



**XXII SNTPEE
SEMINÁRIO NACIONAL
DE PRODUÇÃO E
TRANSMISSÃO DE
ENERGIA ELÉTRICA**

BR/GOP/29
13 a 16 de Outubro de 2013
Brasília - DF

GRUPO -IX

GRUPO DE ESTUDO DE OPERAÇÃO DE SISTEMAS ELÉTRICOS - GOP

PREVISÕES DE CURTO PRAZO DA PRODUÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA DE UM PARQUE EÓLICO

MilthonSerna Silva (*)
DEL – UFS

Carlos Eduardo Gama da Silva
IFS - Sergipe

Victor Hugo Almeida Cruz
DEL - UFS

RESUMO

O método aplicado é uma abordagem estatística com cinco etapas: a primeira refere-se à coleta diária de velocidade dos ventos, para atualização de dados; em segundo lugar, é efetuada uma filtragem desses valores, segregando a série em duas componentes: aproximação e detalhe; em terceiro: para a previsão da série de aproximação é aplicado o modelo estatístico ARIMA e na série de detalhes gera-se uma amostragem aleatória, somando-se os resultados dessas duas previsões; em quarto lugar, através da curva de potência equivalente do parque, são realizadas as previsões de energia; por último, é efetuada uma análise estatística dos resultados obtidos.

PALAVRAS-CHAVE

Previsão de curto prazo, Abordagem estatística, Geração de energia eólica.

1.0 - INTRODUÇÃO

A natureza intermitente da produção de energia eólica, devido às incertezas e variações imprevistas das condições de vento, implica um novo desafio para os agentes do setor elétrico nacional, especialmente para as agências regulatórias, tendo em vista a proliferação e os grandes investimentos previstos nessa modalidade de produção de energia elétrica no Brasil para a década em curso.

Para os sistemas eólicos em operação, é necessário o conhecimento prévio da geração de energia prevista para o curto prazo, horizonte máximo de uma semana. Uma boa previsão de curto prazo da produção de energia de uma usina eólica permite a definição de suas condições operacionais limítrofes e fornece subsídios para sua integração ao sistema elétrico além de outorgar informações ao Operador Nacional do Sistema - ONS.

No Módulo 8.1 - Programação diária da operação eletroenergética[1] dos Procedimentos de Rede do ONS é estabelecido o cronograma para elaboração diária da operação energética, a ser cumprido pelos agentes de geração eólica, com previsões discretizadas em intervalos de 30 minutos, conforme a TABELA 1.

Visando atender a este procedimento, o presente trabalho é uma ferramenta *off line*, na qual é aplicada uma abordagem estatística com cálculo indireto da previsão de curto prazo de energia eólica gerada. A partir de uma série histórica de velocidade de vento de uma área do nordeste brasileiro, através de um modelagem univariada, são efetuadas previsões da velocidade do vento, e as mesmas são transformadas em energia elétrica aplicando-se a curva de potência equivalente do parque eólico, segundo a programação prevista para operação e manutenção da usina.

TABELA1: Cronograma para Elaboração da Programação Diária da Operação Eletroenergética [1]

Dias da Previsão	Dias programados	Dias antecipados
seg	ter	qua
ter	qua	qui
qua	qui	sex
qui	sex e sáb	dom
sex	dom e seg	ter

2.0 - MODELO DE PREVISÃO ADOTADO

O Departamento de Engenharia Elétrica - DEL/UFS disponibilizou uma série com valores realizados de velocidades dos ventos relativos a uma estação meteorológica na região Nordeste do Brasil. Essa série possui dados de um ano e sete meses em intervalos de dez minutos. Visando adequá-la aos intervalos de projeção padronizados pelo ONS, foram calculados valores médios em intervalos de tempo de trinta minutos. A série disponibilizada contém dados a partir das 15h00 de 26/04/2011 até às 23h50 de 31/12/2012, ou seja, cerca de um ano e meio. Como é imperioso um confronto entre o realizado e o previsto, a série foi cortada a partir 09/12/2012 e feitas as previsões diárias a partir desse dia, contemplando as três últimas semanas operativas do mês de dezembro/2012. Os dados foram atualizados diariamente e novas previsões efetuadas segundo o cronograma do ONS, simulou-se uma situação real.

