

PAULO HENRIQUE SOARES

**PREVISÃO DA GERAÇÃO DE ENERGIA  
EÓLICA DE CURTÍSSIMO PRAZO APLICADA  
AO PARQUE EÓLICO DE PALMAS (PR)**

**CURITIBA**

**2015**

PAULO HENRIQUE SOARES

**PREVISÃO DA GERAÇÃO DE ENERGIA EÓLICA DE  
CURTÍSSIMO PRAZO APLICADA AO PARQUE EÓLICO  
DE PALMAS (PR)**

Dissertação apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre em Engenharia Ambiental e Recursos Hídricos, pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Recursos Hídricos e Ambiental, Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná.

Universidade Federal do Paraná  
Engenharia de Recursos Hídricos e Ambiental  
Programa de Pós-Graduação

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Kolodynskie Guetter

CURITIBA

2015

Soares, Paulo Henrique

Previsão da geração de energia eólica de curtíssimo prazo aplicada ao parque eólico de Palmas (PR) / Paulo Henrique Soares . – Curitiba, 2015.

108 f. : il.; tabs.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Paraná, Setor de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Recursos Hídricos e Ambiental.

Orientador: Alexandre Kolodynskie Guetter

Bibliografia: p.106-108

1. Energia eólica. 2. Modelos matemáticos. 3. Energia – Fontes alternativas. I. Guetter, Alexandre Kolodynskie. II. Título.

CDD 620.91



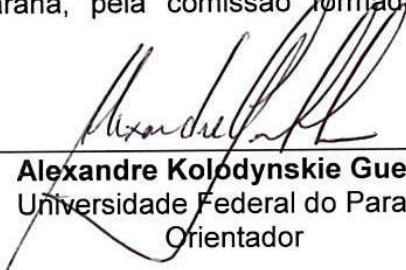
## TERMO DE APROVAÇÃO

PAULO HENRIQUE SOARES

### “Previsão da Geração de Energia Eólica de Curtíssimo Prazo Aplicada ao Parque Eólico de Palmas (PR)”.

Dissertação aprovada como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre, pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Recursos Hídricos e Ambiental do Setor de Tecnologia da Universidade Federal do Paraná, pela comissão formada pelos professores:


PRESIDENTE:

  
\_\_\_\_\_  
**Alexandre Kolodynskie Guetter**  
Universidade Federal do Paraná  
Orientador

MEMBROS:

  
\_\_\_\_\_  
**Marcelo Rodrigues Bessa**  
Universidade Federal do Paraná

  
\_\_\_\_\_  
**Heinz Dieter Oskar August Fill**  
Universidade Federal do Paraná

  
\_\_\_\_\_  
**Fábio Teodoro de Souza**  
Pontifícia Universidade Católica do Paraná

Curitiba, 14 de abril de 2015.

*Dedico este trabalho à memória de minha mãe, Therezinha Nogueira Soares, que se estivesse viva, teria os olhos cheios de lágrimas e os braços abertos para dar em seu filho um abraço por sua conquista, tão desejada por ela.*

# Agradecimentos

Agradeço antes de tudo a Deus, por dar-me vida, força, saúde e inteligência, indispensáveis que são.

Agradeço em seguida aos meus pais, pela educação, carinho e apoio que me deram, sem os quais não conseguiria trilhar o caminho que sigo.

Aos familiares, que embora distantes fisicamente, se fazem presentes nos momentos de dificuldade e também nos de alegria.

A todos os meus amigos. Aos que estão longe e aos que estão perto. Sem eles, minha vida não valeria a pena ser vivida.

Ao meu orientador, Alexandre K. Guetter, pela orientação, paciência e pelo apoio ao longo do tempo que trabalhamos juntos.

Ao professor Paulo H. T. Zannin pelos ensinamentos passados ao longo desse período de mestrado e que servirão para toda a vida.

Agradeço ao amigo e professor José Eduardo Gonçalves, por me incentivar a procurar novas ferramentas para resolver os problemas que me deparei ao longo desse trabalho. Aos colegas Henrique Guarneri e Alex Xavier pela ajuda com a programação do modelo. Agradeço também a colega Stefanie Ferronato, companheira de estudos ao longo do período do mestrado.

Em especial agradeço a minha namorada, Vanessa Caroline Monteiro, pela compreensão, incentivo, amor e pela sua paciência em ouvir minhas reclamações e em revisar este trabalho.

