

APLICAÇÃO DE CADEIAS DE MARKOV PARA ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS DE ENERGIA EÓLICA

Gabriel Simões de Oliveira

Graduação em Engenharia de Produção – PUC Rio
Rua Marquês de São Vicente, 225 – Gávea, Rio de Janeiro – RJ
gsimoeso.25@gmail.com

Matheus Ferreira de Barros

Departamento de Engenharia, Campus Macaé - UFRJ
Av. Aloízio da Silva Gomes, 50 - Granja dos Cavaleiros, Macaé - RJ
matheusferreira.puc@gmail.com

Fernando Luiz Cyrino Oliveira

Departamento de Engenharia Industrial – PUC Rio
Rua Marquês de São Vicente, 225 – Gávea, Rio de Janeiro – RJ
cyrino@puc-rio.br

RESUMO

Devido à característica intermitente do vento, uma análise diária dessa variável é de grande importância para uma gestão da produção de energia eólica, provendo previsões probabilísticas para esse recurso, que tornam este processo mais eficiente e com menores riscos para as tomadas de decisões. Sendo assim, este trabalho tem como objetivo apresentar os conceitos básicos sobre energia eólica, realizar uma análise descritiva de todos os dados anemométricos coletados da base meteorológica de São João do Cariri, Pernambuco – Brasil, que através da Lei de Betz, foram transformados em dados de potência para um aerogerador de parâmetros específicos e, então, levantar as informações relevantes, através dos conceitos de Cadeias de Markov, que permitam que os objetivos traçados sejam alcançados.

PALAVRAS CHAVE. Cadeias de Markov, Energia Eólica, Séries Temporais.

Área principal (EN - Pesquisa Operacional na área de Energia)

ABSTRACT

Due to intermittent characteristic of wind, the daily analysis of this variable has an important value for wind energy production analysis, providing probabilistic forecasts for this resource, making this process more efficient and riskless for decision-making. Therefore, this work aims to present the basic concepts about wind energy, accomplish a descriptive analysis of all anemometric database collected from meteorological base in São João do Cariri, Pernambuco – Brazil, through the Betz law, these data were transformed in potency to wind turbine with specific parameters and, then, get relevant informations, through Markov Chain concepts, that allow expected goals are achieved.

KEYWORDS. Markov Chains. Wind Energy. Time Series.

Main area (EN - Operations Research in Energy)

1. Introdução

No Brasil, atualmente, a geração de energia elétrica, majoritariamente, advém das usinas hidroelétricas – que correspondem, aproximadamente, a 70% da matriz elétrica brasileira, segundo a Empresa de Pesquisa Energética (EPE) (2014, *apud* CAMPBELL, MAÇAIRA e CYRINO, 2015).

Através da afirmação supracitada, observamos que o Brasil é um país que depende em demasia das usinas hidroelétricas para fornecer energia elétrica a população; tal dependência pode ser prejudicial ao país. Por exemplo, em 2001 – conhecido como ano do “apagão” – o governo da época racionou o consumo de energia, alegando baixo nível dos reservatórios de água devido a escassez da chuva; no entanto, a questão é mais profunda do que fora mencionada pelos gestores do país. Alguns estudiosos como Tolmasquim (2000), apontam a má operação do sistema hidroelétrico como grande causa para o racionamento de energia.

Em 2015, nos deparamos novamente com a crise energética. Tuzey (2015), alega que o baixo investimento no setor atrelado ao aumento do consumo de energia como fatores primordiais para a atual fase do sistema.

Enfim, não é a pretensão deste artigo realizar um estudo aprofundado sobre a crise energética brasileira, porém, é importante destacar quão crítico é um país depender de um único recurso para fornecer o bem-estar a sua população. No entanto, existem outros fatores que ratificam a importância de trabalharmos com outras fontes de energia, tais como a grande extensão territorial do Brasil – tornando-o vulnerável as variações climáticas e hidrológicas (TOLMASQUIM, 2000).

Ademais, esta pesquisa foi, também, inspirada no estudo realizado em (CAMPBELL, MAÇAIRA e CYRINO, 2015) que analisaram a demanda de energia elétrica por subsistema a partir de Cadeias de Markov. Haja vista a necessidade de diversificação da matriz elétrica, e do crescimento da produção de energia eólica no país, foi adotada como referência para a pesquisa subsequente a energia eólica.

O presente artigo se propõe a apresentar a energia eólica, abordando aspectos sobre sua concepção e relevância no setor de energia. Além disso, foi de suma importância realizar um estudo balizado pelas previsões probabilísticas embasadas nos conceitos de Cadeias de Markov, para auxiliar a tomada de decisão em uma usina eólica no intuito de tornar a produção de energia elétrica mais eficiente e eficaz, já que vento é intermitente, ou seja, não é um recurso disponível a qualquer momento do dia.

