

GRUPO DE ESTUDO DE OPERAÇÃO DE SISTEMAS ELÉTRICOS - GOP

UMA METODOLOGIA PARA A REPRESENTAÇÃO DAS INCERTEZAS DA GERAÇÃO EÓLICA NO PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO DE LONGO E MÉDIO PRAZOS

**MARIA ELVIRA PIÑEIRO MACEIRA* (1,2); ALBERT CORDEIRO GEBER DE MELO* (1,2);
JOSÉ FRANCISCO MOREIRA PESSANHA (1,2); CRISTIANE BARBOSA DA CRUZ OLIVEIRA (2);
VICTOR ANDRADE DE ALMEIDA (2); THATIANA CONCEIÇÃO JUSTINO (2)
UERJ - UNIVERSIDADE DO ESTADO DO RIO DE JANEIRO (1)
CEPEL - CENTRO DE PESQUISAS DE ENERGIA ELÉTRICA (2)**

* atualmente o autor encontra-se somente na UERJ

RESUMO

A intermitência da geração eólica horária, dada a natureza intrínseca da variabilidade dos ventos, constitui um desafio para sua integração ao sistema. Os valores de geração apresentam ampla dispersão e, são sujeitos a variações horárias, mensais e anuais. Prever inadequadamente a produção eólica nos horizontes de tomada de decisão afeta adversamente a estabilidade, a confiabilidade, o planejamento e a programação da operação, e o benefício econômico. Neste trabalho é descrito a modelagem da incerteza da produção eólica no problema de despacho de operação, resolvido pelo algoritmo de Programação Dinâmica Dual Estocástica do modelo NEWAVE, através da modelagem da incerteza do processo estocástico dos ventos mensais.

PALAVRAS-CHAVE

Planejamento da expansão e da operação, Geração eólica, Estatística multivariada, Séries temporais, Geração de séries sintéticas, Otimização estocástica.

1.0 - INTRODUÇÃO

O problema de planejamento da expansão e da operação do sistema interligado nacional (SIN) é dividido em planejamento da expansão (longo prazo), planejamento da operação (médio e curto prazos), e programação da operação, sendo resolvido através de uma cadeia de modelos computacionais [1][2]. Um dos modelos desta cadeia, utilizado nas atividades de planejamento da expansão e da operação energética e no cálculo dos preços *spot*, é o modelo NEWAVE [3], empregado pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico – ONS, Câmara de Comercialização de Energia Elétrica – CCEE, Empresa de Pesquisa Energética – EPE, Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL, e Ministério de Minas e Energia - MME.

A matriz elétrica brasileira apresenta uma alta participação de fontes renováveis, respondendo por mais de 80% do consumo de eletricidade do país, e com preponderância da tecnologia hidroelétrica. As fontes intermitentes, especialmente a eólica, têm experimentado um crescimento acelerado: Em uma década, a geração eólica cresceu 13 vezes no Brasil, atingindo 19 GW de capacidade instalada (726 parques e 8500 aerogeradores), localizados principalmente nas regiões Nordeste e Sul. Segunda maior fonte na matriz elétrica (10%), estima-se que no período 2020-2029 a sua participação aumente 2,5 vezes e atinja 39500 MW (17,3%) [4].

Apesar das vantagens, a intermitência da geração eólica horária, dada a natureza intrínseca da variabilidade dos ventos, constitui um desafio em termos de sua integração ao sistema. Os valores de geração horária apresentam ampla dispersão e são sujeitos a variações horárias, mensais e anuais. Uma capacidade inadequada de prever a produção de energia eólica nos horizontes de tomada de decisão afeta adversamente a estabilidade, a confiabilidade, o planejamento e a programação da operação, e também o seu benefício econômico.

Atualmente, a representação da geração eólica no modelo NEWAVE, conforme Resolução ANEEL N° 843/2019, é realizada de forma simplificada, com base na média mensal do histórico dos últimos cinco anos de geração líquida disponibilizada ao SIN. Assim, torna-se fundamental o desenvolvimento e o aprimoramento de metodologias para representar as incertezas das fontes renováveis intermitentes no planejamento da operação de longo, médio e curto prazos.

O objetivo deste trabalho é descrever uma abordagem para a modelagem da incerteza da produção eólica *mensal* no problema de despacho de operação, resolvido pelo algoritmo de Programação Dinâmica Dual Estocástica – PDDE [5][6] do modelo NEWAVE, através da modelagem da incerteza do processo estocástico dos ventos. As quatro etapas da proposta são apresentadas e discutidas a seguir, assim como resultados de suas aplicações ao SIN.

2.0 - DESCRIÇÃO GERAL DA ABORDAGEM PROPOSTA

De forma ampla, a pesquisa conduzida tem como objetivo a definição de uma estratégia de consideração de cenários de produção de fontes renováveis intermitentes, como a eólica e a solar, que seja aderente ao algoritmo de solução utilizado, PDDE no modelo NEWAVE. Como corolário, deve permitir a obtenção de resultados com a precisão adequada e dentro de um tempo computacional razoável, quando aplicada a sistemas interligados de grande porte, com predominância hidroelétrica, como é o caso do sistema brasileiro. Essa mesma metodologia poderá ser aplicada ao modelo DECOMP [7] a partir do segundo mês do seu horizonte. Dessa forma, daqui em diante se fará referência apenas ao modelo NEWAVE.

2.1 O Modelo de Planejamento da Operação de Longo e Médio Prazos

No modelo NEWAVE, o problema de planejamento da operação é representado como um problema de programação linear estocástico multi-estágio. Sua função objetivo é minimizar o valor esperado do custo total de operação ao longo de todo o período de planejamento considerando mecanismos de aversão a risco, dado um estado inicial do sistema (armazenamento e tendência hidrológica). A solução deste problema resulta em uma estratégia operativa que, para cada estágio do período de planejamento, dado o estado inicial do sistema no estágio, produz metas de geração de energia e de intercâmbios entre subsistemas.

No NEWAVE, os vários reservatórios do sistema podem ser agregados em reservatórios equivalentes de energia (REEs) [8][9] ou representados por meio de uma modelagem híbrida, onde as usinas hidroelétricas (UHEs) são representadas individualmente, em todo ou em parte do seu horizonte de planejamento [10][11]. Por sua vez, o estado do sistema inclui a energia/água armazenada nos reservatórios e informações da "tendência hidrológica", por exemplo, as últimas p energias/vazões naturais afluentes a cada reservatório, individual ou equivalente. As incertezas nas afluições são modeladas por um modelo auto-regressivo periódico da ordem p , $PAR(p)$ [12] empregado no modelo GEVAZP [13][14], e um esquema de simulação Monte Carlo é usado para construir iterativamente as funções de custo futuro (FCFs) em cada estágio. O conjunto de funções de custo futuro representa a política ótima de operação.

Para resolver o problema de programação linear estocástico multi-estágio sem percorrer a árvore completa de cenários de afluições, o NEWAVE utiliza o algoritmo de PDDE. A estratégia de solução consiste em percorrer uma sub-árvore de cenários de afluições, que é escolhida da distribuição original da variável aleatória, iterativamente através de duas simulações:

- *Simulação forward*, de $t=1$ até $t=T$ percorrendo toda a sub-árvore (totalizando $nsim$ cenários), com a finalidade de gerar novos estados para os quais a FCF será avaliada e novos cortes de Benders construídos na próxima recursão *backward*.
- *Recursão backward*, de $t=T$ até $t=1$, os cortes de Benders que compõem a FCF são construídos para todos os nós da sub-árvore resultantes da última simulação *forward*. As variáveis duais associadas a esses subproblemas de programação linear são utilizadas para construir um corte de Benders (conjunto de restrições lineares multivariadas que representam a FCF), produzindo um limite inferior do custo total esperado de operação em todo o horizonte de estudo.