# Resumo

O atual cenário energético mundial passa por um processo de transformação, com as tradicionais formas de geração de energia elétrica cedendo espaço para formas alternativas de geração, menos agressivas ao meio ambiente e cujo combustível é praticamente inesgotável. Nesse contexto a geração de energia por fonte eólica desponta como uma forma já consolidada, uma opção viável para substituição das formas tradicionais de geração de energia elétrica. A geração de energia elétrica por fonte eólica teve um crescimento exponencial da sua capacidade instalada mundialmente nas últimas duas décadas, notadamente na Europa, onde sua participação na matriz energética de alguns países pode chegar em torno dos 20% no caso da Espanha e a quase 10% no caso da Alemanha. Mesmo sendo uma solução viável do ponto de vista energético, esse tipo de geração impõe também seus desafios, sendo um deles o fato do vento não poder ser controlado ou estocado, o que significa, na prática, em incertezas na geração de energia elétrica. Portanto prever o comportamento do vento é de grande utilidade para o aproveitamento eficiente dessa fonte. A previsão da geração eólica é enquadrada em uma das três categorias: probabilística, física ou híbrida. O presente trabalho visa a elaboração de modelos probabilísticos de geração de energia eólica, baseado na metodologia *Box & Jenkins* e aplicados ao Parque Eólico de Palmas (PR). O estudo utiliza os dados meteorológicos e de geração de energia elétrica fornecidos pela Companhia Paranaense de Energia (COPEL) como dados de entrada do modelo. Foram considerados dois tipos de modelos probabilísticos para previsão da geração: (1) modelo que utiliza os dados de velocidade do vento e (2) modelo que utiliza somente os dados da geração. Os modelos foram gerados com o auxílio de rotinas em linguagem Python e também do software estatístico R. Através do código computacional desenvolvido em linguagem Python realizou-se o pré-tratamento dos dados e as análises gráficas das séries de dados; enquanto o software R foi utilizado na elaboração de modelos ARIMA para previsão de vento e de energia gerada. Os modelos apresentaram resultados satisfatórios para previsões até pelo menos 6 horas à frente, onde os índices de erros ficaram entre 0,5% e 15%, ao se comparar a série observada com a série de previsões, para o mesmo período.

**Palavras-chaves:** energia eólica, previsão de geração eólica, modelos estatísticos, energias renováveis.

# Abstract

The global energy scenario is passing through a process of change, with the conventional electric power sources losing space to alternative power sources, environmentally friendly and whose fuel is almost inexhaustible. In this context, the wind power arises as a consolidated electric power source, feasible to substitute traditional power sources. Wind power generation has shown worldwide exponential growth on installed capacity over the last decades, notably in Europe, where the level of penetration in the local energy market may reach around 20% in Spain and almost 10% in Germany. Even being a feasible solution from the point of view of the energy production, this power source still has some challenges; one of them arises from the fact that the wind cannot be stored or controlled. This introduces uncertainties to the electric power production. Thus, forecasting the wind behavior is of great practical utility, in order to efficiently take advantage of this power source. The wind power forecast can be classified into the following categories: probabilistic, physical or hybrid. The aim of this work was to generate a very-short-term wind power forecast model, based on the *Box & Jenkins* methodology (probabilistic approach), applied to the Palmas Wind Farm, located in the southwestern part of the state of Paraná, Brazil. The study uses meteorological data and wind power records provided by the Paraná Electricity Utility (COPEL), as input data for the model. A quality control procedure was developed for the wind and power data sets. Two types of probabilistic wind power forecast models were developed: (1) model that used wind speed as input data and (2) model that used only wind power as input data. The models were generated through Python language and the statistical R software. A Python routine was developed for the quality control procedure of the data series and to generate graphics of the data sets. The R software was used to develop the ARIMA forecasting models for wind speed and wind power. The models proved to be successful until at least 6 hours ahead forecast, where the differences between the observed and the forecasted data were between 0,5% and 15%.