O estudo em questão foi realizado com dados coletados do sistema SONDA referentes à estação meteorológica de São João do Cariri, Pernambuco – Brasil. Os dados representam uma série temporal da velocidade do vento auferido pela base meteorológica no período de 01 de janeiro de 2006 até 31 de agosto de 2009.

2. Energia Eólica

Segundo Ministério do Meio Ambiente (2015), a energia eólica é uma fonte alternativa de energia limpa, renovável, abundante e disponível em muitos lugares. Essa energia é gerada através da captação da força dos ventos (ar em movimento) pelas hélices dos aerogeradores, que ao girar aciona um gerador elétrico.

Conforme a definição supracitada, a energia eólica tem a importante característica de ser uma fonte renovável; propriedade que a torna, sobretudo na atualidade, recurso muito cobiçado, além disso, é uma fonte de baixo impacto para o meio ambiente.

Com isso, a demanda global pela energia eólica vem crescendo a cada ano, conforme apresentado na Figura 2.1, que mostra a potência acumulada, por ano, oriunda da capacidade eólica instalada no mundo.

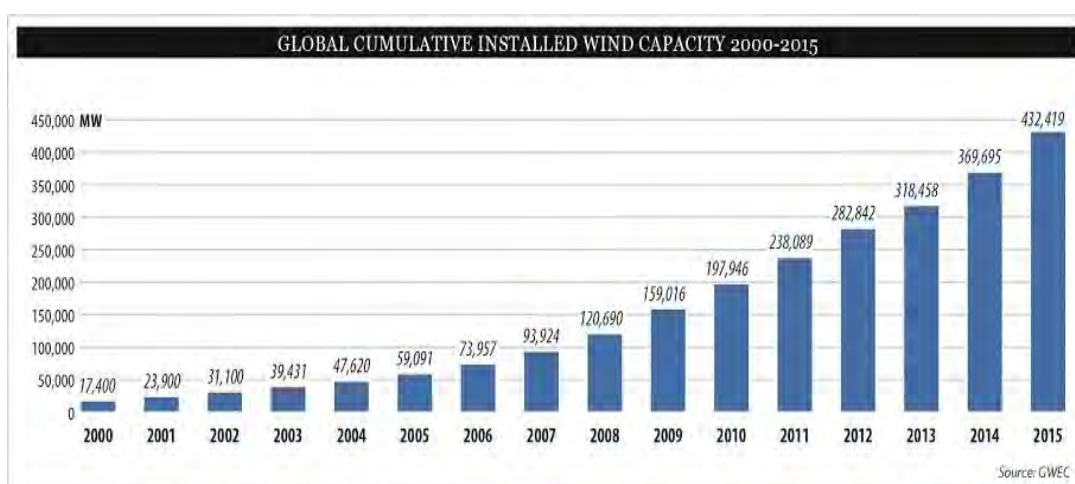


Figura 2.1 Capacidade acumulada instalada no mundo (GLOBAL WIND ENERGY COUNCIL, 2015)

A busca pelo aproveitamento da energia eólica não é diferente no Brasil. Com a intensificação dos esforços para diversificar a matriz elétrica, o país conseguiu obter um salto de 25 MW em 2005 para 5610 MW em 2014, tornando a fonte de energia que mais cresceu no Brasil durante o mesmo período. A previsão para 2016 é de que a energia eólica ocupe uma fatia de 5,5% da matriz elétrica (EPE *apud* BARROS, 2015) e, segundo NEVES (2015), em 2023 o país pode alcançar uma capacidade instalada de 22 GW – correspondendo a 11% da matriz elétrica nacional.

Não obstante o potencial da energia eólica, o cenário nacional ainda é de grande desigualdade na diversificação da matriz elétrica, por exemplo, em 2013, observamos na Figura 2.2 que a energia eólica era responsável por apenas 1,1% da energia elétrica gerada no Brasil, deixando-a em último lugar no ranking das fontes que abastecem o país.

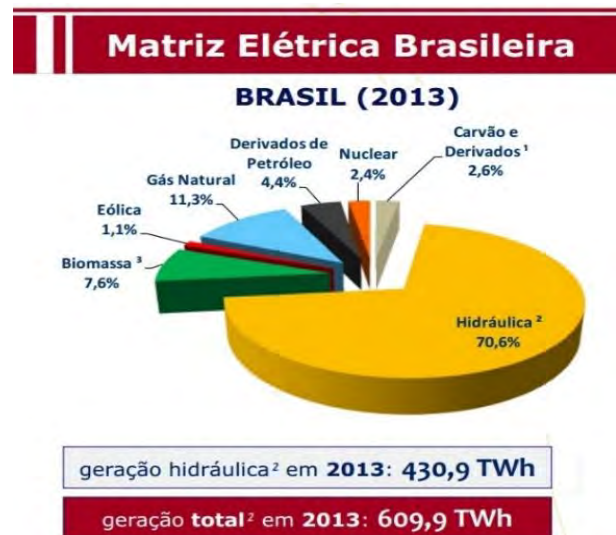


Figura 2.2 - Matriz Elétrica Brasileira em 2013

Esse potencial elétrico brasileiro se dá pela sua localização no globo conforme a Figura 2.3, onde podemos observar distribuição do vento pelo planeta em decorrência das diferenças de pressões.

