------------|
| 0 | 0 | -952,34 | -2165,06 | -3117,40 |
| 9000 | 12790 | -407,06 | -3866,13 | -4273,19 |
| 12000 | 16000 | -364,34 | -4293,06 | -4657,40 |
| 12790 | 16000 | -464,67 | -4293,065 | -4757,73 |
| 16000 | 18091 | -596,33 | -4571,16 | -5167,49 |
| 18000 | 18091 | -850,33 | -4571,16 | -5421,49 |
| 18091 | 18091 | -861,88 | -4571,16 | -5433,055 |

Fonte: Do autor.

Na última etapa da varredura, chega-se à tabela 14 no instante $n = 0$ que contém os ganhos totais dos níveis de armazenamento escolhidos.

Tabela 14 – Tabela dinâmica reduzida ($n = 0$)

| $c(0)$ | $G(0)$ | $\alpha[x(0)]$ | $G(0)_{total}$ |
|--------|---------|----------------|----------------|
| 0 | -675,60 | -3117,40 | -3793,01 |

Fonte: Do autor.

A tabela de decisões mostrada na Figura 17 contém os resultados de cada nível de armazenamento, obtido através da média calculada entre os três cenários. Desta forma, percebe-se que a decisão ótima de armazenamento começa a partir do nível de $c(0) = 0$. Portanto, é obtido o resultado ótimo de €3793,01 para este caso.

Figura 17 – Tabela de decisões para PDE.

| $c(0)$ | $G(0)$ | $\alpha[x(0)]$ | $G(0)_{total}$ | | |
|--------|----------|----------------|----------------|----------------|---------------|
| 0 | -675,606 | -3117,41 | -3793,01 | Estágio n = 0 | |
| $c(0)$ | $c(1)$ | $G(1)$ | $\alpha[x(1)]$ | $G(1)_{total}$ | |
| 0 | 0 | -952,342 | -2165,07 | -3117,41 | Estágio n = 1 |
| 9000 | 12790 | -407,062 | -3866,14 | -4273,2 | |
| 12000 | 16000 | -364,342 | -4293,07 | -4657,41 | |
| 12790 | 16000 | -464,672 | -4293,07 | -4757,74 | |
| 16000 | 18091 | -596,33 | -4571,17 | -5167,5 | |
| 18000 | 18091 | -850,33 | -4571,17 | -5421,5 | |
| 18091 | 18091 | -861,887 | -4571,17 | -5433,06 | |
| $c(1)$ | $c(2)$ | $G(2)$ | $\alpha[x(2)]$ | $G(2)_{total}$ | |
| 0 | 0 | -2165,07 | 0 | -2165,065 | Estágio n = 2 |
| 9000 | 0 | -3362,07 | 0 | -3362,065 | |
| 12000 | 0 | -3761,07 | 0 | -3761,065 | |
| 12790 | 0 | -3866,14 | 0 | -3866,135 | |
| 16000 | 0 | -4293,07 | 0 | -4293,065 | |
| 18000 | 0 | -4559,07 | 0 | -4559,065 | |
| 18091 | 0 | -4571,17 | 0 | -4571,168 | |

Fonte: Do Autor.

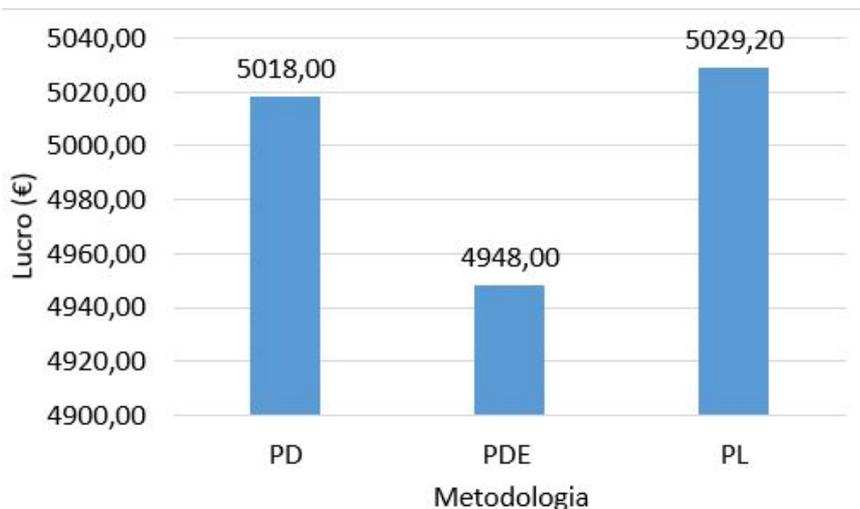
4.6 Soluções otimizadas para PL, PD e PDE

A seguir são apresentados os resultados para o caso genérico de ordem $N = 24$. As variáveis de decisão e o valor maximizado da função objetivo também são encontrados por meio da função *linprog* do MATLAB.