Após o cálculo da estratégia de operação, é realizada uma *simulação final* adotando 2.000 cenários hidrológicos. A partir desta simulação são produzidas estatísticas (valores esperados, desvio padrão, distribuições de frequências etc.) associadas a diversos indicadores de desempenho do sistema, entre os quais, custo total de operação, custo marginal de operação, risco de déficit, déficit de energia, geração hidrelétrica e térmica, vertimentos etc.

2.2 Estratégia de Modelagem da Incerteza da Produção Eólica Mensal no Problema de Planejamento da Operação

Inicialmente, dada a quantidade de parques eólicos atualmente instalados no Brasil (cerca de 640) e as perspectivas de elevado aumento neste número, torna-se fundamental investigar a forma de representação dos parques eólicos no modelo NEWAVE, à semelhança do que já ocorre com a representação das usinas hidroelétricas por UHEs ou REEs. Neste sentido, os parques eólicos poderão ser representados de forma individual (Centrais Geradoras Eólicas - EOLs) ou por meio de parques eólicos equivalentes (PEEs), a partir da agregação de regimes de ventos.

Sem perda de generalidade, e com o intuito de simplificar a notação, daqui por diante os termos REE e PEE serão utilizados indistintamente para representar, respectivamente, usinas hidrelétricas e parques eólicos de forma individual ou agregada (equivalente).

Tanto para a simulação *forward*, quanto para a recursão *backward* e também para a *simulação final* há, no modelo NEWAVE, uma estratégia de geração de séries sintéticas multivariadas de afluições aos reservatórios dos REEs, utilizando modelos auto-regressivos periódicos - $PAR(p)$. A proposta deste trabalho é estender este módulo para torná-lo um *modelo integrado de geração de séries sintéticas multivariadas mensais de afluições e ventos*. Em um primeiro momento, a estrutura de correlação temporal porventura verificada no processo estocástico das velocidades médias mensais dos ventos (m/s) em algum PEE não será considerada de forma explícita no modelo de geração de séries sintéticas de ventos, podendo ser representada de forma indireta, por meio da correlação espacial verificada entre os processos estocásticos dos ventos nos PEEs e afluições aos REEs. Como consequência, nenhuma variável de estado será adicionada ao algoritmo de PDDE, não havendo, portanto, acréscimo da cardinalidade da FCF.

Uma vez obtidos os cenários sintéticos de médias mensais das velocidades de vento nos PEEs, é necessário estimar a produção eólica associada para ser considerada no problema de despacho mensal do modelo NEWAVE. A abordagem proposta consiste em construir funções de transferência (FTMs) entre médias mensais de velocidade de vento e produção eólica, a partir do levantamento das curvas de potência probabilísticas mensais dos PEEs. As FTMs são empregadas no problema de despacho de operação do algoritmo PDDE.

Conforme ilustrado na Figura 1, a abordagem desenvolvida é composta por quatro etapas interligadas, com desenvolvimentos simultâneos [20]: (i) agrupamento estatístico dos regimes de ventos e definição dos PEEs; (ii) avaliação de FTMs entre velocidades de vento e produção eólica, a partir de curvas de potência probabilísticas mensais; (iii) geração de séries sintéticas de velocidades de ventos correlacionadas às afluições aos reservatórios das hidroelétricas; e (iv) representação das produções eólicas mensais no algoritmo PDDE do modelo NEWAVE. Uma descrição sucinta de cada etapa, assim como resultados já obtidos com a aplicação da abordagem proposta a configurações reais do sistema interligado serão apresentados e discutidos nas próximas seções.

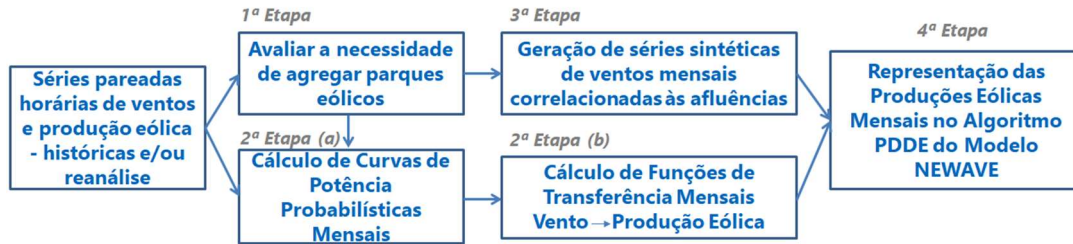


FIGURA 1 – Representação das incertezas da fonte eólica no modelo NEWAVE – diagrama esquemático das etapas da metodologia proposta. Fonte: Autores.

3.0 - AGRUPAMENTO ESTATÍSTICO DOS REGIMES DE VENTOS – ETAPA 1

A agregação de regimes de vento em PEEs proposta neste trabalho é baseada em métodos estatísticos multivariados e compreende duas etapas sequenciais: (i) a técnica de Análise Fatorial Exploratória (AFE) [15] é aplicada à matriz de covariâncias entre os regimes de ventos nos EOLs reduzindo a dimensionalidade dos dados; e (ii) a identificação de grupos de parques eólicos com regimes de vento correlacionados é realizada por meio de análise estatística de agrupamentos, e.g., utilizando o método K-Means ou algoritmo Ward [15] aplicados às coordenadas dos EOLs nos eixos fatoriais. Devido a não disponibilização no Brasil de valores verificados (medidos) de produção eólica e velocidade dos ventos, em bases horárias, torna-se necessário lançar mão de dados de reanálises.

A AFE é uma técnica para redução da dimensionalidade dos dados na qual admite-se que a velocidade do vento x_i no EOL em uma localidade i (de um total de n) seja expressa em função da soma dos efeitos de m ($m < n$) regimes eólicos (fatores latentes $F_j \forall j=1, m$) mais uma componente específica ε_i da i -ésima localidade com aproveitamento eólico.

$$x_i = l_{i1}F_1 + l_{i2}F_2 + \dots + l_{im}F_m + \varepsilon_i \forall i=1, n \quad (1)$$

em que l_{ij} é o peso do i -ésimo parque eólico no j -ésimo fator latente.

Os pesos de cada EOL nos fatores latentes são determinados com base nos autovalores e autovetores da matriz de covariâncias (S) entre as velocidades de vento tal que $S \equiv LL^T$, onde a i -ésima linha da matriz L guarda os pesos do i -ésimo EOL nos m fatores latentes [15].

A aplicação da AFE na matriz de covariâncias entre 79 localidades da região Nordeste (compreendendo 498 parques eólicos), obtida utilizando dados de reanálises do MERRA-2 (global), indica que cerca de 95% da variância total presente nos dados está concentrada nos 3 primeiros fatores latentes, conforme Figura 2 [16]. Isto permite obter uma representação gráfica em 3 dimensões da estrutura de correlações entre os regimes de vento que atingem as localidades, onde cada dimensão corresponde a um eixo fatorial e pode ser interpretada como sendo um regime de ventos.