**Key-words:** wind energy, wind power forecast, probabilistic models, renewable energy.

# Lista de ilustrações

Figura 1 – Capacidade Eólica Global Instalada . . . . .	19
Figura 2 – Moinho de vento em Kinderdijk - Holanda . . . . .	23
Figura 3 – Dínamo Eólico de Brush - Scientific American de 20 de dezembro de 1890	23
Figura 4 – Modelo idealizado de escoamento de fluido em um aerogerador . . . . .	25
Figura 5 – Curva de potência do aerogerador Enercon E-48 . . . . .	26
Figura 6 – Componentes de um aerogerador . . . . .	30
Figura 7 – Pás recém fabricadas pela empresa alemã Enercon . . . . .	31
Figura 8 – Aerogerador de eixo vertical (A) e de eixo horizontal (B) . . . . .	33
Figura 9 – Localização da UEE Palmas - Copel . . . . .	42
Figura 10 – Os 5 aerogeradores do parque eólico de Palmas (COPEL) . . . . .	43
Figura 11 – Aerogerador ENERCON modelo E-40, do parque eólico de Palmas (COPEL)	43
Figura 12 – Entrada do parque eólico de Água Doce (SC), vizinho ao parque eólico de Palmas (PR) . . . . .	44
Figura 13 – Curva de potência do aerogerador Enercon modelo E-40 - 500 kW . . . . .	46
Figura 14 – Exemplo do emprego do ambiente Ipython para análise de dados . . . . .	49
Figura 15 – Exemplo do resultado do tratamento de dados realizado . . . . .	50
Figura 16 – Uma tela representando o uso do ambiente R no <i>Windows</i> . . . . .	51
Figura 17 – Série de dados de velocidade de ventos - Resolução temporal: 10 min. . . . .	62
Figura 18 – Histograma dos dados de vento - Resolução 10 min. . . . .	62
Figura 19 – Série de dados de velocidade de ventos - Resolução horária . . . . .	63
Figura 20 – Histograma dos dados de vento - Resolução horária . . . . .	64
Figura 21 – Série de dados de velocidade de ventos - Resolução temporal: 3 horas . . . . .	65
Figura 22 – Histograma dos dados de vento - Resolução: 3 horas . . . . .	66
Figura 23 – Histograma dos dados de ventos em Palmas - Resolução horária - Frio 2008	68
Figura 24 – Histograma dos dados de ventos - Resolução horária - Calor 2008/09 . . . . .	69
Figura 25 – Gráfico da variabilidade das estatísticas de vento máximo, médio e mínimo para os períodos descritos . . . . .	69
Figura 26 – Série de dados de energia gerada - 2008 à 2011 - Resolução horária . . . . .	70
Figura 27 – Histograma dos dados de energia em Palmas - Resolução 1 hora . . . . .	71
Figura 28 – Correlograma e correlograma parcial dos dados de vento - Res.: 10min. . . . .	73
Figura 29 – Série de dados original versus diferenciada - Res.: 10 min. . . . .	74
Figura 30 – Correlograma e correlograma parcial dos dados de vento - Res.: 1 hora . . . . .	74
Figura 31 – Série de dados original versus diferenciada - Res.: 1 hora . . . . .	75
Figura 32 – Correlograma e correlograma parcial dos dados de vento - Res.: 3 horas . . . . .	76
Figura 33 – Série de dados original versus diferenciada - Res.: 3 horas . . . . .	76
Figura 34 – Correlograma e correlograma parcial dos dados de energia - Res.: 1 hora . . . . .	77

Figura 35 – Série de dados original versus diferenciada - Potência eólica - Res.: 1 hora	78
Figura 36 – Velocidades de vento de 10 minutos, previstas e observadas em Palmas, durante o período quente - horizonte de previsão de 10 minutos . . . . .	81
Figura 37 – Velocidades de vento de 10 minutos, previstas e observadas em Palmas, durante o período frio - horizonte de previsão de 10 minutos . . . . .	82
Figura 38 – Velocidades de vento de 10 minutos, previstas e observadas em Palmas, durante o período frio - horizonte de previsão de 20 minutos . . . . .	82
Figura 39 – Velocidades de vento de 10 minutos, previstas e observadas em Palmas, durante o período frio - horizonte de previsão de 30 minutos . . . . .	83
Figura 40 – Velocidades de vento horário, previstas e observadas em Palmas, durante o período quente - horizonte de previsão de 1 hora . . . . .	84
Figura 41 – Velocidades de vento horário, previstas e observadas em Palmas, durante o período frio - horizonte de previsão de 1 hora . . . . .	85
Figura 42 – Velocidades de vento horário, previstas e observadas em Palmas, durante o período frio - horizonte de previsão de 2 horas . . . . .	85
Figura 43 – Velocidades de vento horário, previstas e observadas em Palmas, durante o período frio - horizonte de previsão de 3 horas . . . . .	86
Figura 44 – Velocidades de vento de três horas, previstas e observadas em Palmas, durante o período quente - horizonte de previsão de 3 horas . . . . .	87
Figura 45 – Velocidades de vento de três horas, previstas e observadas em Palmas, durante o período frio - horizonte de previsão de 3 horas . . . . .	88
Figura 46 – Velocidades de vento de três horas, previstas e observadas em Palmas, durante o período frio - horizonte de previsão de 6 horas . . . . .	88
Figura 47 – Velocidades de vento de três horas, previstas e observadas em Palmas, durante o período frio - horizonte de previsão de 9 horas . . . . .	89
Figura 48 – Potência eólica prevista durante o período quente - horizonte de previsão: 1 hora . . . . .	90
Figura 49 – Potência eólica prevista durante o período frio - horizonte de previsão: 1 hora	91
Figura 50 – Potência eólica prevista durante o período frio - horizonte de previsão: 2 horas	91
Figura 51 – Potência eólica prevista durante o período frio - horizonte de previsão: 3 horas	92
Figura 52 – Previsão da potência elétrica via previsão de vento - Frio - Série: 10 min. .	96
Figura 53 – Previsão da potência elétrica via previsão de vento - Período quente - Série: 1 hora . . . . .	97
Figura 54 – Previsão da potência elétrica via previsão de vento - Período quente - Série: 3 horas . . . . .	98
Figura 55 – Previsão de velocidades futuras de vento com diferentes bancos de dados	100
Figura 56 – Comparativo entre Modelos ARIMA aleatórios e ajustado . . . . .	102

