



GRUPO DE ESTUDO DE COMERCIALIZAÇÃO, ECONOMIA E REGULAÇÃO DO MERCADO DE ENERGIA ELÉTRICA - GCR

ANÁLISE DE RISCO EM COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA DE USINA VIRTUAL NO MERCADO BRASILEIRO

Eduardo Sodré
CHESF / POLI-UPE

Arthur Müller
ANDESA

Douglas Ferreira
FOHAT

Rafaela Silveira
FOHAT

RESUMO

O objetivo deste trabalho é determinar a melhor estratégia de operação de uma usina virtual de energia (UVE) que participa dos mercados de eletricidade e de serviços ancilares disponíveis no Brasil. Neste trabalho uma UVE determina suas decisões de despacho de geração com base nesses dois mercados considerando um dia de antecedência e com um horizonte de 72 horas. Para determinar as decisões de despacho da UVE, um algoritmo de operação inteligente é implementado considerando as modelagens matemáticas dos recursos energéticos que compõem a UVE incluindo também as incertezas nos preços de mercado, incertezas nos níveis de produção de energia das unidades geradoras renováveis, bem como as incertezas presentes nas solicitações do ONS para executar os serviços ancilares contratados. Essas incertezas são modeladas utilizando-se de cenários e limites de confiança para que a otimização estocástica da operação seja resolvida utilizando-se de técnicas metaheurísticas. A UVE utilizada neste trabalho é composta de uma planta convencional térmica, um parque eólico, uma unidade de armazenamento de energia com bateria de íon-lítio e um consumidor com demanda flexível. Resultados de simulações são apresentados para validar a aplicação do algoritmo para o problema de otimização da programação de uma UVE.

1.0 - INTRODUÇÃO

Uma Usina Virtual de Energia (UVE) (ou em inglês, *Virtual Power Plant*) é um conjunto de unidades de geração e/ou consumo de energia elétrica distribuídas geograficamente, em uma cidade, estado ou região, que operam no mercado de energia elétrica seguindo um comando centralizado. Normalmente, os recursos distribuídos de uma UVE operam baseados em computação em nuvem, permitindo agregar as capacidades dos vários equipamentos que estão distantes geograficamente uns dos outros e que possuem características técnicas e funcionalidades distintas. O objetivo principal da UVE é maximizar a receita de comercialização dos ativos do conjunto no mercado de eletricidade da região ao qual as instalações pertencem, realizando análises inteligentes dos riscos envolvidos.

A agregação de vários recursos energéticos, obtida por meio de uma UVE, beneficia os proprietários dos equipamentos de geração/consumo, maximizando suas receitas e minimizando seus riscos, e também reduz a complexidade da operação dos atuais sistemas elétricos simplificando o processo de manutenção da confiabilidade das redes (1). É importante mencionar que a UVE pode agregar recursos “*behind-the-meter*” que também são capazes de fornecer os mesmos serviços que grandes centrais geradoras, operando tanto nos mercados atacadistas de energia quanto nos mercados de serviços ancilares de regulação de frequência.

Basicamente são os seguintes aspectos que fazem uma UVE executar de forma eficiente o seu papel: 1) um sistema de gerenciamento de energia (SGE), também conhecido como DERMS (*Distributed Energy Resource Management System*), que opera em níveis hierárquicos de controle onde o nível primário é responsável por estabelecer a comunicação entre os REDs (Recursos Energéticos Distribuídos) e coletar as informações técnicas dos equipamentos. A partir disso, por meio de um agente agregador, o DERMS realiza o processamento das informações técnicas e de mercado e envia as ordens de controle para os REDs; 2) um algoritmo de inteligência de mercado que utiliza as informações coletadas para determinar as estratégias de operação e comercialização nos vários mercados de eletricidade existentes, maximizando as receitas e minimizando os riscos. Este algoritmo é, comumente implementado nos níveis secundário e terciário de um DERMS; e 3) um sistema de comunicação bidirecional, estabelecida pelo DERMS em um nível terciário, onde são verificadas as restrições operativas da rede elétrica e intermediadas as estratégias das operações, uma vez que a distribuidora e/ou o ONS (Operador Nacional do Sistema), precisam garantir que as tensões e os fluxos de potência permaneçam dentro de limites seguros, mas não podem gerenciar diretamente o RED ou o agregador (2).

Com a evolução das tecnologias de *smart grids*, as UVEs também podem se beneficiar da comunicação bidirecional com suas unidades conectadas, bem como com o mercado de energia. Nessa condição, a UVE recebe as informações necessárias de suas unidades e do mercado quase em tempo real, e então pode atualizar os valores dos parâmetros usados nos modelos de tomada de decisão. Além disso, a UVE pode tomar decisões de operação das unidades comunicando-se com as unidades e com o mercado em tempo real. A partir destas considerações, os algoritmos inteligentes de otimização da operação possuem dois aspectos principais: a) os modelos são executados em um determinado “*step*” temporal ao longo de um horizonte de planejamento; e b) os parâmetros usados na modelagem matemática podem ser atualizados com base nas novas informações disponíveis em um intervalo de tempo pré-definido.

Dessa forma, o objetivo deste trabalho é determinar a melhor estratégia de operação de uma UVE nos mercados de energia e de serviços ancilares disponíveis no Brasil. Neste trabalho, a UVE determina suas decisões de programação dos ativos baseando-se nesses dois mercados com um dia de antecedência. Além disso, na implementação do algoritmo de inteligência de mercado da UVE, são consideradas as incertezas nos preços de mercado, as incertezas nos níveis de produção de energia disponíveis nas unidades geradoras baseadas em fontes renováveis, bem como as incertezas presentes nas solicitações do ONS para executar os serviços ancilares contratados. Essas incertezas são modeladas utilizando-se de cenários e limites de confiança para que a otimização estocástica do $VaR_{95\%}$ seja resolvida com a aplicação de técnicas metaheurísticas (2, 3, 4).