Por sua vez, a identificação de *clusters* de parques eólicos com regimes de ventos correlacionados foi realizada por meio do método K-Means. Para isso, os vetores com as coordenadas dos aproveitamentos eólicos nos eixos fatoriais foram empilhados em uma nova matriz de dados com três colunas. Neste caso, a partição em 5 agrupamentos capturou cerca de 90% da variabilidade dos dados, medida pela razão entre a inércia entre os *clusters* e a inércia total dos dados, resultando na classificação da Figura 3. Já na Figura 4 tem-se a representação espacial dos agrupamentos identificados na Figura 3 [16]. Vale destacar a reduzida superposição entre os agrupamentos, conseguida por meio da utilização da AFE.

Ressalta-se que outra forma inicial de agregação poderia ser por subestações do SIN onde os parques eólicos se conectam. Por fim, a definição granularidade final de agrupamentos deve levar em consideração o objetivo do estudo em questão.

Uma vez identificados os agrupamentos dos regimes de ventos, a abordagem descrita na Seção 4 será aplicada aos dados agrupados, obtendo-se as funções de transferência entre médias mensais da velocidade de vento e produção eólica (FTMs) para os grupos eólicos identificados.

4.0 - AVALIAÇÃO DAS FUNÇÕES DE TRANSFERÊNCIA MENSAIS (FTMs) – ETAPA 2

Uma vez que os cenários sintéticos de ventos mensais para os PEEs estejam disponíveis, é necessário estimar a produção eólica mensal associada a ser considerada no problema de despacho mensal no algoritmo PDDE do modelo NEWAVE. Para isso, faz-se necessário a obtenção de funções matemáticas que relacionam as médias mensais da velocidade de vento com as médias mensais de produção de energia em cada aproveitamento eólico. Tais funções, denominadas funções de transferência mensais (FTMs), podem ser obtidas, por exemplo, por meio de modelos de regressão linear - simples ou por partes - ajustados às curvas de potência probabilísticas mensais de cada aproveitamento eólico.

Para a estimação dos modelos de regressão linear requerem-se dados pareados de velocidade de vento e geração eólica. Entretanto, devido à indisponibilidade de uma base pública de dados verificados (medidos), foi proposto em [20] um procedimento que utiliza os valores previstos de velocidade de vento e da respectiva produção eólica, em base semi-horária, disponibilizados desde 2018 pelo Sintegre ONS, inicialmente para um conjunto de 47 subestações. Além das previsões, este sistema disponibiliza 48 curvas de potência, uma para cada intervalo semi-horário, usadas na conversão das previsões de velocidade de vento em geração eólica. Visando ampliar o conjunto de dados, tornou-se necessário considerar dados horários de reanálise, e.g., oriundos do MERRA 2 **Erro! Fonte de referência não encontrada.**, para as coordenadas geográficas dos parques eólicos de cada subestação, as quais são disponibilizadas pela ANEEL.

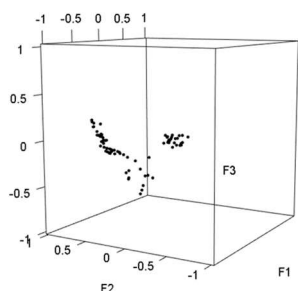


FIGURA 2 – Diagrama das localidades avaliadas nos três eixos fatoriais (AFE)

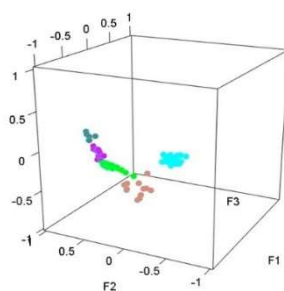


FIGURA 3 – Agrupamentos dos aproveitamentos eólicos (K-Means)

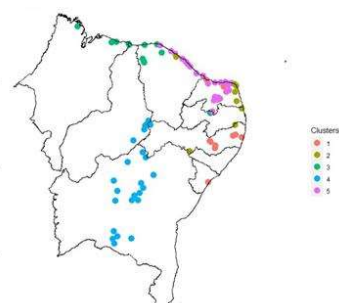
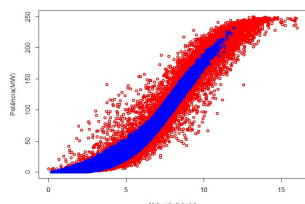


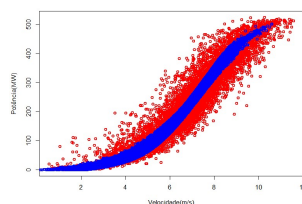
FIGURA 4 - Representação espacial dos agrupamentos dos aproveitamentos eólicos

Para cada PEE, o procedimento desenvolvido e detalhado em [18] consiste na aplicação das curvas de potência disponibilizadas no Sintegre às séries temporais horárias de reanálises de velocidade de vento de cada subestação, para transformá-las em estimativas horárias de produção eólica..

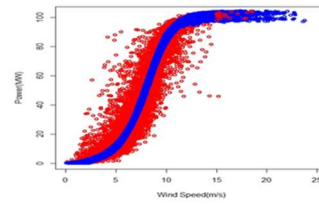
Considerando apenas os dados de 2019 para o Sintegre e do período 1980 a 2019 (40 anos) para o MERRA 2, a Figura 5 apresenta as curvas de potência probabilísticas horárias obtidas com os dados do Sintegre (na cor vermelha) e com o procedimento desenvolvido (em azul), para três PEEs (subestações) localizadas em três macro-regiões (agrupamentos) de regimes de vento, denominadas Nordeste Interior (NE-I), Nordeste Pernambuco (NE-PE) e Sul Litoral (SUL-L); por limitação de espaço, não se apresentam resultados para subestações dos dois outros agrupamentos considerados – Nordeste Litoral (NE-L) e Sul Interior (Sul-I). Verifica-se que as curvas de potência probabilísticas horárias obtidas com o procedimento desenvolvido estão contidas nos diagramas de dispersão oriundos do Sintegre, evidenciando a razoabilidade tanto do procedimento elaborado quanto da utilização de dados de reanálise.



PEE NE-I



PEE NE-PE



PEE Sul-L

FIGURA 5 – Curvas de potência probabilísticas horárias com dados do Sintegre (vermelho) e procedimento proposto (azul) para PEEs selecionados. Fonte: Autores.

Na sequência os valores foram integrado, obtendo-se as séries temporais das médias *mensais* de velocidade de vento e de produção eólica, dispostas nas curvas de potência probabilísticas mensais da Figura 6, para cada um

dos PEEs anteriores. Os diagramas de dispersão revelam elevadas correlações (acima de 98,5%) entre as médias mensais de velocidade de vento e de geração eólica nos PEEs analisados, um comportamento típico observado em outras subestações [18]. Este comportamento possibilita a construção de FTMs entre ventos e produções eólicas mensais considerando abordagens que incluem os métodos estatísticos para análise de regressão, desde os tradicionais modelos de regressão linear até abordagens mais flexíveis, como regressão linear por partes. Ainda na Figura 6 está exibida a FTM de cada um dos PEEs apresentados, considerando uma regressão linear, a qual se mostrou adequada para os casos analisados.