Após definidos todos os dados de entrada, o algoritmo adaptado de Vasirani et al. (2013) pode ser executado por meio da função *linprog* do MATLAB para cada modelo de programação, com as devidas adaptações apresentadas. Deste modo, os ganhos otimizados, gerados pela função objetivo para PL, PD e PDE, são apresentados na Figura 18.

Conforme mostrado na Figura 18, o lucro da PL é o maior em relação as demais. Porém, o grande problema da PL é a falta de confiabilidade em seus resultados, pois na forma de programação, considera-se que os valores de geração esperada para o dia

Figura 18 – Soluções otimizadas para PL, PD e PDE.



Fonte: Do autor.

seguinte são fixos, não havendo nenhuma taxa de variação e probabilidade associada em cada instante de tempo. Neste caso, sabe-se que é impossível, no caso da geração eólica, considerar esses valores com exatidão devido à sua característica de geração intermitente. Por outro lado, a PDE traz resultados mais confiáveis para a VPP por estar considerando a probabilidade de ocorrência da velocidade do vento para cada instante de tempo, o que não ocorre na PL e PD.

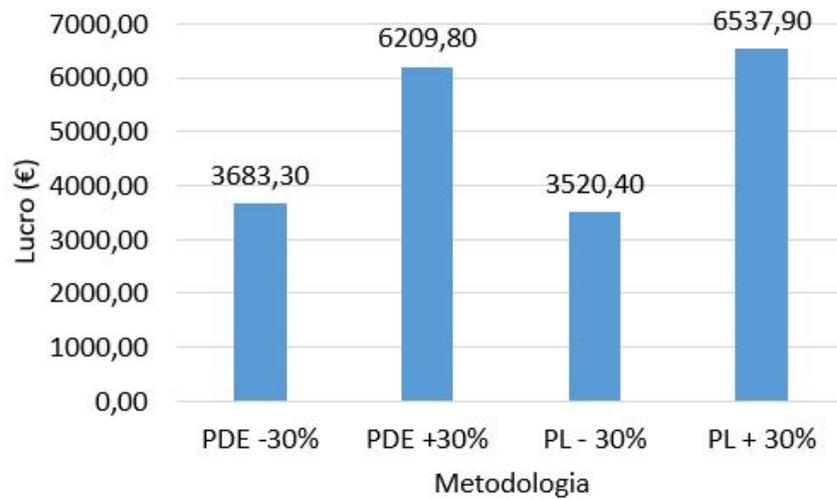
No caso da PDE, o resultado do lucro de €4948,00 apresentado na Figura 18 é referente às combinações dos níveis de armazenamento líquido nas baterias com os cenários de velocidade do vento com suas respectivas probabilidades.

Outra análise a ser feita é a atribuição de probabilidades diferentes aos cenários de velocidades do vento que estão ilustrados na Figura 19. Ao ser atribuída uma probabilidade de ocorrência de 90% para o cenário de vento baixo, pode-se observar um lucro de €3686,30, aproximando-se do caso da PL com uma geração 30% menor para todos os instantes de tempo. Uma análise similar também é feita para o cenário de vento forte, onde foi atribuída uma probabilidade de ocorrência de 90%, chegando-se ao lucro de €6209,80, cujo lucro é aproximado do caso em que PL é executada com um cenário de geração 30% maior.

Deste modo, ao examinar as Figuras 18 e 19, percebe-se a diferença dos ganhos da PDE para as outras demais formas de programação. Isso se deve ao fato da PDE tratar uma importante característica do vento: a aleatoriedade. Portanto, isso trás para a VPP uma previsão mais segura e próxima da realidade de geração que irá ocorrer no dia seguinte, visto que as probabilidades são obtidas por meio de estudos de comportamentos e registros históricos da velocidade do vento.

A tabela 15 mostra a diferença no tempo de simulação para cada forma de progra-

Figura 19 – Soluções otimizadas para PL, PD e PDE.