# Lista de tabelas

Tabela 1 – Temperatura e densidade do ar atmosférico para condições de atmosfera padrão . . . . .	28
Tabela 2 – Pesos atômicos de três elementos químicos presentes no ar atmosférico	28
Tabela 3 – Parâmetros de qualidade de energia e suas especificações . . . . .	37
Tabela 4 – A utilidade da previsão de geração eólica segundo seus horizontes temporais	39
Tabela 5 – Alguns modelos de PGEE utilizados atualmente e sua origem . . . . .	41
Tabela 6 – Estatísticas dos dados de vento - Resolução 10 min. . . . .	63
Tabela 7 – Estatísticas dos dados de vento - Resolução horária . . . . .	64
Tabela 8 – Estatísticas dos dados de vento - Resolução: 3 horas . . . . .	67
Tabela 9 – Estatísticas dos dados de vento em Palmas para o período frio (2008) . .	68
Tabela 10 – Estatísticas dos dados de vento para o período quente (2008/09) . . . . .	69
Tabela 11 – Estatísticas dos dados de potência - Resolução 1 hora . . . . .	71
Tabela 12 – Resultados dos testes ADF: séries de dados de vento e energia . .	78
Tabela 13 – Testes AIC e BIC para modelos ARIMA - Res.: 10 min. . . . .	79
Tabela 14 – Resultados dos testes de eficiência da previsão de velocidades de vento . . . . .	83
Tabela 15 – Resultados dos testes de eficiência da previsão de velocidades de vento . . . . .	86
Tabela 16 – Resultados dos testes de eficiência da previsão de velocidades de vento . . . . .	89
Tabela 17 – Testes de qualidade dos modelos de previsão de potência eólica . .	92
Tabela 18 – Energia elétrica gerada e energia elétrica prevista e seus erros - resolução horária . . . . .	93
Tabela 19 – Resultados da análise das incertezas na previsão da potência eólica - resolução: 10 minutos . . . . .	93
Tabela 20 – Energia elétrica gerada e energia elétrica prevista e seus erros - resolução: 10 minutos . . . . .	94
Tabela 21 – Resultados da análise das incertezas na previsão da potência eólica - resolução de 3 horas . . . . .	94
Tabela 22 – Energia elétrica gerada e energia elétrica prevista e seus erros - resolução de 3 horas . . . . .	95
Tabela 23 – Energia elétrica gerada e prevista e erros de previsão - resolução: 10 minutos . . . . .	96
Tabela 24 – Energia elétrica gerada e prevista e erros de previsão - Período quente	98
Tabela 25 – Energia elétrica gerada e prevista e erros de previsão - Período quente	99

Tabela 26 – Variações nos valores previstos com diferentes tamanhos de séries temporais . . . . .	100
Tabela 27 – Efeito da não atualização dos coeficientes ARIMA (1,1,2) . . . . .	102
Tabela 28 – Efeitos da escolha de modelos ARIMA na previsão de energia . . .	103

# Lista de abreviaturas e siglas

AC	Corrente Alternada
ADF	Augmented Dickey-Fuller
AHF	Conversores Shunt tipo Active Harmonic Filters
AIC	Akaikes Information Criteria
ARMA	Modelo Auto-Regressivo de Médias Móveis
ARIMA	Modelo Auto-Regressivo Integrado de Médias Móveis
BIC	Bayesian Information Criteria
CC	Corrente Contínua
COPEL	Companhia Paranaense de Energia
DVR	Conversores Série tipo Dynamic Voltage Restorer
EMA	Erro Médio Absoluto
FAC	Função de Autocorrelação
FACP	Função de Autocorrelação Parcial
GTO	Tirístores tipo Gate Turn Off
NS	Índice de Nash-Sutcliffe
PGEE	Previsão de Geração de Energia Eólica
REN 21	Renewable Energy Policy Network for the 21st Century
REQM	Raiz do Erro Médio Quadrático
STATCOM	Conversores Shunt tipo Static Synchronous Compensator
SVC	Conversores Shunt tipo Static Var Compensator
UEE	Usina Eólio-Elétrica
UFPR	Universidade Federal do Paraná
UPQC	Unified Power Quality Conditioner