A alta incidência dos ventos, no Brasil, ocorre principalmente na região Nordeste (Bahia, Rio Grande do Norte e Ceará) e no Sul (Rio Grande do Sul). Em especial, no Nordeste brasileiro a vantagem de se explorar a energia eólica é de que a região é menos povoada do que em outros locais do território nacional, facilitando a construção de usinas eólicas.

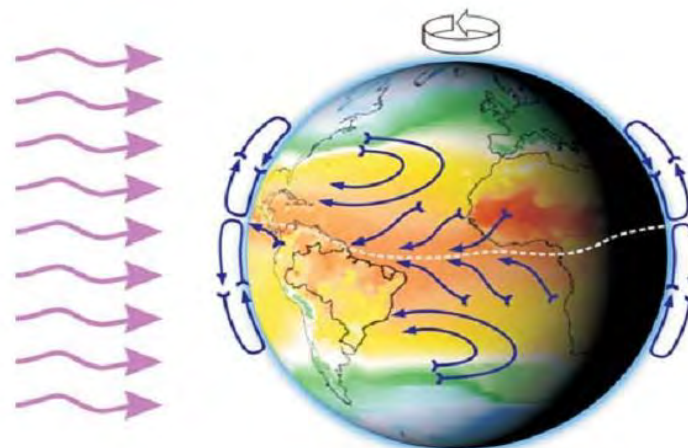


Figura 2.3 - Distribuição geral dos ventos

A geração de energia elétrica através da energia eólica se dá através da captação do vento pelo aerogerador, que tem o objetivo de transformar a energia cinética do ar em eletricidade.

Como o aerogerador trabalha com as variáveis de potência elétrica e velocidade do vento, é estabelecida uma relação entre tais grandezas, conhecida como curva de potência – apresentada na Figura 2.4, onde é possível entender o funcionamento da turbina (AGUILAR, 2015).

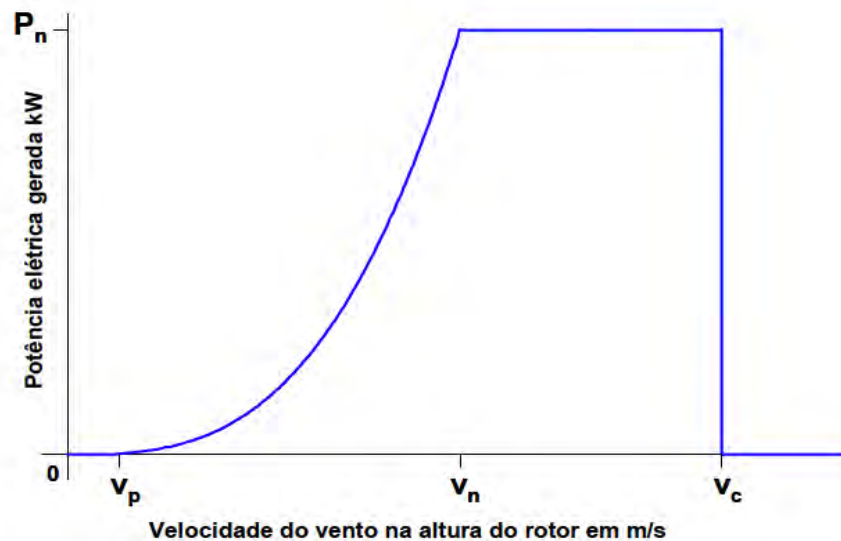


Figura 2.4 - Curva de Potência

De acordo com a curva de potência, podemos perceber que é a partir da velocidade v_p (*cut-in wind speed*) – entre 2,5 a 3,0 m/s – que começamos a gerar energia elétrica. Em velocidades aproximadas de v_n (*rated wind speed*), 12 a 15 m/s, é ativado o sistema automático de limitação de potência da máquina. Para velocidades iguais ou superiores a v_c (*cut-out wind speed*), 25 m/s, entra o sistema de automático de proteção, que tira a turbina de operação (AMARANTE, BROWER, et al., 2001).

3. Cadeias de Markov

Processo Estocástico (PE) é um conjunto de Variáveis Aleatórias (VA's) que evoluem no tempo ou no espaço. Um PE pode ser discreto ou contínuo; outra característica que se pode assumir é a estacionariedade (BARROS, 2004). Um PE é dito estacionário quando os momentos das VA's – média, variância e autocovariância – não se alteram ao longo do tempo.