A UVE utilizada neste trabalho é composta por uma planta de geração convencional térmica, um parque eólico, uma unidade de armazenamento de energia com baterias de íon-lítio e um consumidor com demanda flexível. Para a planta térmica foram modelados: o custo fixo e os custos variáveis de operação; o custo de *start-up*; o custo de *shut-down*; o nível mínimo de geração; e o nível máximo de geração. Para o BESS (*Battery Energy Storage System*) de íon-lítio foram modeladas: a capacidade de energia; a eficiência de geração/consumo; a curva de perda de vida útil com o DoD (*Depth of Discharge*); e a capacidade de potência. Para o parque eólico, a geração horária para cada uma das 24 horas do dia seguinte foi modelada com uma distribuição de probabilidade específica. O consumidor com demanda flexível foi modelado com limites superiores e inferiores de consumo de energia. Esses limites significam que o consumidor possui uma demanda flexível que pode ser modulada para os horários mais adequados.

Neste trabalho será realizado um planejamento de otimização de “*rolling horizon*” de 3 dias à frente e com 72 horas de análise. O termo “*rolling horizon*” é comumente utilizado para indicar que um modelo dependente do tempo é resolvido repetidamente e no qual o intervalo de planejamento é avançado no tempo durante cada etapa da solução. É importante mencionar que apesar do horizonte de planejamento ser de 72 horas à frente, a tomada de decisão em relação aos despachos a serem efetuados pelos recursos da planta virtual são realizados em base horária e para as próximas 24 horas. Isso é o que está sendo chamado de etapa de solução.

Existem dois conceitos interessantes na proposta deste artigo. O primeiro é o conceito de etapa de solução (tomada de decisão). Essa tomada de decisão é determinada pelo algoritmo de otimização para cada unidade da Planta Virtual para as próximas 24 horas. Após a tomada de decisão, essa programação de despacho não muda, porém, só é recalculada novamente ao fim dessas 24 horas, sendo recalculada para as próximas 24 horas.

Dado que a otimização do despacho da Planta Virtual não é um problema de otimização determinística, mas sim estocástica, surge então o segundo conceito, que é o conceito de horizonte de planejamento. Este segundo conceito tenta responder à pergunta bem simples de quantas horas para frente precisaremos modelar a distribuição de probabilidade das variáveis estocásticas do problema. Ou seja, se nós temos uma previsão de que ao fim das próximas 72 horas haverá um superávit de geração eólica, então nós podemos descarregar o BESS nas próximas 24 horas esperando carregá-lo com muita energia eólica barata, que de outra forma seria desperdiçada, ao final das 72 horas.

As origens deste trabalho remontam de dois trabalhos anteriores (5, 6), onde os autores realizaram estudos abordando a otimização de uma planta híbrida com um BESS de íon-lítio operando no PLD horário e a arbitragem de energia do BESS também no PLD horário.

Para determinados REDs, tais como, os BESS, os sistemas híbridos com BESS e as cargas flexíveis, a janela da tomada de decisão de 24 horas à frente já pode otimizar a obtenção de receita através dos mercados day-ahead e intraday, mirando-se num possível futuro mercado spot no Brasil, tal qual existem nos mercados de energia mais avançados. A Fohat (Startup Curitiba de Inteligência Energética) está desenvolvendo algoritmos de controle e de gerenciamento de energia de REDs integrados à sua plataforma de comercialização de energia, cuja operação pode ser executada por um agente agregador, visando um futuro mercado spot brasileiro por oferta de preço e não mais por custo auditado, para assim fazer uso pleno dos recursos distribuídos existentes no Brasil.

Uma outra aplicação muito interessante de otimização, foi a realizada no trabalho de Ma *et. al.* (7), onde foi proposto um modo de negociação cooperativa para um sistema comunitário de energia, o qual consiste em um sistema onde são utilizados uma microturbina a gás para prover eletricidade, calor e refrigeração para um bairro de casas com

módulos fotovoltaicos instalados e capacidade de resposta automática à demanda. Nessa estrutura de negociação cooperativa, um modelo de gerenciamento de energia “*rolling horizon*” em tempo real é proposto com base na teoria dos jogos cooperativos, considerando as características estocásticas dos prosumidores fotovoltaicos e o valor condicional em risco (*CVaR*).

No trabalho do Chen, et. al. (8) foram considerados programas de resposta da demanda mais sofisticados do que a referência (7) e otimização estocástica robusta. Na referência (9), por exemplo, foram consideradas as características específicas de ativos de demanda como uma frota de veículos elétricos. Já na referência (10), assim como nesse trabalho, foram incluídas na modelagem matemática, as características de degradação das baterias de íon-lítio.

2.0 - USINA VIRTUAL DE ENERGIA (VIRTUAL POWER PLANT)

Uma usina virtual de energia (UVE) pode ser definida como um conjunto de ativos de eletricidade, incluindo unidades geradoras e unidades consumidoras, que são operadas como uma única entidade, a fim de otimizar o uso dos recursos energéticos.

Nesta seção serão descritas as principais características e funcionamento dos componentes da UVE utilizados neste trabalho.