# Lista de símbolos

$\alpha_i$	Coeficientes do modelo auto-regressivo
$\beta_i$	Coeficientes do modelo de médias móveis
$\epsilon_t$	Resíduos do modelo auto-regressivo
$\rho_{ar}$	Densidade do ar
$\rho_{x_t, x_{t+k}}$	Coeficiente de autocorrelação
$\sigma^2$	Variância
$\Theta$	Valor da máxima verossimilhança para o critério AIC
$A$	Área de varredura de um aerogerador
$c_p$	Coeficiente de potência
$Cov$	Covariância
$h$	Altura do aerogerador
$k$	Constante de Von Kármán
$K$	Energia cinética
$\dot{m}$	Fluxo de massa
$l$	Número de parâmetros do modelo ARIMA
$m$	Massa do ar
$n$	Número de mols
$p$	Pressão
$P$	Potência elétrica
$P_e$	Potência elétrica estimada
$P_w$	Potência extraída do vento pelo aerogerador
$R$	Constante universal dos gases
$T$	Temperatura

$T_s$	Número de valores de dados da série temporal
$u_*$	Velocidade de atrito da superfície
$U$	Velocidade do vento
$U_h$	Velocidade média do vento na altura $h$
$U_z$	Velocidade de referência do vento (anemômetro)
$v_1$	Velocidade de incidência do vento nas pás do aerogerador
$v_3$	Velocidade de saída do vento das pás do aerogerador
$V$	Volume
$V_{ar}$	Volume ocupado por uma massa de ar
$X_t$	Termo ajustado do modelo auto-regressivo
$X_{t-1}$	Valor anterior da série temporal
$w(t)$	Ruídos do processo ARIMA
$y_t$	Representação de uma série temporal não estacionária
$y_t^*$	Representação de um série temporal diferenciada
$z$	Altura do anemômetro
$z_0$	Elevação da rugosidade do terreno
$Z_t$	Processo aleatório com média zero e variância $\sigma_Z^2$

# Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>18</b>
<b>1.1</b>	<b>OBJETIVO</b>	<b>20</b>
<b>1.2</b>	<b>ATIVIDADES</b>	<b>20</b>
<b>1.3</b>	<b>JUSTIFICATIVAS</b>	<b>20</b>
<b>1.4</b>	<b>ORGANIZAÇÃO</b>	<b>20</b>
<b>2</b>	<b>REVISÃO DA LITERATURA</b>	<b>22</b>
<b>2.1</b>	<b>CONCEITOS FUNDAMENTAIS DA GERAÇÃO EÓLICA</b>	<b>22</b>
2.1.1	O Comportamento do vento	24
2.1.2	Temperatura, umidade e densidade	27
2.1.3	O efeito da pressão atmosférica sobre a densidade do ar	29
<b>2.2</b>	<b>A CONVERSÃO DA ENERGIA EÓLICA</b>	<b>29</b>
2.2.1	Componentes do sistema	29
2.2.1.1	Pás	30
2.2.1.2	Nacele	31
2.2.1.3	Torre	31
2.2.2	Classificação dos aerogeradores	32
2.2.2.1	Aerogeradores segundo sua capacidade de geração	32
2.2.2.2	Aerogeradores de eixo vertical e horizontal	32
2.2.2.3	Aerogeradores <i>on-shore</i> e <i>off-shore</i>	33
2.2.2.4	Tipos de geradores	34
<b>2.3</b>	<b>ENERGIA EÓLICA E A REDE DISTRIBUIDORA</b>	<b>35</b>
2.3.1	O despacho da energia gerada	35
<b>2.4</b>	<b>A PREVISÃO DE GERAÇÃO DE ENERGIA EÓLICA</b>	<b>38</b>
2.4.1	Classificação das previsões	39
2.4.2	Importâncias da PGEE	40
2.4.3	Os modelos de PGEE	41
<b>3</b>	<b>ÁREA DE ESTUDO E DADOS</b>	<b>42</b>
<b>3.1</b>	<b>O PARQUE EÓLICO DE PALMAS - PR</b>	<b>42</b>
3.1.1	Dados da UEE de Palmas	44
3.1.1.1	Ajuste da velocidade dos ventos pela altitude	45
3.1.2	Curva de potência dos aerogeradores	45
<b>4</b>	<b>MÉTODOS</b>	<b>48</b>
<b>4.1</b>	<b>FERRAMENTAS DE ANÁLISE DE DADOS</b>	<b>48</b>