Agora que temos um breve conhecimento de Processos Estocásticos, podemos abordar as Cadeias de Markov – que por definição é um PE discreto (WINSTON, 2004).

$$P(X_{t+1} = i_{t+1} | X_t = i_t, X_{t-1} = i_{t-1}, \dots, X_0 = i_0) = P(X_{t+1} = i_{t+1} | X_t = i_t) \quad (3.1)$$

A Equação 3.1, nos revela que a distribuição de probabilidade do estado t+1 depende, apenas, do estado no tempo t, ou seja, podemos concluir que Cadeia de Markov é um PE sem memória ou depende apenas de seu predecessor. Ademais, podemos observar que todos os estados i e j, são independentes de t (WINSTON, 2004).

$$P(X_{t+1} = j | X_t = i) = p_{ij} \quad (3.2)$$

$$\begin{cases} 0 \leq p_{ij} \leq 1 \\ \sum_{j=1}^s p_{ij} = 1 \end{cases} \quad (3.3)$$

Onde, s é o número de estados e p_{ij} é a probabilidade do sistema no estado i no tempo t torna-se j no tempo t + 1, ou, simplesmente, podemos chamá-lo de probabilidade de transição de i para j no próximo período. Assumindo que as probabilidades de transição são constantes;

qualquer Cadeia de Markov que satisfaça a Equação 3.2, é chamada de Cadeia de Markov Estacionária.

As Cadeias de Markov podem ser representadas na forma matricial quadrada com elementos positivos, cujo somatório das linhas é igual a 1. Sendo este formato conhecido como matriz de transição $P = [p_{ij}]$ (WINSTON, 2004).

A forma matricial pode ser apresentada como grafo, conforme o exemplo abaixo.

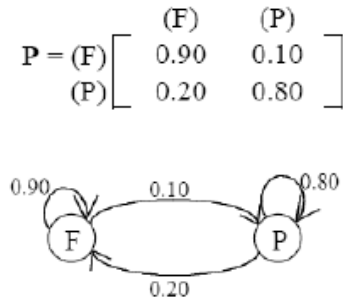


Figura 3.1 - Representação em forma de matriz e grafo de uma cadeia de Markov

A representação em grafo nos ajuda visualizar o comportamento dos estados e, assim, facilita o entendimento das possíveis classificações que eles podem assumir.

Para se descobrir a probabilidade de transição n períodos a frente, a matriz de transição estacionária deve ser elevada a n -ésima potência (P^n), sendo assim calculada a probabilidade do sistema ir do estado i para j após n transições.

Um dos interesses de se estudar Cadeias de Markov é entender o comportamento a longo prazo do sistema.

Após um grande número de estágios as probabilidades tendem ao equilíbrio, então obtemos um vetor $\pi = [\pi_1 \ \pi_2 \ \dots \ \pi_s]$, denominado de distribuição de probabilidade de estados estacionários ou distribuição de equilíbrio.

Para um estado k e $k \neq j$ com probabilidade de transição p_{ik} ao estado k , levaríamos, em média, $1 + m_{ik}$ transições de i para j . Sendo assim, temos:

$$m_{ij} = p_{ij}(1) + \sum_{k \neq j} p_{ik}(1 + m_{kj}) \quad (3.4)$$

Considerando:

$$p_{ij} + \sum_{k \neq j} p_{ik} = 1 \quad (3.5)$$

Obtemos a fórmula para calcular m_{ij} :

$$m_{ij} = 1 + \sum_{k \neq j} p_{ik} m_{kj} \quad (3.6)$$

Se os estados da Cadeia de Markov forem comunicáveis entre si e aperiódicos, podemos descobrir os valores de probabilidade de equilíbrio dos elementos do vetor π , através das duas equações lineares a seguir:

$$\pi = \pi P \quad (3.7)$$

$$\sum_{j=1}^n \pi_j = 1 \quad (3.8)$$

Além de descobrirmos a probabilidade do sistema no longo prazo, também podemos descobrir o tempo que o estado j é alcançado a partir do estado i .

Para uma Cadeia de Markov, m_{ij} é o número esperado de transições antes de alcançarmos o estado j , dado que estamos no estado i , ou simplesmente, m_{ij} pode ser chamado de tempo de primeira passagem do estado i para j (WINSTON, 2004). Caso $i = j$, o tempo de

primeira passagem será o tempo de recorrência ao estado.

No caso de $i = j$, temos o tempo de recorrência dado pelo inverso da distribuição estacionária do estado (BARROS, 2004):

$$m_{ii} = \frac{1}{\pi_i} \quad (3.9)$$

4. Análise Exploratória dos Dados e Aplicação do Modelo

Primeiramente, a base de dados foi coletada do Sistema de Organização Nacional de Dados Ambientais (SONDA), que pertencem ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). As informações extraídas da rede SONDA são referentes aos dados anemométricos, registrados de 10 em 10 minutos, da estação de São João do Cariri localizada no interior da Paraíba, na região nordeste do Brasil. Estes dados foram transformados para frequência horária, através da média das seis observações respectivas a cada hora.