2.1 - Demanda Flexível

Os ativos de consumo constituem um elemento básico nas UVEs. Em geral, as unidades consumidoras que participam das UVEs têm a capacidade de deslocar parte de seu consumo de energia de acordo com as necessidades técnicas e econômicas que se apresentarem, ou seja, são flexíveis. Por exemplo, pode ser necessário deslocar parte do consumo de energia de uma demanda quando a produção de energia da fonte renovável em um determinado período de tempo é baixa. Por outro lado, pode ser melhor, em outro momento do dia, deslocar parte do consumo de energia porque o PLD está muito alto. Neste trabalho, a unidade consumidora de energia elétrica foi modelada da seguinte forma: consumo horário “*flat*” de 2 MWmed; e flexibilidade em base horária de $\pm 10\%$. Entende-se que essa flexibilidade não é muito comum em alguns tipos de consumidores industriais no Brasil atualmente, mas pode-se imaginar que num futuro próximo, essa demanda flexível possa ser até mesmo uma microrrede ou um conjunto de consumidores residências, estando todos sob o mesmo “guarda-chuva” de um sistema de gestão de energia.

2.2 - Geração Térmica a Gás Natural

As usinas térmicas convencionais, como unidades a gás, nucleares ou de carvão, também podem participar das UVEs. Um modelo básico para essas usinas e para a geração térmica a gás natural de ciclo simples utilizada neste trabalho é fornecido abaixo:

Tabela 1. – Características da Geração Térmica a Gás Natural.	
CARACTERÍSTICA	VALOR
Capacidade	4. 0 MW
Minimum Power Output	0.1 MW
Limites de “ <i>ramping-up</i> ” e de “ <i>ramping-down</i> ”	Sem restrição
Custo de “ <i>start-up</i> ”	R\$ 630.00
Custo de “ <i>shut-down</i> ”	R\$ 315.00s
Custo Variável	173.25 R\$/MWh

2.3 - Geração Eólica

Além dos ativos convencionais de consumo e geração, as usinas de geração de energia baseada em fontes renováveis, como unidades de energia solar e eólica, também podem participar das UVEs. O funcionamento dessas unidades geradoras pode ser modelado através de uma variável estocástica uma vez que a geração é dependente, em base horária, do recurso primário disponível, que varia ao longo do tempo, uma vez que depende de fenômenos meteorológicos como a irradiância solar, a temperatura do ambiente ou a velocidade do vento. O parque eólico considerado neste estudo foi um parque de 30 MW de potência instalada localizado na região Nordeste do Brasil.

2.4 - Bateria de Íon-Lítio (BESS)

Atualmente, os BESS de íon-lítio têm atraído muita atenção e são vistos como soluções promissoras nos campos da eletromobilidade e da geração de energia renovável. As baterias de íon-lítio são consideradas como as baterias com o melhor custo-benefício pela possibilidade de armazenar três vezes mais energia do que uma bateria de níquel

cádmio (ou NiCd). Uma bateria de íon-lítio tem a capacidade de armazenar entre 100-250 Wh em um quilo de bateria (dependendo da tecnologia) (5).

Naturalmente os BESS estão se tornando componentes essenciais das UVEs. Essas unidades são utilizadas para armazenar energia, por exemplo, no caso de um excedente na produção de unidades geradoras renováveis estocásticas. Esta energia armazenada pode ser usada em um período de tempo posterior, se necessário, por exemplo, no caso de baixa produção de energia renovável ou no caso de um pico no preço horário da energia.

Um modelo básico para instalações de armazenamento compreende a modelagem matemática das seguintes equações:

Tabela 2. – Características da Bateria de Íon-Lítio.

CARACTERÍSTICA	VALOR
Bateria de Íon-Lítio	9.0 MWh / 3.0 MW
Eficiência de Carregamento / Descarregamento	95.0 % / 90.0 %
Garantia de Vida Útil da BIL	3000 ciclos
Custo Variável	787.50 R\$ por Profundidade de Carregamento ou Descarregamento

Para a modelagem matemática do Custo Variável de Operação da Bateria foram realizadas as seguintes considerações:

1 - As células da bateria têm uma vida útil fixa, então o custo variável de operação e manutenção (O&M) foi calculado levando em consideração o custo de investimento da bateria conforme cálculo efetuado pela Fohat com base em estudos da EPE (Empresa de Pesquisa Energética), determinando o custo de investimento do BESS em R\$4.000 / kWh de armazenamento;

2 - Para o BESS modelado neste trabalho não houve nenhuma limitação de operação de ciclos diários, mesmo sabendo que quando a bateria é ciclada várias vezes por dia isso aumenta a taxa na qual as células da bateria se degradam e acelera o tempo em que precisam ser substituídas. No entanto, limitar artificialmente a frequência do ciclo num algoritmo computacional evita que os operadores aproveitem a flexibilidade operacional de um BESS em toda sua potencialidade e diminui significativamente sua lucratividade; e

3 – Da mesma forma, para aproveitar a capacidade do BESS de participar nos mercados de energia e nos mercados de serviços ancilares, deve-se ter a capacidade de realizar vários ciclos por várias vezes no dia e, mais importante, seguir ciclos irregulares, com qualquer percentagem de carga e descarga. Nessas condições, sua vida útil não pode mais ser considerada como fixa e seu custo de investimento não pode mais ser tratado como um custo fixo de capital. Em vez disso, a parte significativa do custo de degradação da bateria gerada pela ciclagem deve ser tratada como uma despesa operacional, conforme referência (11).