<b>4.2</b>	<b>ANÁLISE DAS SÉRIES TEMPORAIS</b>	<b>51</b>
<b>4.3</b>	<b>OS MODELOS AR, MA e ARMA</b>	<b>53</b>
<b>4.4</b>	<b>ESTACIONARIEDADE</b>	<b>55</b>
<b>4.5</b>	<b>MODELOS ARIMA</b>	<b>57</b>
<b>4.6</b>	<b>A ESCOLHA DO MELHOR MODELO</b>	<b>59</b>
<b>4.7</b>	<b>INCERTEZAS DA PREVISÃO</b>	<b>60</b>
<b>5</b>	<b>ANÁLISE DOS RESULTADOS</b>	<b>61</b>
<b>5.1</b>	<b>CARACTERÍSTICAS DAS SÉRIES TEMPORAIS</b>	<b>61</b>
5.1.1	Análise dos dados de vento	61
5.1.1.1	Vento de 10 minutos	61
5.1.1.2	Vento horário	63
5.1.1.3	Vento de 3 horas	65
5.1.2	Sazonalidade das séries temporais	67
5.1.2.1	Período frio do ano 2008	67
5.1.2.2	Período quente - anos 2008 e 2009	68
5.1.3	Análise das séries de potência eólica	70
<b>5.2</b>	<b>AUTOCORRELAÇÃO E ESTACIONARIEDADE</b>	<b>72</b>
5.2.1	Séries de vento	72
5.2.1.1	Vento de 10 minutos	72
5.2.1.2	Vento horário	74
5.2.1.3	Vento de 3 horas	75
5.2.2	Série de potência eólica	76
5.2.3	Testes de estacionariedade	78
<b>5.3</b>	<b>PARÂMETROS DOS MODELOS</b>	<b>79</b>
<b>5.4</b>	<b>PREVISÃO PROBABILÍSTICA</b>	<b>80</b>
5.4.1	Previsão dos valores de velocidade de vento	80
5.4.1.1	Vento de 10 minutos	80
5.4.1.2	Vento horário	84
5.4.1.3	Vento de 3 horas	87
5.4.2	Previsão da potência eólica	90
5.4.2.1	Incetezas para resoluções de 10 minutos e de 3 horas	93
5.4.3	Previsão da potência em função da previsão eólica	95
5.4.3.1	Série de dados: 10 minutos	95
5.4.3.2	Série de dados: 1 hora	97
5.4.3.3	Série de dados: 3 horas	98
<b>5.5</b>	<b>ANÁLISE DE SENSIBILIDADE DO MODELO</b>	<b>99</b>
5.5.1	Extensão da série temporal	99
5.5.2	Atualização dos coeficientes	101
5.5.3	Escolha do modelo	102

<b>6</b>	<b>CONCLUSÕES</b> . . . . .	<b>104</b>
	<b>Referências</b> . . . . .	<b>107</b>

# 1 Introdução

A eletricidade é o pilar da civilização moderna. Equipamentos e serviços dependem dela, de alguma forma, para que possam funcionar. Porém, apesar de ser essencial ao mundo moderno, a geração da eletricidade é muitas vezes um perigo para a humanidade, dependendo, dentre outros fatores, de qual combustível é empregado para gerar essa energia. Usinas geradoras que utilizam carvão ou gás natural (termoelétricas) entregam, juntamente com a eletricidade gerada, toneladas de gases poluidores. Outras formas de geração menos agressivas são as das usinas hidrelétricas e as usinas nucleares. As usinas nucleares não poluem a atmosfera com nenhum gás tóxico ou potencialmente prejudicial, mas apresentam a desvantagem da real possibilidade de um vazamento radioativo, tanto devido a um problema na usina em si, quanto pelo vazamento do seu resíduo radioativo, que não pode ser descartado e deve ser armazenado. Usinas hidrelétricas, por sua vez, são interessantes por não serem poluidoras e nem apresentarem riscos de contaminação no processo de geração de energia, pois utilizam uma fonte de energia renovável, a água, como força motriz de seus geradores. A sua principal desvantagem é que sua construção causa um grande impacto ambiental. Nesse contexto, outras fontes renováveis de geração de energia elétrica, que utilizam como combustível o sol e o vento, são vistas como uma alternativa menos impactante ao meio ambiente. Segundo dados do boletim da instituição *Renewable Energy Policy Network for the 21st Century* (2013), cerca de 80% da energia elétrica produzida no planeta ainda é proveniente de fontes que utilizam combustíveis fósseis, cujos subprodutos podem causar os mais variados impactos ambientais e ainda contribuir para o aquecimento global. Além disso, os gases liberados pela queima de combustíveis fósseis em usinas termoelétricas, podem também causar problemas respiratórios em seres humanos e animais, bem como prejudicar o processo da fotossíntese em vegetais (VILLELA; SILVEIRA, 2007). As fontes renováveis de geração de energia elétrica, principalmente a solar e a eólica, quando comparadas com os tipos “tradicionais” de geração, são vantajosas, uma vez que não emitem gases para a atmosfera, não são danosas para a saúde humana e praticamente não prejudicam a vida animal ou vegetal. No que diz respeito especificamente à energia eólica, pode-se dizer que sua participação no cenário energético mundial vem aumentando significativamente, conforme ilustra a figura 1.