É importante ainda verificar o comportamento sazonal das MPPCs para verificar se há necessidade de se definir uma única MTF válida para todo o ano, ou um conjunto de MTFs, e.g., mensais. Para as EWFs apresentadas, constatou-se que uma MTF já seria adequada [20].

Finalmente, recomenda-se que as FTMs sejam atualizadas a cada ano, à medida que mais dados sejam disponibilizados e incorporados às análises.

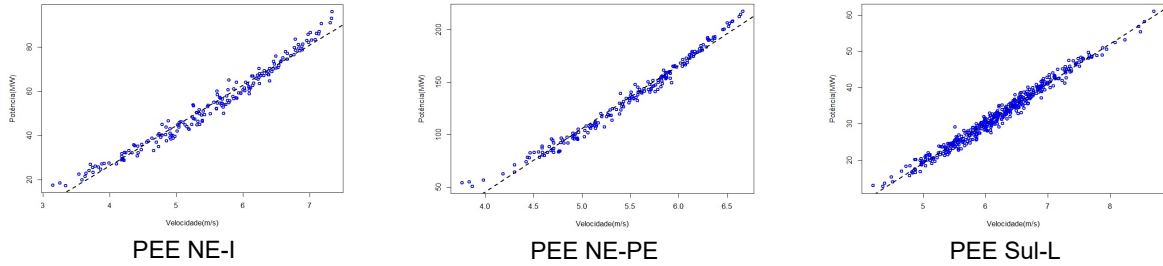


FIGURA 6 – Curvas de potência probabilísticas mensais e FTMs obtidas pela aplicação do procedimento proposto para PEEs selecionados. Fonte: Autores.

5.0 - GERAÇÃO INTEGRADA DE SÉRIES SINTÉTICAS DE VELOCIDADES DE VENTOS E ALFUÊNCIAS – ETAPA 3

As séries sintéticas de afluências empregadas no modelo NEWAVE são geradas pelo modelo GEVAZP ajustando-se um modelo auto-regressivo periódico da ordem p , $PAR(p)^1$, caracterizado por $PAR(p_1, \dots, p_s)$, que pode ser escrito como:

$$\left(\frac{ENA_{t,i} - \mu_{m,i}}{\sigma_{m,i}} \right) = \sum_{j=1}^{p_{m,i}} \phi_{t,j,i} \left(\frac{ENA_{t-j,i} - \mu_{m-j,i}}{\sigma_{m-j,i}} \right) + a_{t,i} \quad (2)$$

onde:

- $ENA_{t,i}$ é a energia natural afluente, uma variável aleatória de um processo estocástico com s períodos sazonais referente ao reservatório i ;
- O índice de tempo t pode ser considerado como uma função do ano T e do período sazonal m : $t = (T - 1)s + m$;
- p_m é o número de termos auto-regressivos do modelo para o período sazonal m , $p_m < 12$;
- $\mu_{m,i}$ e $\sigma_{m,i}$ são a média e o desvio-padrão do processo estocástico do período sazonal m correspondente ao estágio t , respectivamente.

A série a_t não correlacionada temporalmente é independente de ENA_t , possui média zero e variância $\sigma_a^{2(m)}$ e pode ser escrita como uma função das auto-correlações $\rho^m(k)$ de ENA_t e dos coeficientes auto-regressivos periódicos ϕ [19].

Uma amostra de cardinalidade elevada de resíduos normais não correlacionados espacialmente é gerada usando amostragem aleatória simples, e o método K-means é aplicado para reduzir a cardinalidade da amostra original. As correlações espaciais entre as afluências aos REEs são utilizadas para tornar os resíduos correlacionados e uma distribuição Lognormal com três parâmetros (CHARBENEAU, 1978) é ajustada aos resíduos espacialmente correlacionados [14]. Assim, os cenários de afluências gerados são multivariados e apresentam uma distribuição assimétrica semelhante ao processo de afluências original.

Como um dos objetivos da metodologia proposta é não aumentar o número de variáveis de estado consideradas no algoritmo de PDDE, que hoje já é elevado (84, no caso da representação por REEs e com $p_m = 6$), a estrutura de correlação temporal, porventura verificada no processo estocástico dos ventos médios mensais em algum EOL ou PEE, não será representada de forma explícita no modelo de geração de séries sintéticas. Ela será representada a correlação espacial verificada entre os processos estocásticos das velocidades dos ventos e das afluências aos REEs, as quais podem ser elevadas em vários meses do ano, conforme Tabela 1.

Nesta tabela são apresentadas as correlações entre 5 PEEs com regimes de vento distintos (3 na região Nordeste region – NE-L, NE-I e NE-PE, e 2 na região Sul – Sul-L and Sul-I) e alguns dos REEs considerados no Programa

¹ A proposta metodológica aqui apresentada também pode ser aplicada ao modelo auto-regressivo periódico com componente anual - $PAR(p)$ -A.

Mensal de Operação do ONS. Estes resultados são seguidos por outros parques eólicos do País, daí a importância de serem levados em consideração.

Tabela 1 - Correlação espacial entre os PEEs NE-L, NE-I; NE-PE, SUL-L e SUL-I e alguns REEs do SIN.

NE-L	Bmonte	Man-Am	Itaipu	NE-I	Nordeste	Norte	Sudeste	NE-PE	Norte	Bmonte	Man-Am	Sul-L	Paraná	Norte	Bmonte	Sul-I	Sul	Paraná	PrnPanema
Mai	-0,65	-0,42	0,52	Abr	-0,39	-0,52	-0,57	Abr	-0,44	-0,49	0,19	Jan	0,44	-0,13	-0,21	Abr	0,34	-0,29	0,22
Jun	-0,67	-0,74	0,51	Out	-0,53	-0,61	-0,61	Set	-0,57	-0,30	0,27	Abr	-0,28	-0,31	-0,51	Mai	0,34	0,27	0,18
Jul	-0,59	-0,60	0,36	Nov	-0,48	-0,25	-0,54	Dez	-0,31	-0,37	-0,61	Ago	-0,01	-0,48	-0,17	Set	-0,23	-0,50	-0,51

A proposta deste trabalho é estender o modelo de geração sintética de afluições para torná-lo um modelo integrado de geração de séries sintéticas de afluições e velocidades dos ventos.

Os resíduos das velocidades dos ventos recebem o mesmo tratamento que os resíduos das vazões, mas agora a estrutura de correlação também compreende, além da correlação espacial entre as afluições, as correlações entre as velocidades dos ventos dos PEEs, e as correlações cruzadas entre afluições e velocidades dos ventos.

Neste sentido, a variável aleatória do processo estocástico com s períodos sazonais que representa a velocidade média mensal do vento no parque eólico j no estágio t é dada por:

$$\left(\frac{V_{t,j} - \mu_{m,j}^v}{\sigma_{m,j}^v} \right) = \text{componente explicativa} + a_{t,j} \quad (3)$$

Reescrevendo:

$$V_{t,j} = \text{componente explicativa} + \sigma_m^v a_{t,j} \quad (4)$$

A componente explicativa pode ser a própria média da velocidade mensal do vento do período sazonal m correspondente ao estágio t , μ_m^v :

$$V_{t,j} = \mu_{m,j}^v + \sigma_{m,j}^v a_{t,j} \quad (5)$$

ou conter uma parcela relacionada às afluições do próprio estágio t , ENA_t , ou ainda do estágio $t-1$, ENA_{t-1} . A inclusão desta parcela poderá contribuir para a representação da correlação temporal (*lag* 1) de $V_{t,j}$, caso ela exista. Neste caso, o processo é modelado por:

$$V_{t,j} = \mu_{m,j}^v + \theta_{t,j,i} \sigma_m^v \left(\frac{ENA_{t,i} - \mu_{m,i}^v}{\sigma_{m,i}^v} \right) + \sigma_m^v a_{t,j} \quad (6)$$

onde $\theta_{t,j,i}$ é o coeficiente de correlação entre $V_{t,j}$ e $ENA_{t,i}$ (ou $ENA_{t-1,i}$).