As subseções anteriores apresentaram as características básicas de funcionamento dos vários ativos de consumo e de geração que foram considerados na UVE deste trabalho, com suas respectivas modelagens matemáticas para representação da operação dos ativos. O objetivo final do algoritmo inteligente de operação da UVE é a programação das diferentes unidades para um horizonte de planejamento de 3 dias à frente em base horária, considerando suas restrições técnicas e econômicas. Esses modelos geralmente são resolvidos no início do horizonte de planejamento.

Assim, os valores dos parâmetros utilizados nestes modelos são determinados de acordo com as informações disponíveis no momento do início do horizonte de planejamento, incluindo os dados econômicos e técnicos das unidades geradoras e demandas, bem como as previsões de dados incertos como os preços horários da energia e os níveis de produção de unidades geradoras renováveis estocásticas na UVE. Portanto ao final de cada dia todo esse planejamento ótimo da operação da UVE de 3 dias à frente em base horária é novamente calculado.

3.0 - OTIMIZAÇÃO ESTOCÁSTICA METAHEURÍSTICA e ANÁLISE DE RISCO

Algoritmos Genéticos formam um subconjunto das técnicas metaheurísticas e são baseados nos processos evolutivos de organismos biológicos. Tais algoritmos empregam operações encontradas na genética natural no sentido de “pesquisar” a solução através de espaços de busca. Por meio da adaptação deste processo natural para resolver problemas científicos, os Algoritmos Genéticos são capazes de desenvolver soluções para problemas de otimização complexos e sem simplificar a modelagem matemática dos aspectos práticos.

Essa técnica permite que uma população composta de muitos indivíduos possa “evoluir” através do uso de regras de seleção específicas, para um estado que maximiza ou minimiza uma função objetivo. Este método foi desenvolvido por John Holland em 1975, e tornou-se popular em meados da década de 80. Atualmente as técnicas de Algoritmos Genéticos têm sido empregadas largamente para otimização de sistemas de equações que representam problemas reais (12).

Algumas das vantagens do uso dos Algoritmos Genéticos consistem em: a) otimizam sistemas matemáticos com o uso de parâmetros discretos ou contínuos lineares e/ou não lineares; b) não requerem o uso de fórmulas esotéricas; c) nasceram para a computação paralela; e d) são facilmente programáveis. Notadamente as desvantagens são exatamente a imagem espelhada das suas vantagens: a) necessitam de um profundo conhecimento do problema que está sendo abordado, ou seja, são *"tailor-made"*; b) não garantem uma prova matemática de que a solução ótima atingida é o ótimo global; e c) como um Algoritmo Genético nunca é para uso geral, caso ele não tenha sido construído para o problema em questão pode tornar-se lento.

Os Algoritmos Genéticos contribuem para a otimização estocástica com três grandes estratégias de busca de solução (13):

- Usar uma população de soluções (obtidas através da força bruta) para produzir uma pesquisa no espaço de soluções mais robusta;
- Recombinar duas ou mais soluções para produzir soluções novas (e potencialmente melhores); e
- Introduzir uma estratégia de "diversidade" em uma população para poder sustentar uma exploração mais ampla de soluções.

Para uma operação otimizada de uma UVE têm-se que considerar, com extremo cuidado, as variáveis estocásticas envolvidas na solução do problema, e principalmente se elas são correlacionadas ou não. Para o caso em estudo as variáveis estocásticas são: a) geração eólica horária com 72 horas em avanço; b) PLD horário, também com 72 horas em avanço; e c) a ordem do ONS para prestação do serviço ancilar, também com 72 horas em avanço.

Os estudos para otimização da operação de uma UVE num horizonte de 72 horas à frente exigem a necessidade de se conduzir corretamente as tomadas de decisão através de uma métrica de risco. Neste trabalho optou-se por usar a métrica $VaR_{95\%}$. O VaR no caso deste trabalho é exatamente o percentil 95% da distribuição de probabilidade discreta do lucro obtido pela operação otimizada da UVE num horizonte de 3 dias.

4.0 - ESTUDO DE CASO

Neste trabalho as unidades da UVE serão ativos de geração/consumo que o ONS não despacha, ou seja, não são considerados na programação diária conforme determinado pelo programa DESSEM. Pode-se dizer que as unidades da UVE estão fora do planejamento do ONS. Neste trabalho não está sendo feita uma análise da viabilidade técnico-econômica da UVE, mas o objetivo do trabalho é tentar construir uma estratégia de otimização para maximizar a receita e minimizar o risco.

Notadamente a correlação existente entre o PLD horário do Submercado Nordeste e a geração eólica do parque específico que está sendo considerado deve ser levada em consideração de forma muito cuidadosa. Pode-se notar a fortíssima correlação no gráfico da Figura 1., onde está sendo apresentado os valores médios do PLD horário e da geração eólica em um histórico de 60 dias.

Esse histórico de 60 dias é a "janela" da série histórica que está sendo considerada neste trabalho, ou seja, um histórico em base horária de 1440 valores.