Fonte: Do autor.

mação apresentada na Figura 18 e fica evidente que a PD e PDE demandam um grande esforço computacional se comparados com a PL. Esse esforço é diretamente proporcional ao número de discretizações dos níveis de armazenamento das baterias e ao número de cenários escolhidos para cada instante de tempo no caso da PDE. Isso ocorre pois a função *linprog* do MATLAB utilizada para gerar os resultados é executada em cada instante de tempo, em cada nível de armazenamento e em cada cenário de geração escolhido, resultando em um baixo desempenho no tempo de execução. O computador utilizado para obter os tempos de simulação apresentados neste trabalho possui as seguintes características: Intel Core i3, 2.40 GHz e 4 GB de memória RAM.

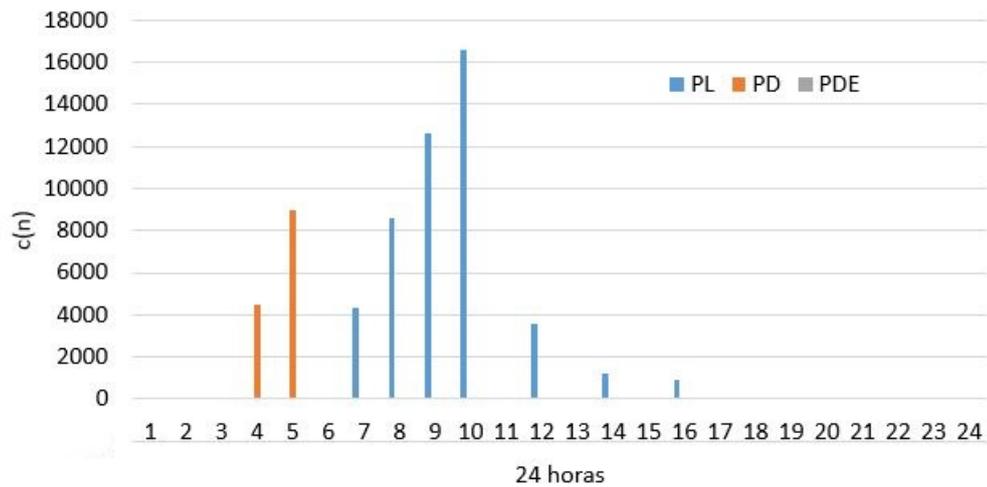
Tabela 15 – Tempo de simulação.

| Modelo | Tempo (s) |
|--------|-----------|
| PL | 0,29 |
| PD | 18,46 |
| PDE | 52,26 |

Fonte: Do autor.

A Figura 20 mostra o comportamento dos níveis de armazenamento líquido nas baterias para as três formas de programação em cada instante de tempo. Esses armazenamentos são relacionados ao melhor resultado otimizado de cada período, embora o algoritmo também tenha encontrado resultados factíveis para outros diferentes níveis de armazenamento.

Figura 20 – Armazenamento líquido nas baterias.



Fonte: Do autor.

4.7 Comparando PD e PL

Nesta seção são apresentados os resultados comparativos da PL e PD, com objetivo de mostrar a influência nos resultados por parte dos níveis de armazenamento das baterias escolhidos para a PD.

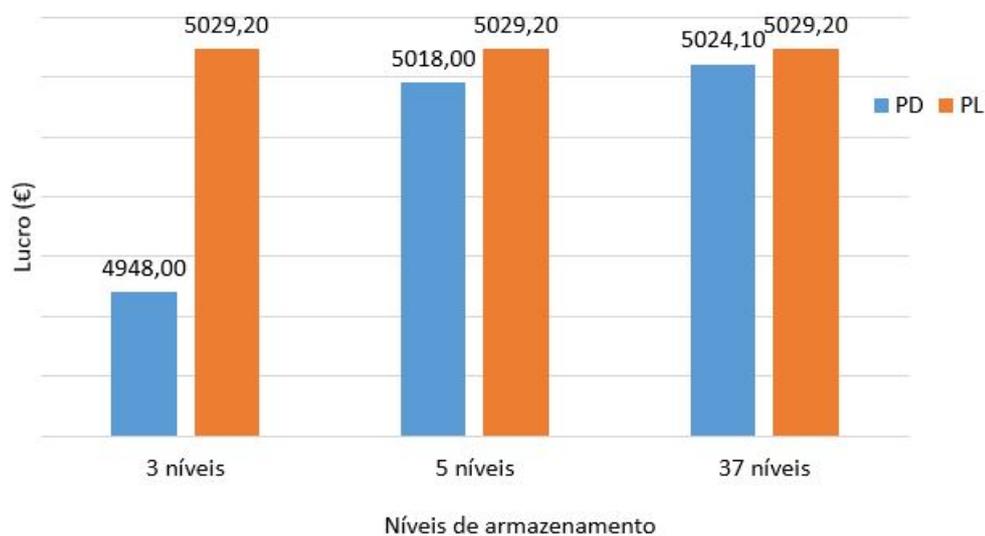
Assim como na PL, a PD também se utiliza de uma previsão de geração já conhecida, a diferença está na sua forma de programação específica e na discretização dos níveis de armazenamento de energia nas baterias.