Caso a inclusão de novas variáveis de estado seja viável computacionalmente, pode-se modelar o processo como um PAR(1) em todos os meses, onde a representação da correlação temporal (*lag* 1) de $V_{t,j}$, é considerada explicitamente:

$$V_{t,j} = \mu_{m,j}^v + \delta_{t,j} \sigma_m^v \left(\frac{V_{t-1,j} - \mu_{m-1,j}^v}{\sigma_{m-1,j}^v} \right) + \sigma_m^v a_{t,j} \quad (7)$$

onde $\delta_{t,j}$ é o coeficiente de correlação entre $V_{t,j}$ e $V_{t-1,j}$.

O esquema adotado para geração de cenários sintéticos multivariados de afluições e velocidades dos ventos compreende os seguintes passos:

- Obter as afluições incrementais mensais históricas para cada REE;
- Escolher a ordem do modelo AR de cada período sazonal para cada REE, examinando a FACP;
- Estimar os coeficientes dos modelos PAR(p) através dos sistemas de equações de Yule-Walker [19];
- Gerar, tanto para os REEs quanto para os PEEs, uma amostra de cardinalidade elevada (por exemplo, 100.000) de resíduos a_t normais, não correlacionados temporal e espacialmente, usando amostragem aleatória simples, onde são tratados como equiprováveis;
- Aplicar o método K-Means para reduzir a cardinalidade da amostra original; os resíduos resultantes passam, então, a ser tratados como não equiprováveis;
- Com o intuito de gerar afluições mensais multivariadas, assume-se que ruídos normais padrão não correlacionados espacialmente, a_t , podem ser transformados em ruídos espacialmente correlacionados, e_t , através da seguinte relação:

$$e_t = D a_t \quad (8)$$

onde a matriz D é obtida pela decomposição da matriz de covariâncias \hat{U} entre os resíduos a_t . [21]:

$$DD^T = \hat{U} \quad (9)$$

Na prática, o comportamento dos resíduos não segue o comportamento das afluições e das velocidades dos ventos: os resíduos não são espacialmente correlacionados. No entanto, a fim de se preservar as dependências espaciais dos processos estocásticos das afluições e das velocidades dos ventos, as correlações espaciais entre as afluições aos REEs, entre as velocidades dos ventos nos PEEs, e entre as afluições e velocidades dos ventos, são utilizadas em substituição às correlações espaciais entre os resíduos;

- g. Uma distribuição Lognormal três parâmetros é ajustada aos resíduos espacialmente correlacionados das afluições a fim de melhor reproduzir a assimetria observada nesse tipo de processo estocástico. Porém, diferentemente dos resíduos de afluições, os resíduos das velocidades do vento em nível mensal podem apresentar assimetrias positivas como também assimetrias negativas (Figuras 7 e 8) em vários meses, o que impede, neste último caso, o emprego da distribuição Lognormal. Neste caso, uma alternativa é usar a distribuição Weibull [22], usada na modelagem da distribuição de probabilidade da velocidade de vento e que é bastante flexível, permitindo assumir assimetrias à direita ou à esquerda. Adicionalmente, os resíduos apresentam, por construção, valores negativos, o que implica na necessidade de se utilizar distribuições Weibull com 3 parâmetros.
- h. Os cenários sintéticos de afluições são obtidos usando-se a equação (2), ao passo que os cenários sintéticos de velocidades dos ventos pelas expressões (5), (6) ou (7);
- i. A soma das afluições incrementais ao longo da cascata de REEs hidráulicamente acoplados, em cada período e cenário, é realizada para obter as afluições totais.

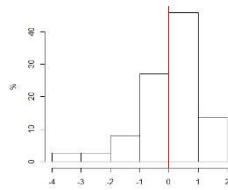
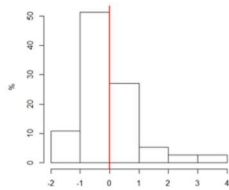


FIGURA 7 – Resíduos históricos das velocidades médias mensais de ventos: (a) agosto – NE-PE; (b) junho – NE-L. Fonte: Autores.

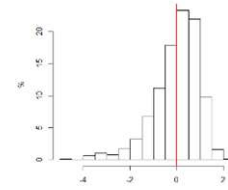
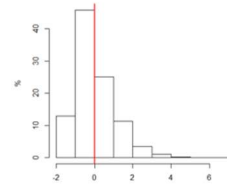


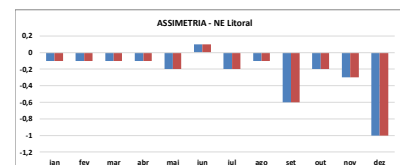
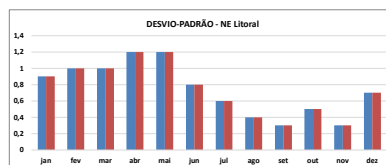
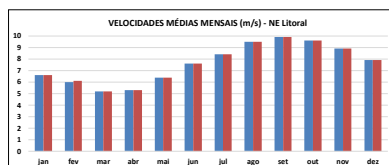
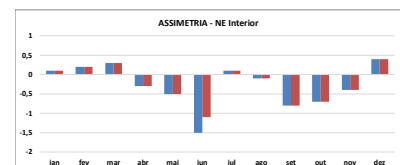
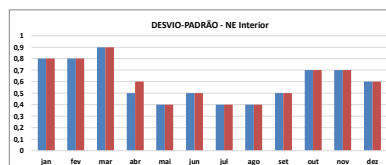
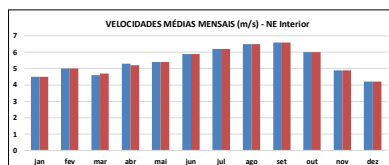
FIGURA 8 – Resíduos sintéticos das velocidades médias mensais de ventos: (a) agosto – NE-PE; (b) junho – NE-L. Fonte: Autores.

Com relação ao passo (g), vários métodos estão disponíveis na literatura para estimar os parâmetros de forma, escala e posição de distribuições Weibull [23], a maioria baseados em modificações dos métodos dos momentos ou da máxima verossimilhança. Porém, conforme verificado em [24], a qualidade das estimativas destes métodos aplicados aos parques eólicos brasileiros varia muito em função do mês do ano e da localização dos parques eólicos, sendo os piores desempenhos associados aos meses com assimetrias negativas elevadas.

Em [24] foi apresentado uma abordagem para a modelagem de resíduos de velocidades mensais de ventos por meio de distribuições Weibull tri-paramétricas, na geração de cenários de ventos mensais correlacionados com afluições às usinas hidroelétricas. A abordagem proposta busca preservar a média, o desvio padrão e a assimetria das velocidades históricas mensais de ventos mensais, sendo especialmente adequada em situações de assimetrias elevadas.