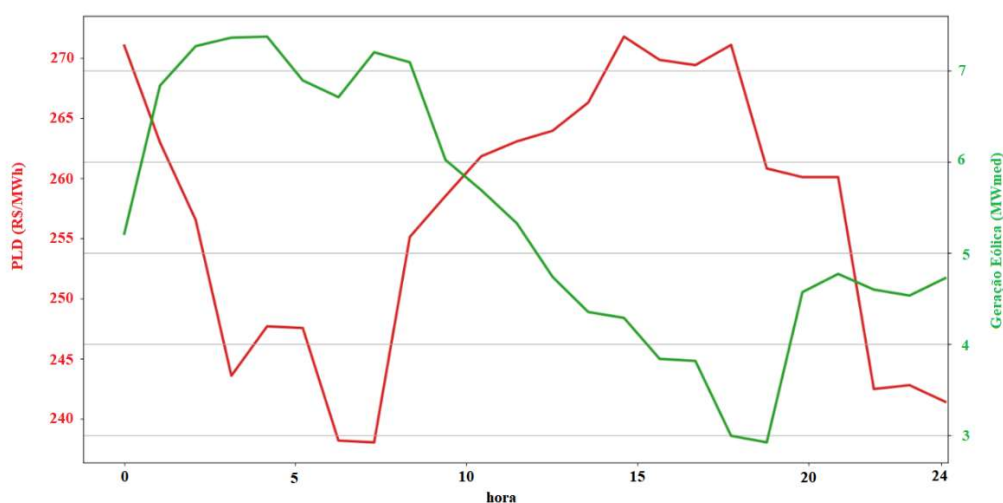


Figura 1. - Valores médios horários, em 24 horas, de PLD (curva em vermelho com o eixo y da esquerda) e geração eólica (curva em verde com o eixo y da direita).

Outro aspecto importante para este trabalho foi ter detectado a correlação existente entre a geração eólica e o PLD quando registrados na mesma hora do dia, por exemplo, das 18h00 às 19h00, num histórico de 60 dias. Na tabela 2. pode ser observada essa correlação para cada uma das 24 horas do dia.

Neste trabalho está sendo utilizada a correlação de Pearson como segue:

$$\rho_{X,Y} = \frac{cov(X,Y)}{\delta_X \delta_Y}$$

onde:

$cov(X,Y)$ é a covariância

δ_X é o desvio padrão de X

δ_Y é o desvio padrão de Y

Tabela 3. – Correlação entre o PLD horário e a geração eólica.

HORA do DIA	Coefficiente de Correlação		HORA do DIA	Coefficiente de Correlação
00h00 às 01h00	-0.44		12h00 às 13h00	-0.39
01h00 às 02h00	-0.45		13h00 às 14h00	-0.40
02h00 às 03h00	-0.56		14h00 às 15h00	-0.43
03h00 às 04h00	-0.53		15h00 às 16h00	-0.38
04h00 às 05h00	-0.61		16h00 às 17h00	-0.26
05h00 às 06h00	-0.59		17h00 às 18h00	-0.43
06h00 às 07h00	-0.64		18h00 às 19h00	-0.33
07h00 às 08h00	-0.67		19h00 às 20h00	-0.27
08h00 às 09h00	-0.62		20h00 às 21h00	-0.40
09h00 às 10h00	-0.59		21h00 às 22h00	-0.44
10h00 às 11h00	-0.54		22h00 às 23h00	-0.42
11h00 às 12h00	-0.44		23h00 às 24h00	-0.44

A Figura 2. apresenta a curva histórica de 60 dias para os valores de PLD horário e geração eólica sempre na 19ª hora (ou seja, das 18h00 às 19h00). Pode-se ver claramente a correlação entre as duas variáveis estocásticas analisadas.

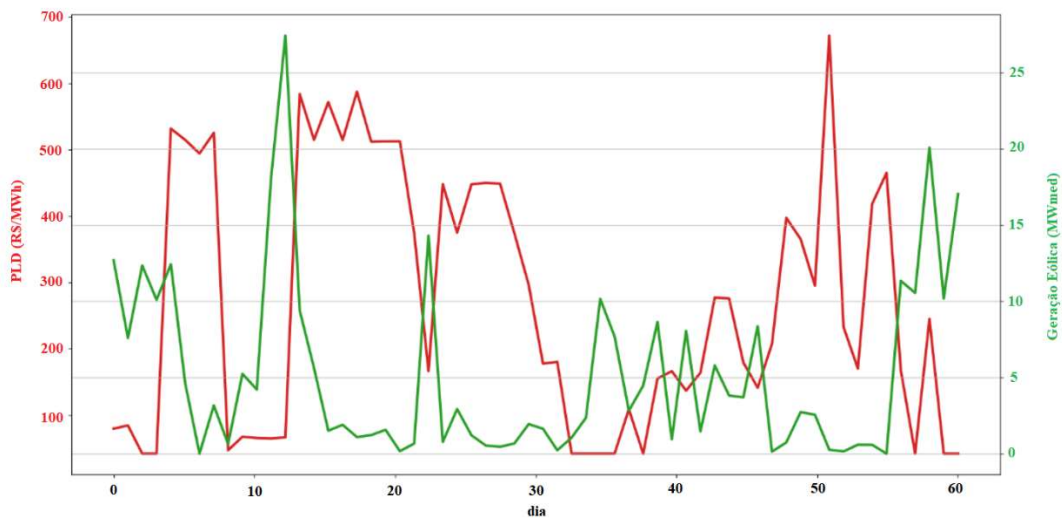


Figura 2. – Curva histórica de 60 dias para os valores de PLD (curva em vermelho com o eixo y da esquerda) e geração eólica (curva em verde com o eixo y da direita) sempre na 19ª hora (ou seja, das 18h00 às 19h00).

Este trabalho analisa o problema de programação de uma UVE que participa dos mercados de energia e de serviço ancilar de reserva no Brasil. Por um lado, a UVE vende ou compra energia no mercado com o objetivo de maximizar o seu lucro, respeitando as restrições técnicas dos diferentes ativos que participam da UVE. Por outro lado, a UVE utiliza a flexibilidade destes recursos energéticos para participar do serviço ancilar de controle secundário de frequência, ou seja, a UVE utiliza a sua flexibilidade para aumentar ou diminuir a sua produção total de energia a pedido do operador do sistema.