A seguir, são apresentados os níveis de armazenamento líquido escolhidos das baterias que serão utilizados para gerar os ganhos finais da VPP por meio da PD:

- 3 níveis: [0 9000 18091]
- 5 níveis: [0 4500 9000 13500 18000]
- 37 níveis: [0 500 1000 1500 2000 2500 ... 18000]

Os resultados apresentados na Figura 21 são de um período de 24 horas ($N = 24$) e como pode ser observado, quanto maior o número de discretizações dos níveis de armazenamento, mais preciso é o lucro da PD e mais próximo é o resultado da PL. Isso ocorre pois, com o aumento das discretizações dos níveis de armazenamento, mais resultados factíveis serão gerados pelo algoritmo. Por outro lado, com poucos níveis de armazenamento, há grandes chances da maioria dos níveis de armazenamento escolhidos gerarem resultados infactíveis, fazendo com que o resultado do algoritmo fique pouco preciso.

Figura 21 – Ganhos finais.



Fonte: Do autor.

O tempo de simulação para os cenários apresentados na Figura 21 foram registrados e são mostrados na tabela 16 para demonstrar como a PD tem um problema de dimensionalidade, fazendo com que demande grande esforço computacional.

Tabela 16 – Tempo de simulação para PD.

| Níveis de armazenamento | Tempo(s) |
|-------------------------|----------|
| 3 níveis | 7,48 |
| 5 níveis | 16,68 |
| 37 níveis | 873,22 |

Fonte: Do autor.

5 Conclusão

As VPPs trazem potenciais benefícios para as fontes de GD como a maximização de seus lucros e tornando-as mais competitivas no mercado de energia.

O modelo de despacho da VPP foi primeiramente implementado por meio da PL. Posteriormente, esse modelo de despacho foi adequado para ser resolvido primeiramente via PD e posteriormente por meio da PDE, de forma a considerar a natureza aleatória da velocidade do vento. A implementação da PD foi importante para testar a coerência dos resultados da mesma com a PL, visto que elas se utilizam do mesmo sistema teste. Após ser concluído que a PD traz resultados mais consistentes para a VPP, o modelo pode ser implementado para a PDE, onde são adicionados os cenários estocásticos de geração.

Em termos de eficiência do algoritmo, a PD e a PDE demandam um esforço computacional alto, apresentando tempos de simulação muito maiores que a PL. Dessa forma, observa-se que o tempo de simulação é diretamente proporcional à quantidade de níveis de armazenamento e aos cenários de geração, no caso da PDE.

Na PL, pode-se perceber como o lucro da VPP é otimizado quando a porcentagem de pagamento aos VEs é menor. Também é mostrado que os ganhos são maiores se comparados com uma usina tradicional, visto que o sistema de armazenamento trouxe mais flexibilidade para escolha de se fornecer energia ao sistema elétrico em horários que o preço da energia elétrica é maior. Em termos de esforço computacional, fica evidente a eficiência do algoritmo, onde o tempo de execução era de centésimos de segundos. No entanto, este modelo apresenta uma baixa confiabilidade quanto à previsão de geração de energia para o dia seguinte que, neste caso, foi considerada uma geração já conhecida sem que houvesse nenhuma taxa de variação ao longo do dia.

A PD, utilizando-se do mesmo sistema teste, mostrou-se precisa e apresentou resultados muito próximos ao modelo de VPP implementado por meio da PL, ou seja, quanto maior o número discretizações nos níveis de armazenamento, mais precisos serão os resultados. No entanto, como acontece na PL, este modelo define uma geração já conhecida para o dia seguinte, trazendo também problemas de confiabilidade no lucro final da VPP.