O método *off-line*, de aplicação diária, utiliza valores realizados até à meia noite do dia anterior, fazendo a projeção do dia em curso e de mais quatro dias a frente, em intervalos de 30 em 30 minutos, a fim de contemplar todos os horizontes de projeção requeridos pelo ONS, conforme TABELA2

TABELA2: Horizontes de Projeção [1]

Dia da Previsão	Dias previstos	Intervalos previsão (horas)	Períodos de previsão (30 min)
seg	ter e qua	24 a 72	144
ter	qua e qui	24 a 72	144
qua	qui e sex	24 a 72	144
qui	sex, sáb e dom	24 a 96	192
sex	dom, seg e ter	48 a 120	240

Em cada dia útil, de 2ª a 6ª feira, é efetuada uma nova previsão de curto prazo das usinas integradas ao SIN, contendo a proposta de geração do agente. Numa semana operativa, segundo a metodologia adotada e o cronograma do ONS, são efetuadas previsões diárias com diferentes horizontes de projeção. Como os intervalos de previsão requeridos pelo operador do sistema são de trinta minutos, a rotina diária contempla, em função do dia da projeção, 144, 192 ou 240 valores a serem projetados. Dessa forma, padronizou-se nessa metodologia uma previsão diária de 240 valores. O modelo adotado é univariado e contempla períodos de previsões diárias de 24 a 72 horas, 24 a 96 horas e 48 a 120 horas, respectivamente para os dias úteis de segunda a quarta, quinta e sexta-feira.

As previsões são calculadas indiretamente, ou seja, a série de velocidade de vento é modelada e as previsões obtidas são transformadas em projeções de energia elétrica por meio da curva de potência equivalente do parque eólico. No fluxograma da FIGURA1 está ilustrada a metodologia adotada. Inicialmente os dados são segregados em valores mensais, devido à similaridade climática, e discretizados diariamente em intervalos de 30 minutos. Em cada mês são calculadas as médias e os desvios padrões verificados nos 48 intervalos diários de tempo definidos pelo ONS.

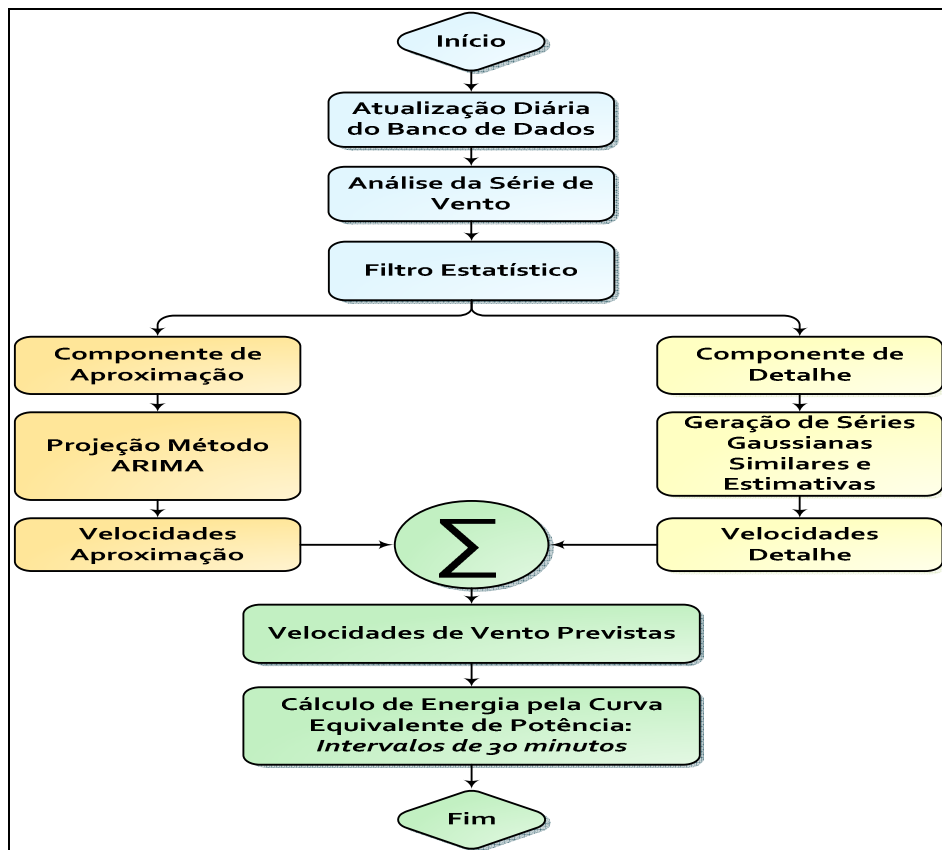


FIGURA1: Fluxograma da metodologia de previsão.

Em uma análise gráfica preliminar, constatou-se que todos os valores realizados possuem comportamento similar ao modelo representado na FIGURA2 - (a). Observou-se também que a série de ventos possui valores temporais com características irregulares, não havendo tendência, ciclo e sazonalidade claramente definidas. Após o cálculo da Função de Autocorrelação (FAC), mostrada na FIGURA2 - (b), verificou-se que a série não é autoprojável, dessa forma não é viável a aplicação direta da metodologia ARIMA.