As medições correspondem ao período de 1 de janeiro de 2006 a 20 de setembro de 2009, porém, na base de dados há um hiato no mês de maio de 2007 – onde não há qualquer registro anemométrico – portanto esse mês será descartado da análise, assim como o mês de setembro de 2009 que não possui registros completos.

Tabela 4.1 - Parâmetros do Aerogerador

AEROGERADOR	
Altura (m)	50,00
Potência Nominal (MW)	2,30
Comprimento das pás (m)	35,00
Área (m ²)	3848,45
Número de pás (#)	3
Coefficiente de Betz	0,45
Coefficiente de rendimento	0,50
Densidade do ar utilizada (kg/m ³)	1,23

Após a coleta das informações necessárias nas fontes supracitadas, foi gerada, também, uma planilha no Excel com a conversão de velocidade para potência, proporcionando que fossem calculadas as médias da potência e da velocidade por hora e por mês, além dos picos diários (Z_t) durante o período em análise (t); permitindo verificar, também, as suas diferenças diárias ($Z_{(t)} - Z_{(t-1)}$) – sendo convencionada a diferença positiva como estado 1 (aumento da potência ou velocidade) e a negativa como estado 0 (redução da potência ou velocidade) – então, tornou-se possível, através dos conceitos de Cadeias de Markov, descobrir as probabilidades da matriz de transição (P_{ij}), a fim de avaliar o comportamento no longo prazo do sistema, bem como o tempo que se leva para transitar do estado 1 para o 0 e vice versa – metodologia usada por SIGAUKE (2014).

Com as informações disponibilizadas pelo sistema SONDA, conseguimos realizar importantes análises. Na primeira delas, a Figura 4.1 representa os picos de velocidade diários – ou seja, a velocidade mais alta que o vento assume naquele dia.

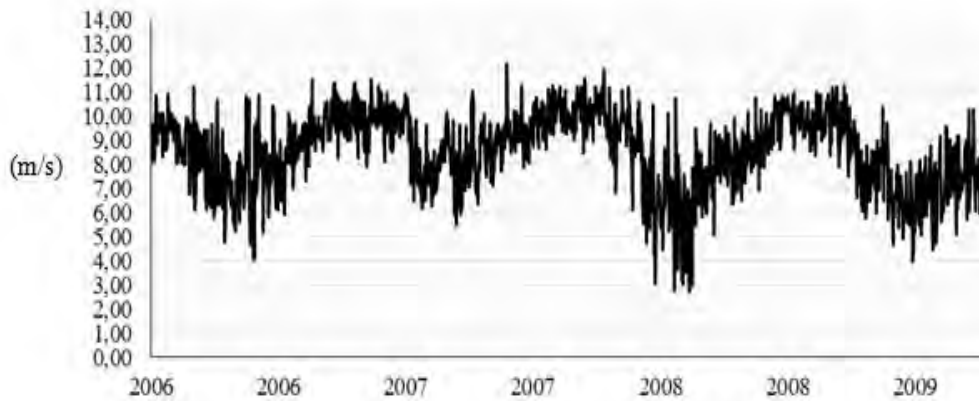


Figura 4.1 - Gráfico dos picos diários da velocidade de vento

Na Figura 4.2, está representada a série temporal da velocidade média do vento. Podemos notar que durante o fim do ano, na estação do verão, temos uma maior incidência do vento. A Figura 4.3, traz essa informação mais detalhada, tendo em vista uma representação gráfica da velocidade média mensal do vento na estação de São João do Cariri.