Para contornar o problema de falta de confiabilidade, o modelo foi evoluído para o mesmo sistema por meio da PDE, trazendo resultados mais confiáveis com base em estudos de probabilidade. De certa forma, a comparação entre a PDE com os modelos de PL e PD não é interessante pelo fato do desconhecimento do regime estocástico do vento por parte dos dois últimos modelos. Portanto, pode-se observar uma diferença no lucro final para a VPP.

Referências

- ANEEL. *Geração Distribuída*. 2015. Geração Distribuída. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/geracao-distribuida>>. Acesso em: 06 mai. 2019. 6
- BASSO, T. S.; DEBLASIO, R. Ieee 1547 series of standards: interconnection issues. *IEEE Transactions on Power Electronics*, IEEE, v. 19, n. 5, p. 1159–1162, 2004. 6
- CARROELETRICO. *Carro elétrico Brasil 2019!* 2019. Carro elétrico Brasil 2019! - Guia definitivo e modelos disponíveis por aqui! Disponível em: <<https://carroeletrico.com.br/blog/carro-eletrico/>>. Acesso em: 05 jul. 2019. 15
- CASTRO, B. H. R. d.; FERREIRA, T. T. Veículos elétricos: aspectos básicos, perspectivas e oportunidades. *BNDES Setorial*, n. 32, set. 2010, p. 267-310, Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social, 2010. 15
- CASTRO, R. M. Introdução à energia eólica. *Energias Renováveis e Produção Descentralizada*, 2009. 11
- CHIAPINOTO, F. V. *Estudo dos métodos Geométrico e Simplex de Programação Linear: uma aplicação na Análise Envoltória de Dados*. Dissertação (Trabalho de Conclusão de Curso) — Universidade Federal de Santa Maria, 2014. 19
- COSTA, R. C. d.; PRATES, C. P. T. O papel das fontes renováveis de energia no desenvolvimento do setor energético e barreiras à sua penetração no mercado. *BNDS Setorial*, BNDS Setorial, n. 21, p. 5–30, 2005. 9
- FILHO, W. P. B.; AZEVEDO, A. C. S. d. Geração Distribuída: vantagens e desvantagens. *Acesso em: 25 jun. 2019*, v. 97, 2016. 6
- HERNANDEZ, T. K. V. *Uma proposta de integração da geração distribuída, por meio das usinas virtuais, ao Sistema Elétrico do Estado de São Paulo*. Dissertação (Dissertação (Mestrado em Ciências) - Programa de Pós-Graduação em Energia) — Universidade de São Paulo, 2015. 2, 4, 7, 8, 9
- INEE. *O que é Geração Distribuída*. 2018. O que é Geração Distribuída. Disponível em: <http://www.inee.org.br/forum_ger_distrib.asp>. Acesso em: 17 jun. 2019. 1
- KUZLE, I.; ZDRILIĆ, M.; PANDŽIĆ, H. Virtual power plant dispatch optimization using linear programming. In: IEEE. *2011 10th International Conference on Environment and Electrical Engineering*. [S.l.], 2011. p. 1–4. 3, 4, 7
- LEITE, A. P.; BORGES, C. L.; FALCÃO, D. M. Modelagem de usinas eólicas para estudos de confiabilidade. *Revista Controle e Automação*, Vol. 17, n 2, 2006. 12
- MAKOHIN, D. G. *Concepção de Usinas Virtuais de Energia no Cenário Brasileiro: Controle e Gerenciamento de Demanda*. Dissertação (Trabalho de Conclusão de Curso) — Universidade Federal de Santa Maria, 2015. 9, 16
- NAINA, P. M.; RAJAMANI, H.-S.; SWARUP, K. S. Modeling and Simulation of Virtual Power Plant in Energy Management System Applications. *7th International Conference on Power Systems (ICPS)*, IEEE, p. 392–397, 2017. 2, 4, 8