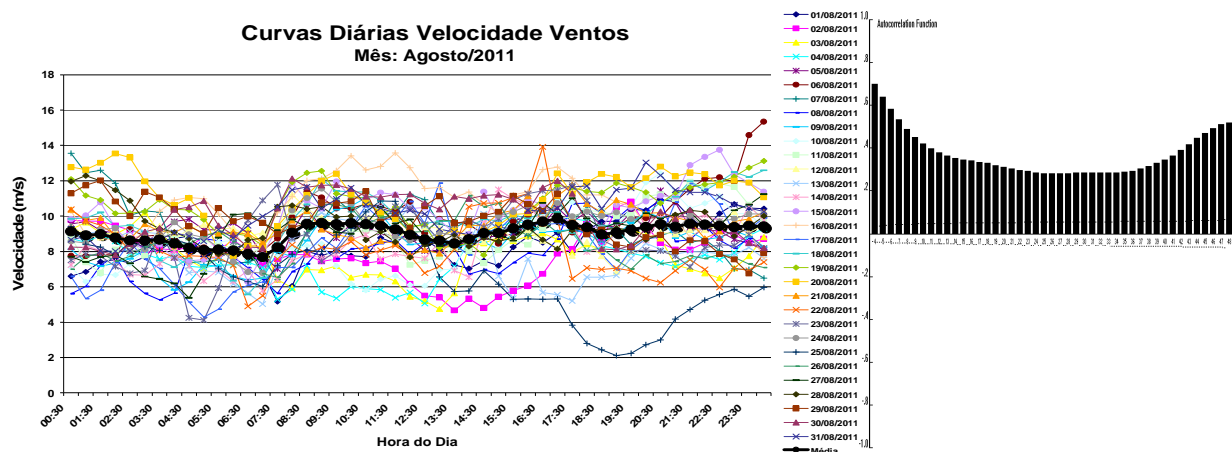


FIGURA2- (a): Curvas diárias em um mês das velocidades do vento. FIGURA 2 - (b): FAC da série de vento disponibilizada.

Em virtude desse comportamento aleatório e com o objetivo de minimizar os erros das projeções de curto prazo, a série original foi desmembrada em duas partes distintas: uma componente de aproximação e outra de detalhe. Isso foi obtido por meio de um filtro estatístico criado para a segregação dos valores, representado no fluxograma da FIGURA3.