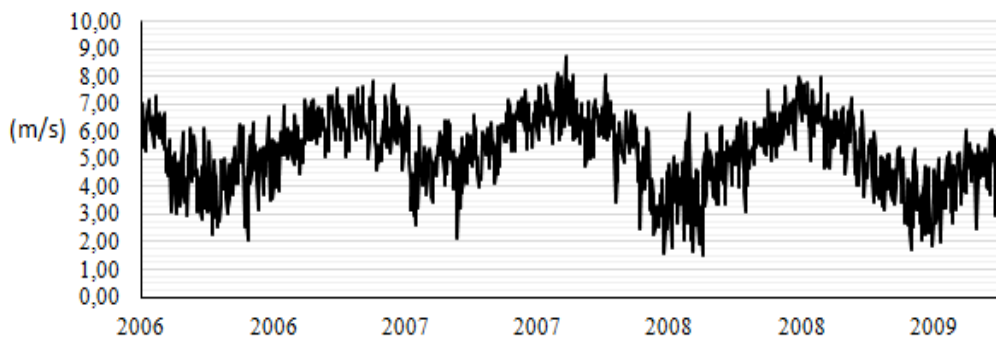


Figura 4.2 - Gráfico da média diária da velocidade de vento

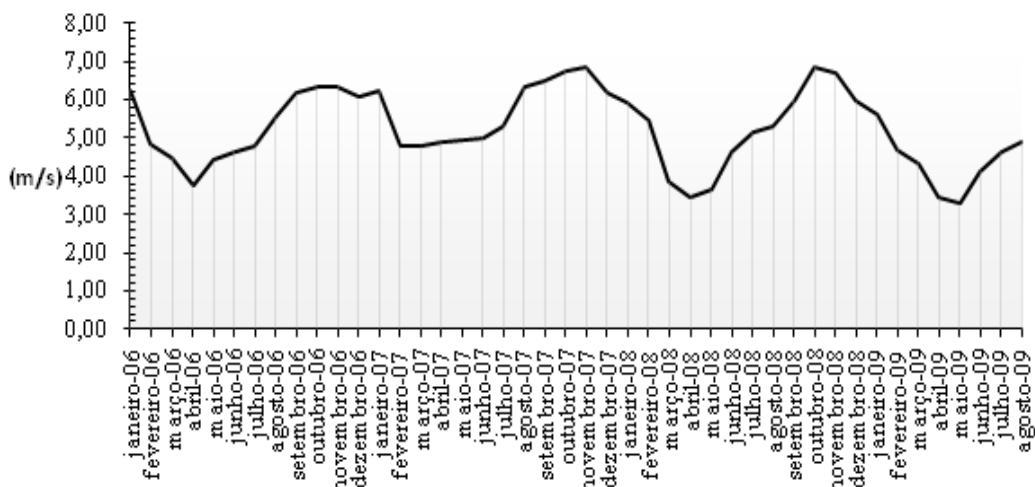


Figura 4.3 - Gráfico da média mensal da velocidade de vento

A Figura 4.4, exibe o gráfico da média da velocidade de todos os dados coletados em uma determinada hora do dia.

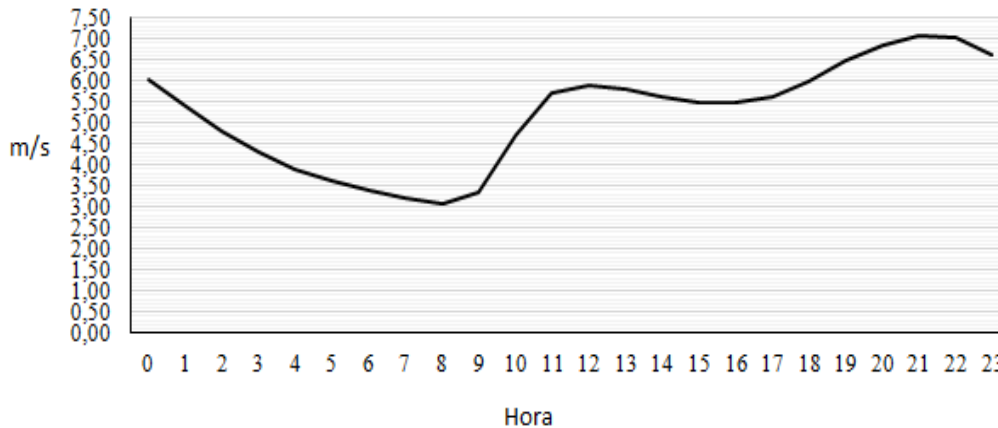


Figura 4.4 - Gráfico da média horária da velocidade de vento

Por conseguinte, notamos que a partir de 09:00 há uma característica crescente da velocidade do vento e durante o período de 14:00 às 17:00 uma certa estabilidade da velocidade em torno da média de 5,5 m/s, atingindo seu ápice às 21:00. Concluimos, também, que durante a noite é o período do dia em que há maior incidência do vento na estação de São João do Cariri.

Através da equação de potência, informações do vento e parâmetros do aerogerador, foi possível calcular a potência utilizável, podendo ser observada nos gráficos a seguir; contudo, não será apresentada, neste artigo, a forma de calcular a potência.

A Figura 4.5 apresenta o comportamento das médias da potência ao longo dos dias durante o período de janeiro de 2006 a agosto de 2009.