- PUDJANTO, D.; RAMSAY, C.; STRBAC, G. Virtual power plant and system integration of distributed energy resources. *IET Renewable Power Generation*, IET, v. 1, n. 1, p. 10–16, 2007. 7
- RODRIGUES, F. F. C.; BORGES, C. L.; FALCÃO, D. M. Programação da contratação de energia considerando geração distribuída e incertezas na previsão de demanda. *Revista Controle e Automação*, Vol. 18, n 3, 2007. 6
- SCARCELLI, d. O. C. R. *Programação Dinâmica Aplicada à Otimização Individualizada e Desacoplada das Usinas Hidrelétricas de Sistemas Hidrotérmicos*. Dissertação (Dissertação (Mestrado em Ciências) - Programa de Engenharia Elétrica) — Universidade de São Paulo, 2012. 3, 4, 28
- SILVA, P. de C.; GUEDES, V. G.; ARAÚJO, M. R. P. de. Otimização dos Parâmetros da Distribuição de Weibull. *XV Congresso Brasileiro de Engenharia Mecânica*, 1999. 3, 5, 12, 13
- SIMAS, M.; PACCA, S. Energia eólica, geração de empregos e desenvolvimento sustentável. *scielo*, v. 27, n. 77, p. 99–115, 2013. 9
- SIQUEIRA, G. d. T. *Comparação entre programação dinâmica primal e dual no planejamento da operação energética*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas, 2003. 3, 4, 35
- Siqueira, T. G. et al. Stochastic dynamic programming for long term hydrothermal scheduling considering different streamflow models. In: *2006 International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems*. [S.l.: s.n.], 2006. p. 1–6. 27
- VASIRANI, M. et al. An Agent-Based Approach to Virtual Power Plants of Wind Power Generators and Electric Vehicles. *IEEE TRANSACTIONS ON SMART GRID*, IEEE, v. 4, n. 3, p. 1–9, 2013. 2, 3, 7, 16, 20, 21, 27, 29, 38, 45, 50
- WEG. *Soluções para Grandes Aplicações*. 2015. Soluções para Grandes Aplicações. Disponível em: <<https://static.weg.net/medias/downloadcenter/hee/hf1/WEG-aerogerador-agw-110-2.1-50030583-catalogo-portugues-br.pdf>>. Acesso em: 04 mai. 2021. 11
- ZHANG, Y. S. S.; HU, Z.; YAO, L. Robust Optimization Method Based on Scenario Analysis for Unit Commitment Considering Wind Uncertainties. *Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, IEEE, 2011. 13, 14, 15

APÊNDICE A – Tabela Dinâmica Completa

$n = 2$

| $c(1)$ | $c(2)$ | $c(2)$ | $G(2)$ | $\alpha[x(2)]$ | $G(2)_{total}$ |
|--------|--------|--------|----------|----------------|----------------|
| 0 | 0 | 0 | -2165,07 | 0 | -2165,07 |
| 9000 | 0 | 0 | -3362,07 | 0 | -3362,07 |
| 12000 | 0 | 0 | -3761,07 | 0 | -3761,07 |
| 12790 | 0 | 0 | -3866,14 | 0 | -3866,14 |
| 16000 | 0 | 0 | -4293,07 | 0 | -4293,07 |
| 18000 | 0 | 0 | -4559,07 | 0 | -4559,07 |
| 18091 | 0 | 0 | -4571,17 | 0 | -4571,17 |

Fonte: Do autor.

APÊNDICE B – Tabela Dinâmica Completa

$n = 1$

| $c(0)$ | $c(1)$ | $c(1)$ | $G(1)$ | $\alpha[x(1)]$ | $G(1)_{total}$ |
|--------|--------|--------|----------|----------------|----------------|
| 0 | 0 | 0 | -952,34 | 0 | -952,34 |
| 0 | 9000 | -1 | -1 | -1 | -1,00 |
| 0 | 12000 | -1 | -1 | -1 | -1,00 |
| 0 | 12790 | -1 | -1 | -1 | -1,00 |
| 0 | 16000 | -1 | -1 | -1 | -1,00 |
| 0 | 18000 | -1 | -1 | -1 | -1,00 |
| 0 | 18091 | -1 | -1 | -1 | -1,00 |
| 9000 | 0 | 0 | -1807,34 | 0 | -1807,34 |
| 9000 | 9000 | 9000 | -907,34 | 0 | -907,34 |
| 9000 | 12000 | 12000 | -511,34 | 0 | -511,34 |
| 9000 | 12790 | 12790 | -407,06 | 0 | -407,06 |
| 9000 | 16000 | -1 | -1 | -1 | -1,00 |
| 9000 | 18000 | -1 | -1 | -1 | -1,00 |
| 9000 | 18091 | -1 | -1 | -1 | -1,00 |
| 12000 | 0 | 0 | -2092,34 | 0 | -2092,34 |
| 12000 | 9000 | 9000 | -1192,34 | 0 | -1192,34 |
| 12000 | 12000 | 12000 | -892,34 | 0 | -892,34 |
| 12000 | 12790 | 12790 | -788,06 | 0 | -788,06 |
| 12000 | 16000 | 16000 | -364,34 | 0 | -364,34 |
| 12000 | 18000 | 18000 | -100,34 | 0 | -100,34 |
| 12000 | 18091 | 18091 | -88,33 | 0 | -88,33 |
| 12790 | 0 | 0 | -2167,39 | 0 | -2167,39 |
| 12790 | 9000 | 9000 | -1267,39 | 0 | -1267,39 |
| 12790 | 12000 | 12000 | -967,39 | 0 | -967,39 |