Esse problema inclui incertezas nos preços de mercado, nos níveis de produção de energia disponíveis das unidades geradoras renováveis estocásticas e nas solicitações de implantação das ordens do ONS. Essas incertezas foram modeladas neste trabalho usando cenários e limites de confiança utilizando-se das ideias básicas das técnicas de “joint distribution” (copulas) (14), e o problema é formulado usando diferentes abordagens baseadas em programação estocástica e otimização robusta.

No caso da modelagem do controle de frequência utilizada neste trabalho considera-se que todos os recursos da UVE podem ser utilizados para este fim, ou seja, o Operador do Sistema Elétrico enviará suas ordens de redespacho para o sistema agregador da UVE e não mais para as plantas que compõem a UVE de forma individual. A modelagem das incertezas associada as solicitações do ONS foram consideradas da seguinte forma: a) a probabilidade a ser chamado para prestar o serviço ancilar em cada hora específica foi considerada igual a 1%; b) a potência considerada para redespacho foi modelada como uma distribuição de probabilidade normal com média igual a 3 MW para cada hora específica e com desvio padrão de 0.3 MW. Não foi modelada neste trabalho a multa da penalidade atrelada ao não cumprimento da ordem de redespacho enviada pelo ONS.

Em relação à prestação de serviços ancilares, foi considerado neste trabalho o disposto na Resolução Normativa ANEEL Nº 697/2015. No Brasil o controle primário de frequência não é ressarcido, sendo uma prestação de serviço ancilar obrigatória. Mas o controle secundário de frequência é ressarcido. O serviço pode ser indicado pelo ONS, através de estudos elétricos, para usinas novas, durante a etapa da obtenção do Parecer de Acesso e pode também ser indicado a qualquer momento por necessidade sistêmica para as usinas que já estejam em operação comercial. A receita anual para o serviço ancilar de controle secundário de frequência utilizada neste trabalho foi de R\$ 50.722,18 (em valores atuais), conforme a Resolução Homologatória ANEEL Nº 2.013/2015.

Não foi utilizado neste trabalho a receita advinda de um terceiro tipo de serviço ancilar, distinto dos serviços ancilares de controle primário de frequência e de controle secundário de frequência. Esse terceiro tipo de serviço ancilar é o denominado “despacho complementar para manutenção da reserva de potência operativa” (ou conforme a literatura especializada, controle terciário de frequência). Sabe-se que, conforme a REN ANEEL Nº 697/2015, o agente de geração deve informar ao ONS, na semana operativa que antecede o despacho, a oferta de preço e as restrições operativas válidas para a semana seguinte. Ou seja, existe um mercado de oferta de preço para o serviço ancilar de controle terciário de frequência no Brasil. Os autores consideram que todos os serviços ancilares de controle de frequência no Brasil devam seguir essa evolução e tornarem-se competitivos, conforme o mercado de serviços ancilares existentes nos outros países.

Em relação à função objetivo a ser otimizada, foi utilizado neste trabalho a métrica de risco $VaR_{95\%}$. O $VaR_{95\%}$ foi maximizado para 5000 cenários de simulação de Monte Carlo e calculado através da distribuição de probabilidade dos 5000 valores de Lucro para os 3 dias de horizonte (72 horas).

O Lucro é calculado, para cada uma das 5000 simulações de Monte Carlo, conforme a equação abaixo:

$$\text{Lucro} = \text{Receita_total_3_dias} - \text{Custo_da_termica_3_dias} - \text{Custo_bateria_3_dias}$$

Onde:

$\text{Receita_total_3_dias} = (\sum_{i=1}^{72} [(\text{Quant} * \text{Preco_venda}) + \text{Exposicao_ao_PLDi}]) + \text{Receita_servico_ancilar}$, (em R\$), para as 72 horas dos 3 dias

$\text{Quant} = 3.0 \text{ MWmed}$ (quantidade de energia vendida no contrato de sazonalização e modulação "flat")

$\text{Preco_venda} = 120.0 \text{ R\$/MWh}$ (preço da venda de energia)

Exposição_ao_PLDi = geração da UVE (em MW) subtraído de Quant multiplicado pelo PLD horário (em R\$), para a hora "i"

$\text{Receita_servico_ancilar} = (\text{R\$ } 50.722,18 / 365) * 3$, (em R\$), conforme REH ANEEL Nº 2.013/2015

$\text{Custo_da_termica} = 173.25 \text{ R\$/MWh}$ e mais o Custo de "start-up" ou de "shut-down", conforme Tabela 1 deste artigo

$\text{Custo_da_bateria} = 787.50 \text{ R\$ / Profundidade de Carregamento ou Descarregamento}$, conforme Tabela 2 deste artigo

Lembrando que a geração da UVE para cada hora é o somatório das gerações da planta térmica e da planta eólica subtraído do valor do consumo da unidade consumidora flexível e somados (subtraídos) ao valor de geração (consumo) da bateria de íon-lítio. Todos esses valores para cada uma das 72 horas do horizonte de otimização.

As variáveis de decisão para esse problema de otimização são: a) geração térmica horária, para um horizonte de 3 dias à frente; b) consumo flexível para um horizonte de 3 dias à frente; e c) consumo/geração da bateria de íon-lítio, para um horizonte de 3 dias à frente. Vale ressaltar que cada uma das variáveis de decisão é um vetor de 72 elementos. Por conseguinte, o indivíduo do Algoritmo Genético possui 216 elementos, o que caracteriza um espaço de busca bastante extenso.