O algoritmo proposto parte de um valor inicial para a estimativa do parâmetro posição, o qual pode ser obtido através de regressões lineares, calcula estimativas dos outros parâmetros por meio do método dos momentos e, de forma iterativa, atualiza a estimativa inicial com vistas a reduzir a diferença entre as assimetrias das velocidades de ventos sintéticas (geradas) e amostrais (históricas). A metodologia proposta foi aplicada a diversos PEEs, considerando distintos meses e assimetrias – positivas e negativas, apresentando, em todos os casos, desempenho superior a outros 17 métodos disponíveis na literatura.

A Figura 9 compara, para 5 PEEs com distintos regimes de ventos (3 na região Nordeste – NE-L, NE-I e NE-PE, e 2 na região Sul – Sul-L and Sul-I) e para cada mês do ano, as médias, desvios-padrão e assimetrias das velocidades médias mensais históricas dos ventos com os valores calculados pelas séries sintéticas de velocidades dos ventos obtidas com abordagem descrita. Observa-se um excelente desempenho, mesmo para as assimetrias.



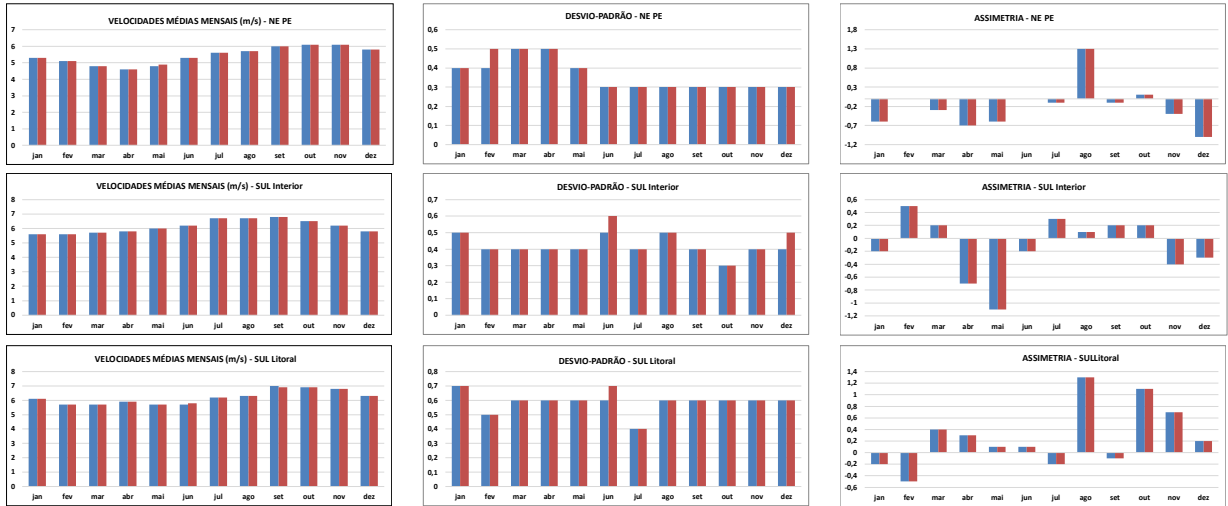


FIGURA 9 – Médias, Desvios-Padrão e Assimetrias Mensais das Velocidades de Vento – Históricas (azul) e Sintéticas (vermelho). Fonte: Autores.

6.0 - REPRESENTAÇÃO DA PRODUÇÃO EÓLICA NO ALGORITMO PDDE DO MODELO NEWAVE – ETAPA 4

Após a geração de séries sintéticas de ventos mensais (Etapa 3), as correspondente produções de cada PEE são computadas por meio de funções de transferência entre as médias mensais da velocidade de vento e da produção eólica (FTMs), obtidas na etapa 2.

Uma vez obtidas as produções eólicas dos parques individualizados ou agregados, as mesmas poderão ser abatidas diretamente dos mercados dos subsistemas associados, da mesma maneira como atualmente se procede, onde as estimativas médias mensais não consideram a incerteza dessa fonte. Uma alternativa, mais atraente e aqui adotada, consiste em representá-las no problema de despacho como uma fonte de geração disponível, porém com custo de operação nulo. A formulação do subproblema de cada nó da sub-árvore (t, s), em cada estágio t e cenário *forward* s , e cenário *backward* ω , está detalhadamente descrito em [20]. Nesta formulação deve-se adicionar uma nova restrição que fornece a produção eólica através da FTM para cada PEE u por estágio t . Quando as FTMs são ajustadas por regressão linear simples, esta nova restrição é dada por:

$$\sum_{c=1}^{NPMC} GW_{t,u,c} \leq b_{t,u}^W + a_{t,u}^W V_{t,u} \quad (10)$$

onde $GW_{t,u,c}$ é a geração eólica do PEE $_u$ para o patamar de carga c , no estágio t ; $V_{t,u}$ é a velocidade média mensal do vento do PEE $_u$, no estágio t ; $a_{t,u}^W$ e $b_{t,u}^W$ são, respectivamente, os coeficientes angular e linear da reta de regressão que representa a função de transferência mensal (FTM) no PEE $_u$, no estágio t .

Já a equação de atendimento à demanda em cada subsistema k , para cada patamar de carga c , por estágio t recebe uma nova parcela que representa a soma da geração eólica dos PEEs pertencentes ao subsistema k , ilustrada abaixo.

$$+ \sum_{u=1}^{NPEEm} GW_{t,u,c} \quad (11)$$

No modelo integrado proposto e descrito por (6), a componente explicativa pode ser a própria média do processo estocástico dos ventos do período sazonal m , ou conter uma parcela relacionada às afluições do próprio estágio t , $ENA_{t,i}$, ou do estágio $t-1$, $ENA_{t-1,i}$ [20]. Em consequência, cada uma dessas opções de modelagem impacta de forma distinta a construção dos cortes de Benders relativa à variável de estado afluição ao REE $_i$ no período $t-1$. No caso da componente explicativa ser a própria média, não há nenhuma alteração nos cortes de Benders. Nos demais casos, deve-se rever o cálculo do coeficiente do corte de Benders associado à $ENA_{t-1,i}$. Uma parcela relacionada a $ENA_{t-1,i}$, dada pela derivada parcial da função objetivo em relação a $ENA_{t-1,i}$ na equação (10), deve ser adicionada.

Caso o processo de médias mensais do vento seja modelado pelo PAR(1), uma nova variável de estado deve ser incluída no estágio t , $V_{t-1,j}$, e o cálculo do coeficiente do corte de Benders associado à ela é dada pela derivada parcial da função objetivo em relação a V_{t-1} na equação (10).

6.1 Granularidade e Agregação das FTMs

Do exposto anteriormente, observa-se que no problema de despacho mensal da operação do NEWAVE deve-se considerar o montante total de capacidade eólica em cada mês do horizonte de estudo. E também que uma granularidade razoável para representar os PEEs, sugerida neste trabalho, seria por meio das subestações retratadas no Sintegre, para as quais deveriam ser geradas séries sintéticas de ventos, correlacionadas com as afluições.