| | | | | | |
|-------|-------|-------|----------|---|----------|
| 12790 | 12790 | 12790 | -888,39 | 0 | -888,39 |
| 12790 | 16000 | 16000 | -464,67 | 0 | -464,67 |
| 12790 | 18000 | 18000 | -200,67 | 0 | -200,67 |
| 12790 | 18091 | 18091 | -188,66 | 0 | -188,66 |
| 16000 | 0 | 0 | -2472,34 | 0 | -2472,34 |
| 16000 | 9000 | 9000 | -1572,34 | 0 | -1572,34 |
| 16000 | 12000 | 12000 | -1272,34 | 0 | -1272,34 |
| 16000 | 12790 | 12790 | -1193,34 | 0 | -1193,34 |
| 16000 | 16000 | 16000 | -872,34 | 0 | -872,34 |
| 16000 | 18000 | 18000 | -608,34 | 0 | -608,34 |
| 16000 | 18091 | 18091 | -596,33 | 0 | -596,33 |
| 18000 | 0 | 0 | -2662,34 | 0 | -2662,34 |
| 18000 | 9000 | 9000 | -1762,34 | 0 | -1762,34 |
| 18000 | 12000 | 12000 | -1462,34 | 0 | -1462,34 |
| 18000 | 12790 | 12790 | -1383,34 | 0 | -1383,34 |
| 18000 | 16000 | 16000 | -1062,34 | 0 | -1062,34 |
| 18000 | 18000 | 18000 | -862,34 | 0 | -862,34 |
| 18000 | 18091 | 18091 | -850,33 | 0 | -850,33 |
| 18091 | 0 | 0 | -2670,99 | 0 | -2670,99 |
| 18091 | 9000 | 9000 | -1770,99 | 0 | -1770,99 |
| 18091 | 12000 | 12000 | -1470,99 | 0 | -1470,99 |
| 18091 | 12790 | 12790 | -1391,99 | 0 | -1391,99 |
| 18091 | 16000 | 16000 | -1070,99 | 0 | -1070,99 |
| 18091 | 18000 | 18000 | -870,99 | 0 | -870,99 |
| 18091 | 18091 | 18091 | -861,89 | 0 | -861,89 |

Fonte: Do autor.

APÊNDICE C – Tabela Dinâmica Completa

$n = 0$

| $c(0)$ | $c(0)$ | $c(0)$ | $G(0)$ | $\alpha[x(0)]$ | $G(0)_{total}$ |
|--------|--------|--------|---------|----------------|----------------|
| 0 | 0 | 0 | -675,60 | 0 | -675,60 |
| 9000 | 9000 | -2 | -1 | -1 | -1 |
| 12000 | 12000 | -2 | -1 | -1 | -1 |
| 12790 | 12790 | -2 | -1 | -1 | -1 |
| 16000 | 16000 | -2 | -1 | -1 | -1 |
| 18000 | 18000 | -2 | -1 | -1 | -1 |
| 18091 | 18091 | -2 | -1 | -1 | -1 |

Fonte: Do autor.



TERMO DE RESPONSABILIDADE

O texto do trabalho de conclusão de curso intitulado “Despacho Ótimo de uma usina virtual composta por geração eólica e armazenamento em VEs utilizando programação linear, dinâmica e estocástica” é de minha inteira responsabilidade. Declaro que não há utilização indevida de texto, material fotográfico ou qualquer outro material pertencente a terceiros sem a devida citação ou consentimento dos referidos autores.

João Monlevade, 06 de maio de 2021 .

Caio Felipe Cordeiro Costa

Nome completo do(a) aluno(a)