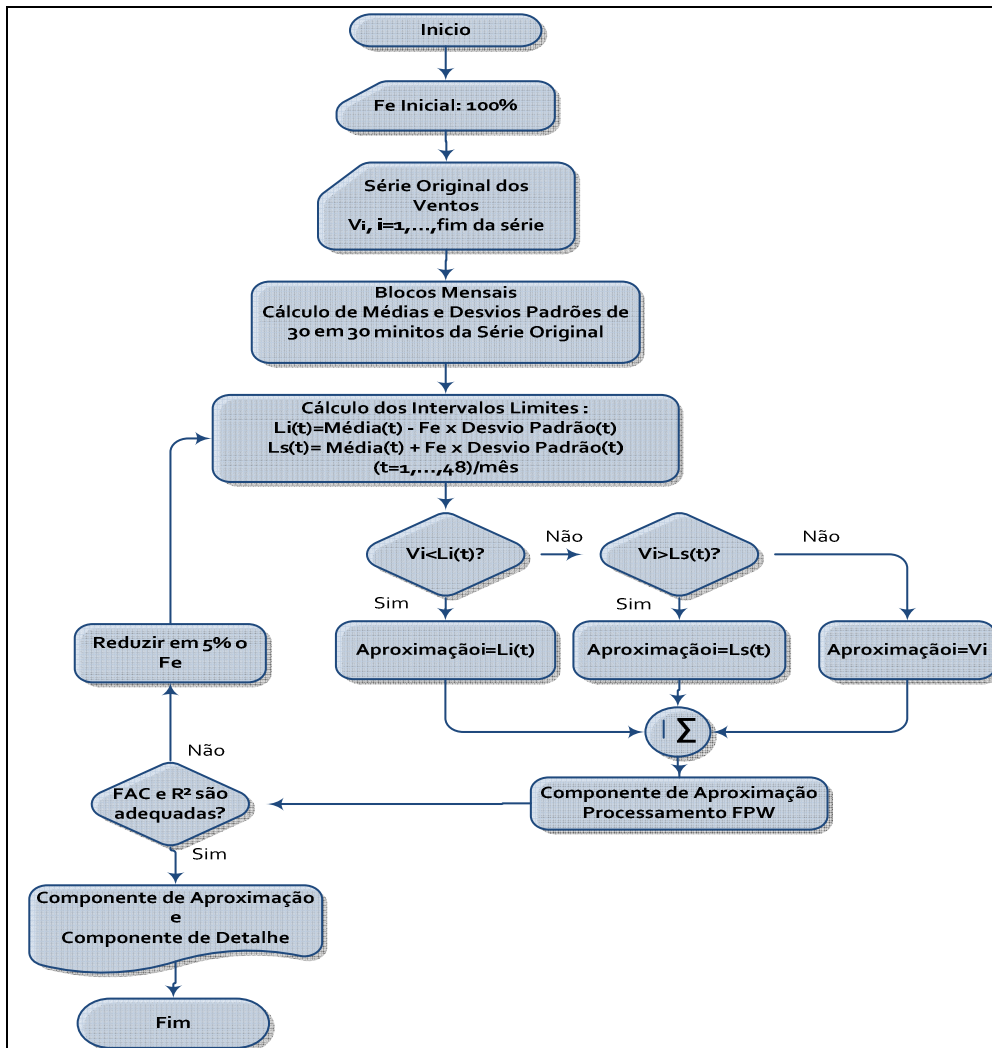


FIGURA3: Fluxograma do filtro estatístico.

No banco de dados, para os horários de previsão definidos pelo ONS, foram calculadas as médias mensais ($\bar{x}(t)$) e dos desvios padrões ($\sigma(t)$) realizados. Com a aplicação de um fator empírico (F_e), são definidos os limites inferiores ($Li(t)$) e superiores ($Ls(t)$) de um intervalo que define a amplitude da série de aproximação. A Equação 1 define esses limites horários, onde t varia de 1 a 48 em cada mês analisado, conforme cada meia hora diária.

$$\begin{aligned} Li(t) &= \bar{x}(t) - F_e \cdot \sigma(t) \\ Ls(t) &= \bar{x}(t) + F_e \cdot \sigma(t) \end{aligned} \quad \text{onde } t = 1, \dots, 48 \quad (1)$$

Da série original migram para a componente de aproximação os valores pertencentes aos citados intervalos, ou seja, os contidos entre os limites $Li(t)$ e $Ls(t)$ em cada meia hora do dia. Os valores da série original que forem menores que $Li(t)$ são substituídos pelo próprio $Li(t)$. Similarmente, os valores maiores que $Ls(t)$ são trocados pelo próprio $Ls(t)$. A componente de detalhe é a diferença entre a série original e a de aproximação calculada. No fluxograma da FIGURA3 mostra-se este procedimento de segregação da série de vento.

Na FIGURA4 – (a) está exibida a componente de aproximação típica de um mês e a sua respectiva FAC, FIGURA4 - (b). Essa componente é estacionária e sua projeção foi realizada pela metodologia estatística ARIMA, devido à agilidade na realização e atualização das previsões, bem como pelo fato da adequação desse modelo em realizar previsões de curto prazo.

O fator empírico (F_e) é obtido após sucessivas tentativas de projeções da componente de aproximação, até se encontrar um valor que torne a série de aproximação autoprojetoável e com coeficientes de determinação dentro dos padrões pré-definidos.

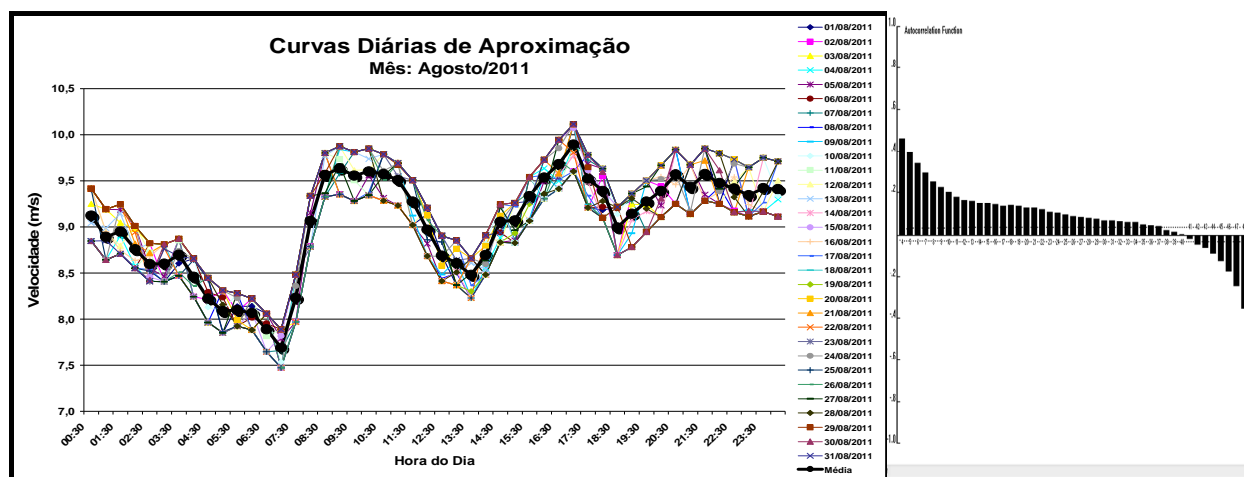


FIGURA4 - (a): Componente de aproximação calculada. FIGURA 4 - (b): FAC da componente de aproximação.