Na hipótese de se adotar uma granularidade menor como, por exemplo, as macro-regiões (agrupamentos) de regimes de ventos consideradas anteriormente (NE_L, NE_PE, NE_I, Sul_L e Sul_I), faz-se necessário a obtenção de FTMs agregadas para cada macro-região definida. No caso das FTMs de cada subestação serem representadas por regressões lineares, a obtenção das FTMs agregadas fica facilitada.

Por outro lado, quando se lança mão de dados de reanálise ao invés de dados verificados, sugere-se a realização ajustes, para que se obtenha, por exemplo, fatores de capacidade mais próximos dos que são observados na operação dos parques eólicos. A intensidade do ajuste dependerá da abrangência geográfica das regiões de regime de vento e da qualidade das séries temporais utilizadas. Como ilustração, a Figura 10 apresenta as FTMs agregadas das subestações (Sintgre ONS) pertencentes às regiões NE_I, NE_PE e Sul-L, obtidas com dados de velocidades médias provenientes do ERA5.

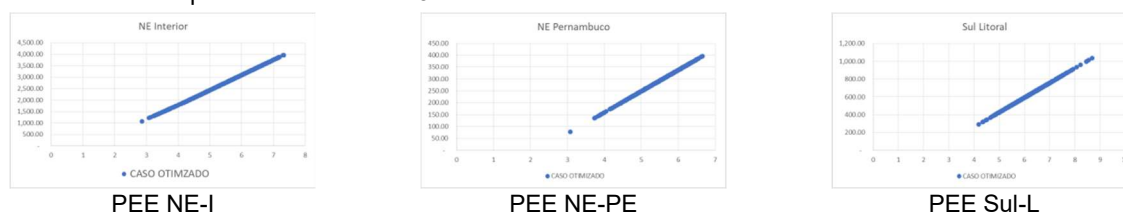


FIGURA 10 – FTMs agregadas para PEEs selecionados. Fonte: Autores.

7.0 - CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Seguindo uma tendência mundial, a energia eólica apresenta uma penetração acelerada no Brasil: cresceu 13 vezes na última década e se tornou a segunda fonte com maior participação na matriz elétrica.. Atualmente, conforme Resolução ANEEL Nº 843/2019, a representação da produção eólica no modelo NEWAVE é realizada de forma simplificada. Assim, o objetivo deste trabalho foi descrever uma abordagem para representar as incertezas da produção eólica mensal no problema de despacho da operação, resolvido pelo algoritmo PDDE do modelo NEWAVE, através da modelagem da incerteza do processo estocástico dos ventos mensais. Para isso, entre outros, estendeu-se o modelo de geração sintética de afluentes para torná-lo um modelo integrado de geração de séries sintéticas de afluentes e velocidades dos ventos, assim como, devido às dimensões do SIN, evitou-se não estender o número de variáveis de estado do algoritmo PDDE.

Os resultados obtidos até o momento aplicando as etapas da metodologia proposta às configurações reais do sistema elétrico interligado brasileiro apontam para a sua eficácia, ao mesmo tempo que lançam luz sobre possíveis melhorias e novos desenvolvimentos, como a consideração da intermitência solar fotovoltaica.

8.0 - AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem o apoio e discussões do GT Metodologia da Comissão Permanente para Análise de Metodologias e Programas Computacionais do Setor Elétrico – CPAMP.

REFERÊNCIAS

- [1] MACEIRA, M.E.P., TERRY, L.A., COSTA, F.S., DAMÁZIO, J.M., MELO, A.C.G., Chain of optimization models for setting the energy dispatch and spot price in the Brazilian system, 14th Power Systems Computation Conference, Seville, Spain, 2002.
- [2] MACEIRA, M.E.P., MELO, A.C.G., ZIMMERMANN, M.P. Application of stochastic programming and Probabilistic Analyses as Key Parameters for Real Decision Making regarding Implementing or Not Energy Rationing – A Case Study for the Brazilian Hydrothermal Interconnected System, 19th Power System Computation Conference - PSCC 2016, Genoa, Italy, 2016.
- [3] MACEIRA, M.E.P., PENNA, D.D.J., DINIZ, A.L., PINTO, R.J., MELO, A.C.G., VASCONCELLOS, C.V., CRUZ, C.B., Twenty Years of Application of Stochastic Dual Dynamic Programming in Official and Agent Studies in Brazil – Main Features and Improvements on the NEWAVE Model, 20th Power System Computation Conference – PSCC 2018, Dublin, Ireland, 2018.
- [4] MME - MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA/EPE - EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA, Plano Decenal de Expansão de Energia 2029. Relatório Técnico, Maio 2020.
- [5] PEREIRA, M.V.F., PINTO, L.M.V.G. Multi Stage Stochastic Optimization Applied to Energy Planning, Mathematical Programming, v. 52, pp. 359-375, 1991.
- [6] MACEIRA, M.E.P., Programação Dinâmica Dual Estocástica Aplicada ao Planejamento da Operação Energética de Sistemas Hidrotérmicos com Representação do Processo Estocástico de Afluentes por Modelos Auto-Regressivos Periódicos, Relatório Técnico CEPEL 237/93, Junho 1993.
- [7] DINIZ, A.L., COSTA, F.S., MACEIRA, M.E.P., SANTOS, T.N., BRANDÃO, L.C., CABRAL, R.N. Short/Mid-Term Hydrothermal Dispatch and Spot Pricing for Large-Scale Systems - the Case of Brazil, 20th Power Systems Computation Conference, Dublin, Ireland, 2018.
- [8] ARVANTIDIS, N.V., ROSING, J. Composite representation of multireservoir hydroelectric power system, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, v. 89, n. 2, pp. 319-326, Feb. 1970.