Os resultados do estudo de caso foram obtidos num computador possuindo o processador Intel® Core™ i7-8565U @ 1.80 GHz com 16GB de memória RAM e sistema operacional Windows 10 com memória SSD de 117 GB. O algoritmo Genético foi programado em Python 3.8.8 de 64 bits. Para uma rodada de 10 gerações com 8 indivíduos o tempo de processamento foi de 3.42 minutos.

A Figura 3 apresenta os resultados do melhor indivíduo para cada geração do Algoritmo Genético. Vê-se que a otimização apresentou resultados satisfatórios, tendo obtido uma convergência em poucas gerações com um número reduzido de indivíduos. A Figura 4 apresenta a distribuição de probabilidade do lucro obtido para os 3 dias de operação otimizados pelo algoritmo. Na Figura 4 pode-se ver o $VaR_{95\%}$ para a distribuição em questão.

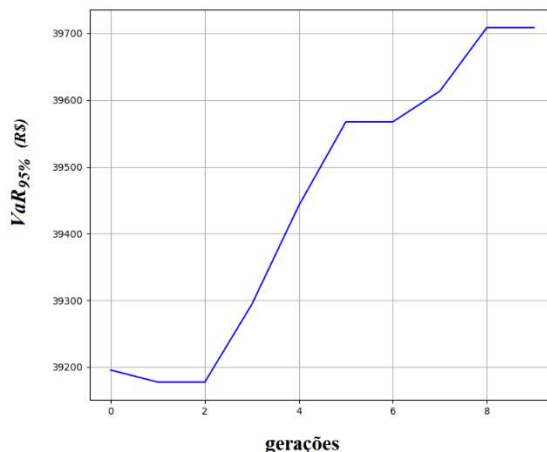


Figura 3. – Curva de convergência do Algoritmo Genético.

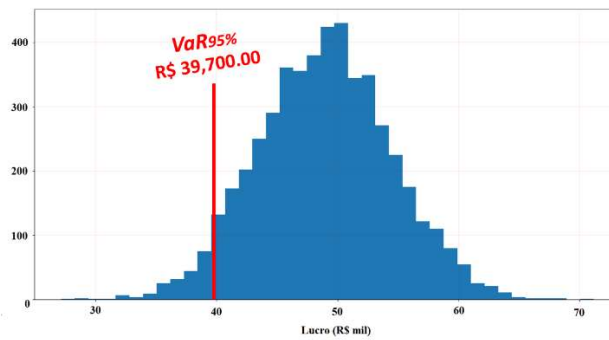


Figura 4. – Distribuição de Probabilidade do Lucro.

5.0 - CONCLUSÕES

Este trabalho fornece um método específico para o problema de otimização da programação de uma UVE participando dos mercados de energia e serviço ancilar de reserva no Brasil. Esse modelo é “estendido” para considerar a incerteza no problema da tomada de decisão. Para tanto, são utilizados os Algoritmos Genéticos para a solução da otimização estocástica.

Este trabalho foi um primeiro passo para o desenvolvimento futuro de uma técnica de otimização para qualquer caso genérico de UVEs operando no mercado brasileiro. Foi possível observar que a operação otimizada da UVE tem um extraordinário potencial econômico. Pode-se considerar que a grande contribuição deste trabalho foi aplicar uma técnica de otimização metaheurística para um estudo de caso prático de uma UVE levando em consideração a degradação da vida útil da bateria e uma métrica de risco. O algoritmo de otimização metaheurísticas desenvolvido no trabalho cumpriu o seu objetivo de mostrar sua viabilidade de aplicação para a otimização da operação da UVE com a maximização do lucro. Notadamente, as variáveis de controle para otimização do lucro (geração térmica, consumo/geração da bateria de íon-lítio e demanda flexível) são aquelas que normalmente estão disponíveis para operação se consideradas as plantas individualmente.

Outra contribuição deste trabalho é que o algoritmo desenvolvido para a construção dos cenários de simulação de Monte Carlo só considera o histórico das variáveis estocásticas. Isso é uma grande vantagem porque pode-se fazer um “backtest” para qualquer janela de dados históricos, conforme normalmente utilizado pelos profissionais do “algorithmic trading” do mercado financeiro. Isso faz com que a técnica deste trabalho possa ser comparada com qualquer outra técnica que utiliza somente o valor histórico das variáveis.

Como sugestão para trabalhos futuros, os autores têm o objetivo de incluir no algoritmo de inteligência de operação da UVE a questão do “Constrained-off” das eólicas e analisar com mais detalhes quais as variáveis de decisão apresentam impacto significativo no lucro. Pois entende-se que uma redução da dimensão do problema possa potencializar os resultados do Algoritmo Genético.