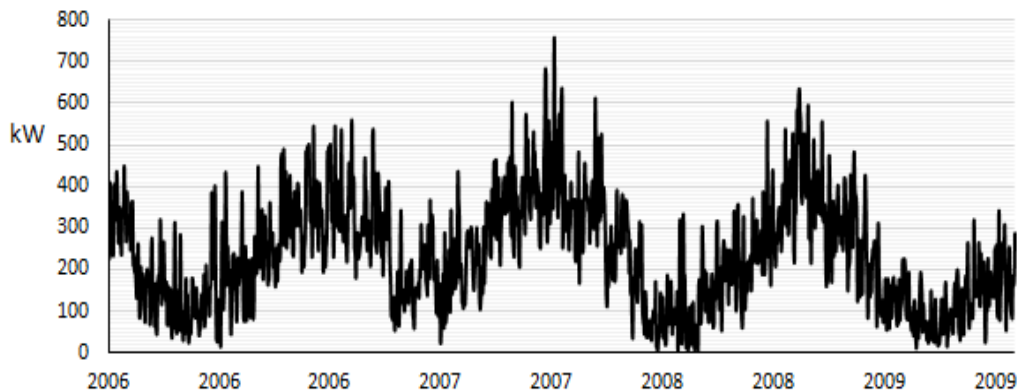


Figura 4.5 - Gráfico da média diária da potência

Para de fato aplicarmos os princípios de Cadeia de Markov foi adotado que a diferença de um pico diário ($Z_{(t)} - Z_{(t-1)}$) positiva é considerada como estado 1 e a diferença negativa considerada como estado 0. Então, foi realizada uma contagem dos dados de velocidade (poderia ser referente à potência – que neste caso, a contagem seria idêntica) para todos os dias correntes do período em análise, conforme a Tabela 4.2, levando em consideração todas as possíveis mudanças de estados.

Tabela 4.2 - Frequências de mudança de estado

MUDANÇA DE ESTADO	QUANTIDADE
1 para 1	251
1 para 0	406
0 para 0	245
0 para 1	406

Para calcularmos as probabilidades que estarão na matriz de transição, primeiramente, somamos todas as quantidades dos estados que partem de 1, ou seja, o somatório de 1 para 1 (251) e 1 para 0 (406), totalizando 657 mudanças e, também, realizamos essa etapa para calcular o total de mudanças de estados que partem de 0, ou seja, de 0 para 0 (245) e 0 para 1 (406), totalizando 651 mudanças. Sendo assim, podemos calcular as probabilidades de transição da matriz P.

Tabela 4.3 - Probabilidade das mudanças de estado

MUDANÇA DE ESTADO	PROBABILIDADE
1 para 1	$\frac{251}{657} = 0,382$
1 para 0	$\frac{406}{657} = 0,618$
0 para 0	$\frac{245}{651} = 0,376$
0 para 1	$\frac{406}{651} = 0,624$

Cumprindo a etapa de gerar as probabilidades de transição, podemos montar a nossa matriz de transição P. Observando que estão sendo respeitadas as restrições da Equação 3.3.

$$P = \begin{bmatrix} 0,382 & 0,618 \\ 0,624 & 0,376 \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

Além da representação da matriz P, podemos exibir as transições dos estados na forma de grafo, conforme a figura a seguir.

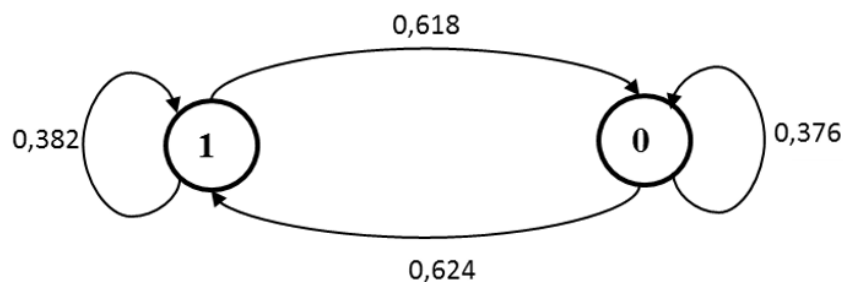


Figura 4.6 – Representação das probabilidades de transição em grafo

Através da matriz P, podemos descobrir as probabilidades estacionárias do sistema, bem como o tempo de transição de um estado para o outro e o seu tempo de recorrência por meio do conceito do Tempo de Primeira Passagem, visto na seção 3 do presente artigo.

As probabilidades estacionárias foram calculadas através do uso da equação 3.7 e da equação 3.8.

$$[\pi_1 \quad \pi_0] = [\pi_1 \quad \pi_0] * \begin{bmatrix} 0,382 & 0,618 \\ 0,624 & 0,376 \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

$$\begin{cases} \pi_1 = 0,382\pi_1 + 0,624\pi_0 \\ \pi_0 = 0,618\pi_1 + 0,376\pi_0 \end{cases} \quad (4.3)$$

$$\pi_1 + \pi_0 = 1 \quad (4.4)$$

Resolvendo as equações lineares acima, obtemos uma probabilidade estacionária de $\pi_1 = 0,503$ e $\pi_0 = 0,497$, que nos diz que no longo prazo a probabilidade de encontrarmos o estado 1 (aumento da velocidade e potência de um dia $t - 1$ para um dia t) é de 50,3% e, conseqüentemente, encontrarmos o estado 0 (diminuição da velocidade e potência de um dia $t - 1$ para um dia t) é de 49,7%.