Na FIGURA5 - (a) está ilustrada a componente de detalhe, típica de um mês e a sua respectiva FAC na FIGURA5 - (b). Essa série tem característica “branca” e é inviável utilizar um modelo autoexplicativo para descrevê-la logo, para a sua previsão, foi criado um modelo de persistência que gera randomicamente séries com a mesma distribuição espectral, média e desvio padrão dos valores historicamente realizados.

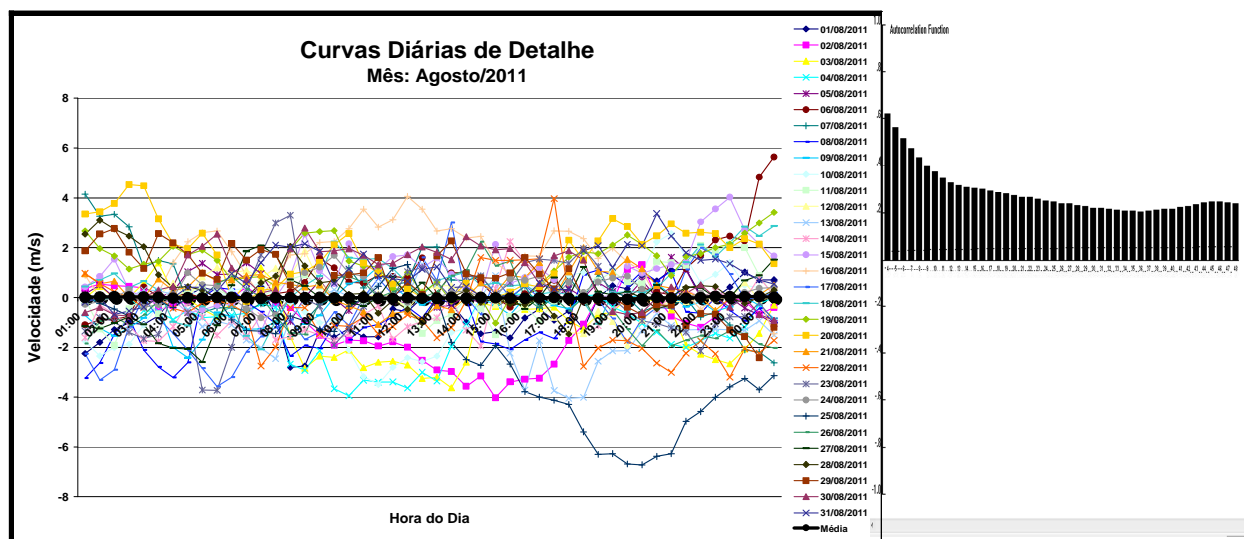


FIGURA5- (a): Componente de detalhe calculada. FIGURA 5 - (b): FAC da componente de detalhe (b).

Na TABELA3 estão explicitados os indicadores estatísticos básicos das componentes original, de aproximação e de detalhe, destacando-se as similaridades entre as médias das componentes: original e de aproximação, bem como o valor nulo da média do ruído branco, componente de detalhe.

TABELA3: Estatística básica das componentes da série de ventos.

VALORES	ORIGINAL	APROXIMAÇÃO	DETALHE
Mínimo	0,48	4,88	-6,97
Média	8,58	8,59	-0,01
Máximo	16,95	12,36	6,58
Desvio Padrão	1,7	1,3	1,23
Variância	2,89	1,7	1,52
Amplitude	16,47	7,48	13,56

A projeção final das velocidades dos ventos é obtida através da soma das projeções efetuadas para as componentes de aproximação e de detalhe. Por fim são calculados indiretamente os blocos de energia gerada aplicando-se a curva de potência equivalente do parque eólico

3.0 - RESULTADOS OBTIDOS

Para fins de modelagem, foram considerados três cenários de projeção, balizados nos coeficientes de determinação (R^2) do modelo de cálculo da componente de aproximação: 85%, 90% e 95%, referentes aos cenário1, cenário2 e cenário3, respectivamente. Também devido à aleatoriedade e volatilidade dos ventos optou-se por efetuar uma previsão por faixa de energia, que leva em conta um intervalo de confiança de 95% para a previsão da componente de aproximação.

Os erros do modelo para cada um dos três cenários foram aferidos pelos seguintes indicadores estatísticos tradicionais [3]:

- Erro periódico de previsão (PFE);
- Erro percentual absoluto (APE);
- Desvio absoluto médio (MAD);
- Erro absoluto percentual médio (MAPE);
- Precisão da previsão (FA);
- *Root Mean Squared Error* (RMSE);
- Coeficiente de determinação (R^2).

No estudo de caso, para as três semanas operativas, foram efetuadas 1.680 períodos de previsão de 30 minutos, em cada um dos três cenários. Nos resultados obtidos, observou-se similaridades nos vieses das curvas de energia realizadas e previstas nos confrontos em todos os cenários, conforme a FIGURA6.