- [9] TERRY, L.A., PEREIRA, M.V.F., ARARIPE NETO, T.A., SILVA, L.F.C.A., SALES, P.R.H. Coordinating the Energy Generation of the Brazilian National Hydrothermal Electrical Generating System. *Interfaces*, 16: 1 January-February, pp.16-38, 1986.
- [10] MACEIRA, M.E.P., CRUZ, C.B., PENNA, D.D.J., DINIZ, A.L., MELO, A.C.G. Combined Representation of Hydropower Plants and Inflow Scenarios Re-Sampling on Stochastic Dual Dynamic Programming – Application to the Brazilian System. 15th International Conference on Stochastic Programming, Trondheim, Norway, 2019.
- [11] MACEIRA, M.E.P., CRUZ, C.B., PENNA, D.D., DINIZ, A.L., TREISTMAN, F., MELO, A.C.G., JUSTINO, T.C. Representação de Usinas Hidrelétricas Individualmente e de Forma Agregada na Programação Dinâmica Dual Estocástica - A Abordagem Híbrida. XXV Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, Belo Horizonte, 2019,.
- [12] SALAS, J.D.; DELLEUR, J.W.; YEVJEVICH, V.; LANE, W.L Applied Modeling of Hydrologic Time Series, Water Resources Publications, 1980.
- [13] MACEIRA, M.E.P.; BEZERRA, C.V. Stochastic Streamflow Model for Hydroelectric Systems, 5th Probabilistic Methods Applied to Power Systems - PMAPS, Vancouver, Canada, September 1997.
- [14] PENNA, D.D.J.; MACEIRA, M.E.P.; DAMÁZIO, J.M., Selective Sampling Applied to Long-Term Hydrothermal Generation Planning, 17th Power System Computation Conference - PSCC, Stockholm, Sweden August 2011.
- [15] JOHNSON, R.A. and WICHERN, D.W. Applied Multivariate Analysis, Prentice Hall, New Jersey, 1998.
- [16] PESSANHA, J. F. M.; ALMEIDA, V. A.; MELO, A. C. G. Fator de capacidade da geração eólica na região Nordeste: um estudo com dados de reanálises oriundos do MERRA-2 (global). VIII SBSE, Santo André, Agosto, 2020.
- [17] STAFFELL, I., PFENNINGER, S., Using Bias-Corrected Reanalysis to Simulate Current and Future Wind Power Output. *Energy* 114, pp. 1224-1239, 2016.
- [18] ALMEIDA, V. A., PESSANHA, J.F.M., MELO, A.C.G., MACEIRA, M.E.P. Modelagem da Relação Mensal entre Velocidade de Vento e Produção Eólica no Modelo NEWAVE, LIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, João Pessoa, Nov. 2021.
- [19] HIPPEL, W.H., MCLEOD, A.I. Time Series Modeling of Water Resources and Environmental System. Elsevier. 1994.
- [20] MACEIRA, M.E.P., MELO, A.C.G., PESSANHA, J.F.M., CRUZ, C.B., ALMEIDA, V.A., JUSTINO, T. C. Uma Abordagem para a Representação das Incertezas da Fonte de Geração Eólica no Modelo NEWAVE, Cadernos do IME – Série Estatística, v. 48, p.1 – 36, Junho 2020. ISSN on-line 2317-4535 / ISSN impresso 1413-9022. DOI: 10.12957/cadest.2020.55395.
- [21] KELMAN, J., BARTH, F. T., POMPEU, C. T., FILL, H. D., TUCCI, C. E. M., BRAGA JR., B. P. F. Modelos para Gerenciamento de Recursos Hídricos, ABRH, 1987.
- [22] WEIBULL, W. A Statistical Theory of Strength of Materials. In: Ingeniors Vetenskaps Akademiens Handlingar, vol. 151, 1939.
- [23] COHEN, A.C., WHITTEN, B.J. Modified maximum likelihood and modified moment estimators for the three-parameter Weibull distribution. *Communications in Statistics—Theory and Methods* 11, 2631–2656, 1982.
- [24] MELO, A.C.G.; MACEIRA, M.E.P.; PESSANHA, J.F.M. Ajuste de Distribuições Weibull Tri-Paramétricas com Elevadas Assimetrias na Geração de Velocidades Mensais de Ventos Correlacionadas com Vazões na Programação Dinâmica Dual Estocástica, Cadernos do IME – Série Estatística, v. 49, Dezembro 2020. ISSN on-line 2317-4535 / ISSN impresso 1413-9022.

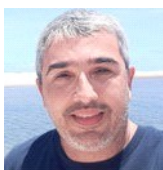
DADOS BIOGRÁFICOS



Maria Elvira Maceira é engenheira Civil, UFRJ; especialização em Análise de Sistemas, PUC-Rio; Mestre e Doutora em Ciências, COPPE/UFRJ e MBA em Energia Elétrica, IBMEC. Professora Adjunto desde 1986, UERJ. Pesquisadora, CEPEL, jun/1986 a dez/2020, desenvolvendo e coordenando projetos para planejamento da expansão e operação, otimização e hidrologia estocástica, previsão/geração de vazões, confiabilidade, integração de novas renováveis, desenvolvimento sustentável da hidroeletricidade, mudanças climáticas, análise de riscos, comercialização e formação de preços. Exerceu chefia do Programa de Pesquisa Energética e do Departamento de Otimização Energética e Meio Ambiente, dez/1999 a jan/2017. É membro titular da Academia Nacional de Engenharia.



Albert C. Geber de Melo é engenheiro Eletricista (UFPE-1983), Mestre (1986) e Doutor (1990) pela PUC-Rio. Professor Adjunto-Instituto de Matemática e Estatística da UERJ. Trabalhou como Pesquisador no CEPEL (1985-2020), onde exerceu vários cargos gerenciais, incluindo Diretor de P&D (Jan/2005-Jul/2008) e Diretor-Geral (Ago/2008–Jan/2017). Tem experiência na coordenação e desenvolvimento de projetos, metodologias e sistemas computacionais. Representou o Brasil em diversos fóruns internacionais, incluindo ONU e Agência Internacional de Energia-IEA, onde foi Coordenador Técnico do Programa de Trabalho entre o Brasil e a IEA (2011-2016). É *Distinguished Member* do CIGRÉ, *Senior Member* do IEEE e Membro Titular da Academia Nacional de Engenharia.



José Francisco Moreira Pessanha é Bacharel em Estatística (ENCE,1992), Engenheiro Eletricista (Uerj,1994), Mestre e Doutor em Engenharia Elétrica pela Coppe/UFRJ (1999) e Puc-Rio (2006) respectivamente. Dr. Pessanha é pesquisador do Centro de Pesquisas de Energia Elétrica (Cepel) e professor adjunto da Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ) no curso de graduação em Estatística e no Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis. Em 2016 realizou pós-doutorado no InescTec Porto em Portugal. As suas principais áreas de interesse incluem previsão de mercado, previsão de carga, previsão da geração

eólica, tarifação da distribuição e análise de produtividade/eficiência.



Cristiane Barbosa da Cruz Oliveira possui graduação em Ciência da Computação pela Universidade Federal do Rio de Janeiro - UFRJ (2005) e mestrado na linha de Algoritmos e Combinatória em Engenharia de Sistemas e Computação pela COPPE-UFRJ (2009). Neste período, foi bolsista do CNPq, FAPERJ e do NCE/UFRJ. Iniciou em 2018 seu doutorado na linha de Otimização pela mesma instituição. Cristiane é pesquisadora do Departamento de Otimização Energética e Meio Ambiente do Centro de Pesquisas de Energia Elétrica - CEPEL desde 2006, atuando nos últimos anos no desenvolvimento do modelo NEWAVE. Tem experiência na área de Ciência da Computação, Geoprocessamento e Matemática Aplicada.



Victor Andrade de Almeida possui graduação em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal do Rio de Janeiro (2013) e mestrado em Engenharia Elétrica com ênfase em Inteligência Computacional pela COPPE/UFRJ (2017). É pesquisador do Centro de Pesquisas de Energia Elétrica (CEPEL) desde 2015, atuando no desenvolvimento de modelos computacionais com aplicação de métodos estatísticos e de inteligência artificial nas áreas de previsão de carga, tratamento de dados e previsão de geração de energia eólica. Desde 2019, atua como Professor Substituto na Universidade do Estado do Rio de Janeiro, ministrando disciplinas de Estatística Básica para os cursos de Estatística, Economia e Engenharias.



Thatiana Conceição Justino é graduada em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal do Rio de Janeiro (2005), possui mestrado em Engenharia Elétrica (2009) e doutorado em Engenharia de Sistemas e Computação (2020) ambos pela COPPE/UFRJ. Desde 2006 é pesquisadora do Centro de Pesquisas de Energia Elétrica (CEPEL), onde tem trabalhado no desenvolvimento de estudos e modelos computacionais associados aos planejamentos da expansão e da operação energéticos de longo e médio prazo, confiabilidade de sistemas de potência, análise de decisão multicritério e previsão de carga no curto prazo.