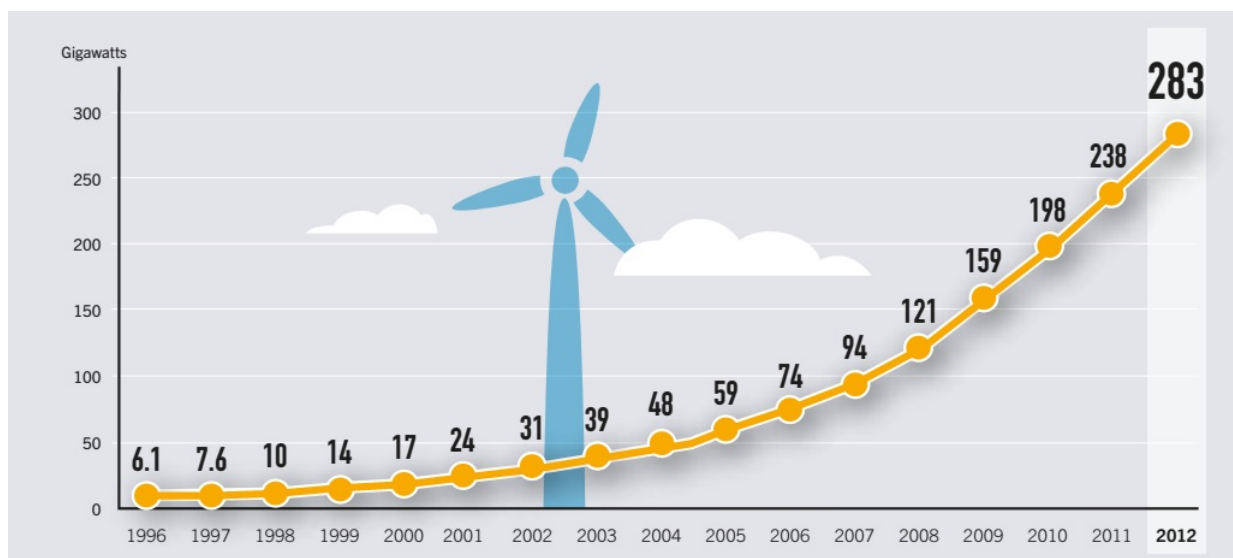


Figura 1 – Capacidade Eólica Global Instalada

FONTE:(REN21, 2013)

O crescimento da capacidade de geração eólica instalada está fundamentado na atratividade de investimentos e nos avanços tecnológicos de produtos e sistemas desenvolvidos para atender ao mercado em expansão. O objeto deste estudo se enquadra no contexto do desenvolvimento de sistemas de previsão da geração eólica. A geração eólica de energia elétrica está rodeada de desafios técnicos importantes, devido, principalmente, ao caráter altamente aleatório da força motriz da geração, o vento. Em síntese, diferentemente de outras fontes, como a água, o carvão ou o urânio, que podem ser armazenados e utilizados conforme a demanda do mercado, o vento não pode ser estocado e nem controlado. Na prática, essa aleatoriedade causa um grande desconforto ao operador do sistema elétrico e também ao proprietário do parque eólico. Ao primeiro, porque enfrentará dificuldades em sincronizar a energia gerada pelos parques eólicos com a energia elétrica do restante da rede, e ao segundo, dificuldades em quantificar a energia elétrica que será capaz de gerar.

A previsão de geração de energia eólica (PGEE) é uma importante ferramenta computacional que visa diminuir o contexto de incertezas da geração eólica de energia elétrica. Uma vez que se possa ter uma maior certeza do quanto de energia elétrica será gerada, a inserção dessa energia na rede se torna mais fácil. A PGEE serve ainda para que se possa planejar manutenções nos parques eólicos e é, portanto, uma parceira fundamental no contexto da geração eólica.

## 1.1 OBJETIVO

Avaliar a qualidade da previsão do vento e da energia gerada em função do horizonte de previsão, com o uso de um modelo estatístico auto-regressivo integrado e de médias móveis (ARIMA). Selecionou-se a Usina Eólica de Palmas, localizada no Estado do Paraná, com registros de vento e energia entre 2008 e 2011, para a implementação e avaliação dos modelos estatísticos de previsão de vento e energia gerada.