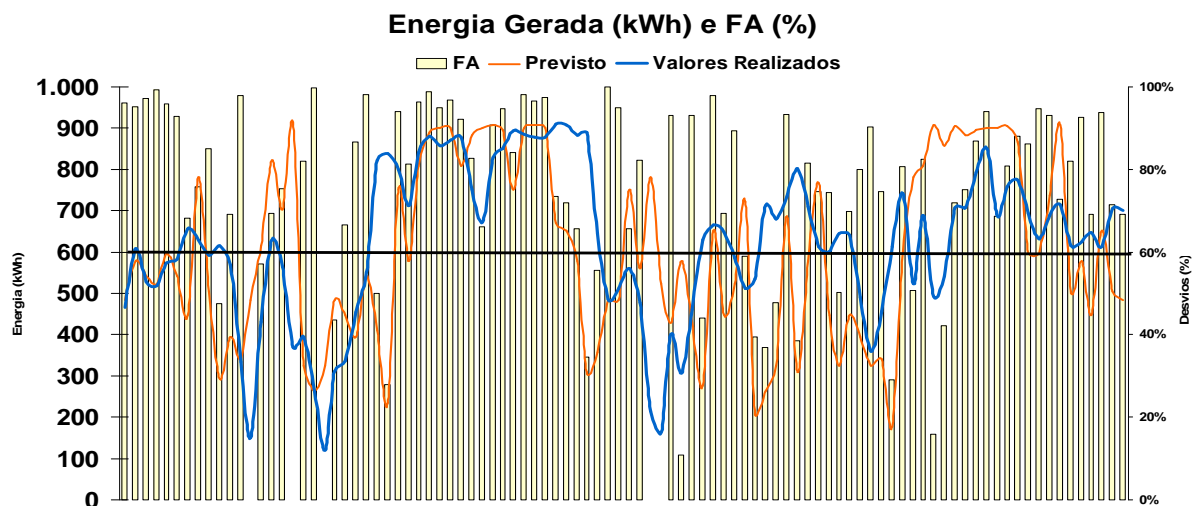


FIGURA6: Energia gerada e fatores de acurácia.

Fazendo-se uma análise da distribuição de frequência desses fatores de acurácia, em forma de pizza e por faixa de erro, conforme FIGURA7, constatou-se que cerca de 60% desses indicadores possuem valores superiores a 70%, o que justifica plenamente a similaridade entre as curvas de energia previstas e realizadas.

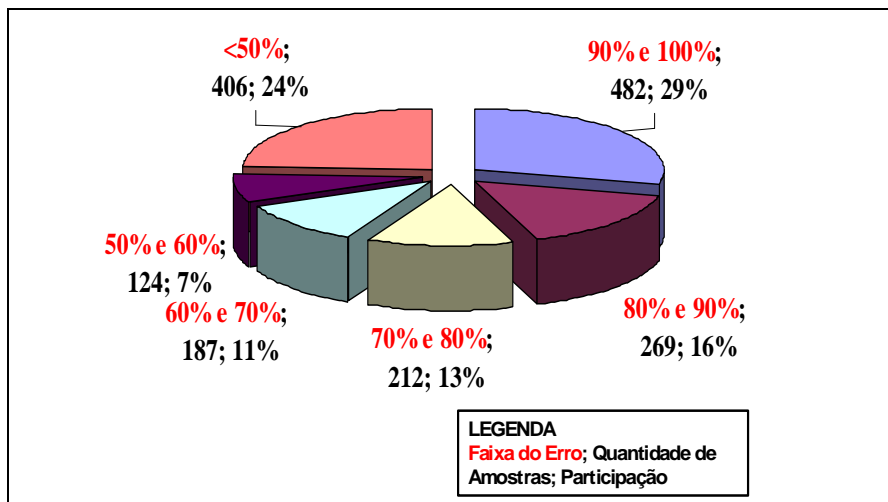


FIGURA7: Fatores de Acurácia por Faixa

Quanto aos indicadores médios para as três semanas operativas de previsão, também foram obtidos resultados semelhantes para os três cenários contemplados, conforme a TABELA4. Devido aos resultados encontrados serem praticamente idênticos, tornou-se difícil a escolha do melhor cenário. Visando diagnosticar a precisão da previsão da série de aproximação e definir o melhor cenário, foi contemplado um caso extra no qual os valores previstos da componente de detalhe foram substituídos pelos realizados, segundo a TABELA4.