6.0 - REFERÊNCIAS

- (1) - A. Pepicciello, G. Bernardo, E. D'Argenzio and A. Vaccaro, **"A Decision Support System for the Strategic Operation of Virtual Power Plants in Electricity Markets"**, 2019 International Conference on Clean Electrical Power (ICCEP), Otranto, Italy, 2019, pp. 370-374, doi: 10.1109/ICCEP.2019.8890115.
- (2) - Luis Baringo and Morteza Rahimiyan, **"Virtual Power Plants and Electricity Markets: Decision Making Under Uncertainty"**, Springer, 2020.
- (3) - Ana Baringo and Luis Baringo, **"A Stochastic Adaptive Robust Optimization Approach for the Offering Strategy of a Virtual Power Plant"**, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 32, No. 5, September 2017.
- (4) - Eyal Wirsansky, **"Hands-On Genetic Algorithms with Python: Applying genetic algorithms to solve real-world deep learning and artificial intelligence problems"**, Packt Publishing, 2020.
- (5) - Alex Coutinho, Eduardo Sodré, Rodrigo Salim, Marina Dantas e Alcides Codeceira Neto, **"Análise de Portfólio de Geração Eólica e Solar com Armazenamento em Mercados de Energia Horário"**, XXV SNPTEE - Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, 10 a 13 de novembro de 2019 – Belo Horizonte - MG.
- (6) - Arthur Muller, **"Estratégia Ótima de Operação de um Sistema de Armazenamento de Baterias em Mercados "Day-ahead" considerando uma Métrica de Risco"**, Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação em Engenharia Eletrotécnica, Universidade de Pernambuco, Orientador: Eduardo Sodré, D.Sc., 2021.

- (7) - L. Ma, N. Liu, J. Zhang and L. Wang, "**Real-Time Rolling Horizon Energy Management for the Energy-Hub-Coordinated Prosumer Community From a Cooperative Perspective**", in IEEE Transactions on Power Systems, vol. 34, no. 2, pp. 1227-1242, March 2019, doi: 10.1109/TPWRS.2018.2877236.)
- (8) - Z. Chen, L. Wu and Y. Fu, "**Real-Time Price-Based Demand Response Management for Residential Appliances via Stochastic Optimization and Robust Optimization**", in IEEE Transactions on Smart Grid, vol. 3, no. 4, pp. 1822-1831, Dec. 2012, doi: 10.1109/TSG.2012.2212729.
- (9) - S. Rajakaruna, F. Shahnia, and A. Ghosh, "**Plug In Electric Vehicles in Smart Grids**", Springer, Singapore, 2015.
- (10) - B. Foggo and N. Yu, "**Improved Battery Storage Valuation Through Degradation Reduction**", in IEEE Transactions on Smart Grid, vol. 9, no. 6, pp. 5721-5732, Nov. 2018, doi: 10.1109/TSG.2017.2695196.
- (11) - B. Xu, J. Zhao, T. Zheng, E. Litvinov and D. S. Kirschen, "**Factoring the Cycle Aging Cost of Batteries Participating in Electricity Markets**", in IEEE Transactions on Power Systems, vol. 33, no. 2, pp. 2248-2259, March 2018, doi: 10.1109/TPWRS.2017.2733339.)
- (12) - Alex Coutinho, Eduardo Sodré, Alcides Codeceira Neto e Ricardo Leite, "**Estratégias de Contratação de Energias Renováveis utilizando Algoritmos Genéticos com Otimização Robusta**", XIV SEPOPE – Symposium of Specialists in Electric Operational and Expansion Planning, September 30th thru October 3rd of 2018, Recife, PE, Brazil.
- (13) - Michel Gendreau and Jean-Yves Potvin (Editors), "**Handbook of Metaheuristics**", Springer, 3rd ed., 2019.
- (14) - M. B. Miller, "**Quantitative Financial Risk Management**", Wiley, 2019.

6.0 - DADOS BIOGRÁFICOS

Eduardo Sodré, nascido em São José dos Campos, SP, em 1970. Possui Doutorado em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Campina Grande em 2006 (Conceito CAPES 7) e Mestrado em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Santa Catarina em 1996 (Conceito CAPES 6). Tem experiência na área de Transmissão e Distribuição de Energia Elétrica. Trabalha atualmente na CHESF (Companhia Hidroelétrica do São Francisco), desde 2002, tendo executado trabalhos de engenharia na área de energias renováveis e atualmente atuando na área de regulação da geração. Realizou também vários trabalhos nas áreas de planejamento da expansão da transmissão e expansão da geração. É professor da Escola Politécnica da Universidade de Pernambuco - UPE desde 2008.

Arthur Müller, nascido em Recife, PE, em 1996. Graduado em engenharia elétrica pela Universidade de Pernambuco em 2021. Trabalha atualmente na ANDESA, desde 2019, e neste período realizou diversos estudos técnicos para o sistema elétrico.

Douglas Ferreira, nascido em Curitiba, PR, em 1986. Possui Graduação em Engenharia Elétrica pela Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR) em 2013 e MBA em Comercialização de Energia Elétrica pelo Centro Universitário Maurício de Nassau (UNINASSAU) em 2021. Tem experiência na área de Inovação relacionadas ao setor de Geração e Comercialização. Trabalha atualmente na Fohat, desde 2018, tendo executado trabalhos de engenharia na área de recursos de energia distribuídos (REDs) e microrredes. Atua na área comercial fazendo a prospecção e engajamento de agentes do setor elétrico com soluções de inovação envolvendo tecnologia Blockchain, inteligência artificial e IoT.

Rafaela Dizaró Silveira, nascida em São Tomás de Aquino, MG, em 1994. Possui Graduação (2017) e Mestrado (2019) em Engenharia Elétrica pela Universidade Tecnológica Federal do Paraná, campus Cornélio Procopio. Atualmente desenvolve sua pesquisa de Doutorado também pela Universidade Tecnológica federal do Paraná, sede Cornélio Procopio. Tem experiência na área de Eletrônica de Potência, Qualidade da Energia Elétrica em Sistemas Elétricos, Filtros Ativos de Potência, Sistemas Fotovoltaicos e Microrredes. Atualmente, também trabalha na Fohat, atuando na área de gerenciamento de produtos, executando trabalhos de engenharia envolvendo sistemas de gerenciamento de energia para recursos energéticos distribuídos e microrredes.