A partir das probabilidades estacionárias, podemos calcular os tempos de primeira passagem entre os estados 1 e 0, através da equação 3.6, e o tempo de recorrência dos estados através da equação 3.9.

$$\begin{cases} m_{10} = 1 + p_{11}m_{10} = 1 + 0,382m_{10} \\ m_{01} = 1 + p_{00}m_{01} = 1 + 0,376m_{01} \end{cases} \quad (4.5)$$

$$\begin{aligned} m_{11} &= \frac{1}{\pi_1} = \frac{1}{0,503} \\ m_{00} &= \frac{1}{\pi_0} = \frac{1}{0,497} \end{aligned} \quad (4.6)$$

Resolvendo as equações do Tempo de Primeira Passagem e Tempo de Recorrência, obtemos $m_{10} = 1,618$, $m_{01} = 1,602$, $m_{11} = 1,988$ e $m_{00} = 2,012$. Estes resultados nos dizem o tempo necessário para alcançar o estado 0 a partir do estado 1, que é de 1,618 dias e o tempo para se alcançar o estado 1 dado que estamos no estado 0, é de 1,602 dias. O tempo de recorrência é o tempo necessário para ter um retorno ao estado inicial; no nosso caso, o tempo de recorrência do estado 1 é de 1,988 dias e do estado 0 é de 2,012 dias.

5. Conclusões

Através dos resultados obtidos ao longo do trabalho, concluímos que a potência e a velocidade possuem comportamentos semelhantes, que pode ser explicado pelo fato de serem grandezas diretamente proporcionais, segundo a equação de potência. Podemos observar, também, que o verão é a estação do ano com maior incidência de vento na base meteorológica de São João do Cariri, assim como a noite, especificamente entre 21:00 horas e 23:00 horas, que é o período do dia onde ocorrem as maiores velocidades do vento nesta estação eólica.

Em relação às probabilidades de transição obtida na matriz P, constatamos que há uma menor chance de o sistema manter o crescimento ($P_{11} = 38,2\%$) ou de manter a redução ($P_{00} = 37,6\%$) da velocidade/potência do vento; em outras palavras, é mais provável que o sistema saia do estado 1 para o estado 0 – queda na velocidade/potência do vento ($P_{10} = 61,8\%$) ou mude do estado 0 para o estado 1 – crescimento da velocidade/potência do vento ($P_{01} = 62,4\%$), ou seja, a transição entre os estados ocorre com maior frequência, implicando em uma grande variação nos picos da velocidade/potência do vento. Conseqüentemente, a série temporal

passa a ter uma característica muito volátil, já que a cada dois dias, aproximadamente, em estado estacionário, o comportamento desta série alterna entre crescente e decrescente.

Algumas das contribuições para trabalhos futuros pode ser a replicação do método aplicado neste trabalho em outros parques eólicos no Brasil e realizar previsões para velocidades do vento a partir das séries temporais apresentadas.

Referências

AGUILAR, S. (2015). Previsão da distribuição da densidade de probabilidade da Geração de Energia Eólica usando técnicas não paramétricas. Tese de Doutorado, Departamento de Energia Elétrica. PUC-Rio, Rio de Janeiro.

AMARANTE, O. A. C. et al. (2001). Atlas do Potencial Eólico Brasileiro. Brasília: CEPEL.

BARROS, M. (2004). Processos Estocásticos. Rio de Janeiro: Papel Virtual.

BARROS, M. F. (2015). Análise e Previsão de Séries Temporais Utilizando Amortecimento Exponencial com Múltiplos Ciclos e Técnicas de Simulação na Produção de Energia Eólica, Dissertação de Mestrado, Programa de Pós Graduação em Metrologia. PUC-Rio, Rio de Janeiro.

Campbell, D.; Maçaira, P. M.; Cyrino, F. L. (2015). Análise dos Picos de Demanda Diária de Energia Elétrica Via Cadeias de Markov. In *Anais do XXVIII SBPO*, Rio de Janeiro.

GLOBAL WIND ENERGY COUNCIL. (2015) Global Statistics. Disponível em: <<http://www.gwec.net/global-figures/graphs/>>.

MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE. (2015). Energia Eólica. MMA. Disponível em: <<http://www.mma.gov.br/clima/energia/energias-renovaveis/energia-eolica>>. Acesso em: março 2015.

NEVES, L. (2015). Brasil Energia, n. 412, p. 18-25.

TOLMASQUIM, M. (2000). As Origens da Crise Energética Brasileira. Ambiente & Sociedade.

TUZEY. (2015). A Crise Energética Brasileira. Energia Inteligente, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora.

WINSTON, W. L. (2004). Operations Research: Applications and Algorithms. 4th. ed. [S.l.]: Duxbury Press.