TABELA4: Indicadores estatísticos simulações normal e extra de previsão da energia gerada

Cenários analisados	Observação	Fator Empírico	R2 Série Aprox	APE	Acerto Faixa	MAD	MAPE	FA SÉRIE	R2	RMSE
1	Séries aproximação e detalhe previstas (caso normal)	50%	85%	7,8%	94%	168,9	38%	62%	88%	221
2		30%	90%	7,6%	89%	169,1	38%	62%	88%	222
3		20%	95%	7,2%	81%	164,5	37%	63%	89%	214
1	Série aproximação prevista e série detalhe realizada (caso extra)	50%	85%	4,9%	94%	80,7	18%	82%	97%	106
2		30%	90%	3,2%	89%	57,3	13%	87%	99%	75
3		20%	95%	2,1%	81%	46,3	11%	89%	99%	61

Ao analisar os resultados obtidos na simulação extra, optou-se por adotar o Cenário 2, pois, comparativamente com as demais situações, observa-se que:

- No caso extra, o R^2 do Cenário 2 é 99%, idêntico ao do Cenário 3, que possui os melhores indicadores, e superior ao do Cenário 1, que apresentou esse indicador igual a 97%. Em outras palavras, o R^2 da previsão final satura para fatores empíricos menores que 30%;
- Excetuando-se pelo índice de acerto de faixa, o Cenário 3 apresentou os melhores indicadores estatísticos dentre os demais cenários, porém com o menor fator empírico de 20%. Isso modifica a série de aproximação em relação à série original dos ventos, comparativamente aos 30% e 50% adotados nos outros cenários;
- O Cenário 2 apresentou todos os indicadores com valores intermediários entre os Cenários 1 e 3, com um R^2 igual ao do Cenário 3, garantindo uma precisão similar da componente de aproximação ao do cenário mais preciso;
- O Cenário 2, apesar dos indicadores inferiores ao Cenário 3, apresentou valores mais próximos ao melhor e mais distantes do pior cenário.

4.0 - CONCLUSÃO

Uma análise nos indicadores globais do Cenário 2 (adotado) mostra um erro absoluto médio (APE) de 7,6% para a energia global prevista: o modelo previu 610,5 kW_{médios} frente a 602,6 kW_{médios} realizados, valor aceitável em face da aleatoriedade intrínseca aos ventos. O coeficiente de determinação (R^2) encontrado foi de 88%, ordem de grandeza que mostra um bom grau de explicabilidade do modelo.

A magnitude média do erro foi de 37% (RMSE), valor compatível com os sistemas estatísticos existentes no mercado. Segundo SIDERATOS [4], erros médios para sistemas com abordagem puramente estatística e com horizontes similares ao do presente estudo de caso estão na ordem de 35% a 40%, similar ao modelo adotado. Além disso, SIDERATOS [4] mostra uma redução desse erro para cerca de 20% ao se combinar métodos estatísticos com modelos com inteligência artificial. Com o objetivo de otimizar o fator de acurácia e demais indicadores estatísticos do atual modelo, recomenda-se a continuidade dessa pesquisa, levando-se em conta a possibilidade de aplicação combinada da atual metodologia com métodos multivariados e de inteligência computacional.

O fator de acurácia médio do modelo (FA) foi de 62%. Constatou-se que o método adotado para as previsões da série de aproximação apresentou melhor desempenho, pois a série filtrada é autoprojetável e com indicadores estatísticos mais favoráveis para o modelo de previsão. No cenário adotado, a previsão dessa componente contribuiu em 13% na redução do fator de acurácia do modelo. Já a previsão da série de detalhes, por se tratar de um ruído branco e devido à aplicação de um modelo de persistência, apresenta imprecisões intrínsecas ao método de projeção e contribuiu em cerca de 25% na redução da acurácia do modelo. Dessa forma, corrobora-se a recomendação de aplicação de modelos inteligentes para uma previsão mais adequada principalmente da série de detalhe.

Constatou-se que a geração eólica é aleatória e que não se pode garantir um montante fixo de energia para as previsões de curto prazo devido à grande variabilidade da velocidade dos ventos. Assim, uma previsão com um valor mais provável, acompanhado de uma faixa com limites inferior e superior, seria o mais apropriado para o caso da energia eólica, tendo em vista a aleatoriedade do processo. Levando-se em conta uma faixa de previsão, conforme mostrado no indicador “Acerto Faixa” TABELA 4, as previsões foram plenamente aceitáveis.

De uma forma geral, as curvas de energia previstas têm um coeficiente de determinação R^2 da ordem de 88%, um acerto de faixa de 89% e demais indicadores médios numa faixa aceitável em cerca de 75% dos períodos previstos, o que torna o modelo atrativo. Também são atraentes suas características de baixo custo de implantação, facilidade de execução, agilidade na realização e atualização das previsões. O método estatístico univariado aplicado viabiliza a efetuação de previsões de curto prazo utilizando poucos recursos: com apenas uma série histórica de dois ou mais anos de velocidade dos ventos, planilhas eletrônicas, um programa computacional de previsão disponível no mercado e a curva de potência equivalente do parque. Para se implantar e executar sistematicamente essa metodologia em um caso real, é necessário pessoal técnico treinado para executar as tarefas diárias, que requerem análises estatísticas básicas, definição de fatores, manuseio de planilhas eletrônicas e execução de simulações em programas de previsão específicos.

A série utilizada no estudo de caso possui um ano e sete meses de dados e os resultados adotados foram obtidos com um fator empírico de 30%. Em simulações e exercícios efetuados com a mesma série, reduzindo-a para um ano de dados, resultados similares foram obtidos com fatores empíricos de 15% e 20%. Com isso, espera-se que, quanto maior for a série de dados, maiores fatores empíricos possam ser praticados e melhores resultados deverão ser obtidos com a aplicação da metodologia proposta. Recomenda-se, portanto, o emprego dessa metodologia numa série de dados mais ampla, com três ou quatro anos, com o objetivo de melhor avaliar a qualidade do modelo.

5.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) ONS. **Submódulo 8.1 - Programação diária da operação eletroenergética Rev. 1.0.** ONS. Rio de Janeiro. 2009.
- (2) ONS. Operador Nacional do Sistema Elétrico. **Procedimentos de Rede.** Disponível em: <<http://www.ons.org.br/procedimentos/index.aspx>>. Acesso em: 2013.
- (3) MANGABEIRA, C., **Os cinco indicadores básicos para medição do erro de previsão – Notas de aula**, São Paulo, UNIBAN, 2012
- (4) SIDERATOS, G., HATZIARGYRIOU, N.D., S., **An Advanced Statistical Method for Wind Power Forecasting**, King Mongkuts Institute of Technology, Thonburi., IEEE, 2008
- (5) LANGE, M.; FOCKEN, U. **Physical Approach to Short-Term Wind Power Prediction.** Oldenburg: Springer, 2005.
- (6) SILVA, CARLOS E. G. **Previsões de curto prazo da produção de energia elétrica de um parque eólico.** 2013. 146f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Sergipe, São Cristóvão. 2013.

6.0 - DADOS BIOGRÁFICOS

	<p><u>Nome:</u> Milthon Serna Silva</p> <p><u>Local e ano de nascimento:</u> Cusco/Peru 30 de agosto de 1972.</p> <p><u>Local e ano de graduação / pós-graduação:</u> Graduação em Eng. Elétrica - Universidade São Antonio Abad (UNSAAC) Peru, Mestrado e Doutorado em Sistemas de Potência pela Universidade de São Paulo (USP) Brasil e Pós-Doutorado em Geração Eólica na Brandenburgische Technische Universität (BTU) - Alemanha.</p> <p><u>Experiência profissional:</u> Atualmente é professor da Universidade Federal de Sergipe (UFS), colaborador da Revista Mecatrônica Atual, membro do IEEE, Latin America Wind Energy Association e do comitê SC13 do CIGRE. Trabalhou como consultor e pesquisador visitante da Siemens na Alemanha. Realizou cursos de especialização em diferentes países como EUA, Índia, Itália e Áustria. Tem experiência no desenvolvimento e implementação de projetos, atuando principalmente nos seguintes temas: Monitoramento de sistemas elétricos e Geração de Energia Elétrica através de fontes não convencionais eólica, fotovoltaica e biomassa.</p>
	<p><u>Nome:</u> Carlos Eduardo Gama de Silva</p> <p><u>Local e ano de nascimento:</u> Aracaju-SE / 13 de agosto de 1957.</p> <p><u>Local e ano de graduação / pós-graduação:</u> Graduação em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal da Paraíba, hoje Universidade Federal de Campina Grande. Mestre em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Sergipe (UFS).</p> <p><u>Experiência profissional:</u> Professor do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Sergipe e engenheiro eletricista da Energisa Distribuidora de Sergipe. Tem experiência na área de Engenharia Elétrica, com ênfase em Sistemas Elétricos de Potência, Mercado e Comercialização de Energia. Fez aperfeiçoamento em Engenharia de Operação - Despacho e Subdespacho (Eletrobras/UFGM) e especialização em Gestão de Empresas (Fapes/UFS). Na dissertação de mestrado abordou o tema "Previsões de Curto Prazo da Produção de Energia Elétrica de um Parque Eólico".</p>
	<p><u>Nome:</u> Victor Hugo Almeida Cruz</p> <p><u>Local e ano de nascimento:</u> Aracaju – SE / 17 de novembro de 1988.</p> <p><u>Local e ano de graduação / pós-graduação:</u> Possui graduação em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Sergipe (UFS).</p> <p><u>Experiência profissional:</u> No trabalho de conclusão de curso abordou o tema "Previsão da Produção de Energia Eólica em Curto Prazo". Fez estágio supervisionado na Eletrobras Furnas na área de estudos de equipamentos elétricos. Estagiou também na Ducha Corona na área de instrumentação de equipamentos.</p>