## 1.2 ATIVIDADES

As principais atividades desse estudo são:

1. Analisar os dados de geração de energia elétrica no parque eólico de Palmas, no Estado do Paraná;
2. Analisar os dados de velocidade e direção do vento no parque eólico de Palmas;
3. Desenvolver dois modelos de PGEE de curtíssimo prazo com base estatística para o local de estudo;
4. Calibração e validação dos modelos de PGEE para o local de estudo.

## 1.3 JUSTIFICATIVAS

A previsão de geração eólica usa técnicas estatísticas, modelos dinâmicos de base física e sistemas híbridos. A previsão com base estatística, de implementação mais simples, se constitui na referência para avaliação do desempenho das demais técnicas. Portanto, é necessário avaliar o desempenho de previsões de base estatística para diferentes horizontes de tempo a fim de se criar a referência para avaliação de desempenho das técnicas que envolvem mais recursos científicos e tecnológicos (modelos físicos e híbridos). O desenvolvimento de um modelo de PGEE poderá ter uma aplicabilidade prática imediata, visto que poderá auxiliar na previsão da geração de energia elétrica na Usina Eólico-Elétrica de Palmas (PR).

## 1.4 ORGANIZAÇÃO

Este trabalho está organizado em seis capítulos, incluindo esta introdução. No capítulo 2 é apresentada a revisão da literatura, a qual aborda temas relativos a aspectos técnicos da geração de energia elétrica e também discorre sobre a previsão da geração de energia eólica. O capítulo 3 descreve a área de estudo e os dados que

serão utilizados no trabalho. O capítulo 4 apresenta a metodologia utilizada para a realização do trabalho. O capítulo 5 descreve e analisa os resultados obtidos. Por fim, o capítulo 6 apresenta as conclusões do trabalho.

## 2 REVISÃO DA LITERATURA

A revisão da literatura será dividida em três partes. Primeiramente são apresentados os conceitos fundamentais da geração eólica de energia elétrica. Em seguida discorre-se sobre alguns aspectos importantes da produção e distribuição da energia elétrica e as razões pelas quais a geração de energia eólica é diferente e mais desafiadora em relação as demais formas de geração de energia elétrica. Por fim discute-se a PGEE, seus tipos, modelos e suas classificações.

### 2.1 CONCEITOS FUNDAMENTAIS DA GERAÇÃO EÓLICA

A energia eólica advém da energia solar. O Sol, ao aquecer a superfície terrestre permite que esta dissipe calor por convecção, gerando gradientes de pressão atmosféricos, que por sua vez ocasionam o movimento das massas de ar, gerando o vento. Ainda que somente 0,7% da energia solar possa ser convertida em energia eólica com condições de ser aproveitada para geração de energia elétrica, esse restante (aproximadamente  $1,26 \times 10^9$  MW) equivale a vinte vezes a quantidade de energia elétrica consumida mundialmente (TONG, 2010). A humanidade percebeu, desde seus primórdios, que a força dos ventos poderia ser utilizada a seu favor. Os primeiros usos da energia eólica foram para navegação e aconteceram separadamente na China por volta do ano 4000 a.C e também no Egito Antigo, por volta de cinco mil anos atrás (AHMED, 2012),(TONG, 2010). Mais tarde, por volta do ano 200 a.C. os primeiros moinhos de vento surgiram na Pérsia antiga, sendo empregados para moagem de grãos ou para o bombeamento de água (KALDELLIS; ZAFIRAKIS, 2011). Mais tarde, por volta do ano 1180 d.C., surgiram na Europa os primeiros moinhos de vento de eixo horizontal. Eram constituídos por quatro pás acopladas a uma casa onde ficavam as engrenagens e eram moídos os grãos. Por ser uma tecnologia eficiente, o seu desenho foi sendo aprimorado ao longo das séculos e o seu uso se difundiu pela Europa e até mesmo fora dela. A figura 2 exibe um moinho de vento em Kinderdijk na Holanda. Com o surgimento da máquina à vapor, os moinhos de vento caíram em desuso.



Figura 2 – Moinho de vento em Kinderdijk - Holanda

FONTE:(FREEIMAGES, 2011)

O aproveitamento da energia dos ventos para a geração de energia elétrica é bem mais recente e teve seu início no ano de 1888, quando Charles F. Brush construiu a primeira turbina eólica de que se tem registro (figura 3). Com 50 metros de altura, 144 pás e capaz de gerar 12kW de energia, a turbina gerava energia suficiente para iluminar toda a mansão do Sr. Brush na época. Após esse despertar, as turbinas eólicas passaram por um período de baixo desenvolvimento tecnológico, e somente a partir da década de 1970, devido à crise do petróleo é que a geração de energia eólica voltou a ficar interessante e se tornar economicamente viável. Desde então, as pesquisas sobre a geração de eletricidade por fonte eólica só têm avançado, cujo reflexo é o crescente número de parques eólicos instalados no mundo.

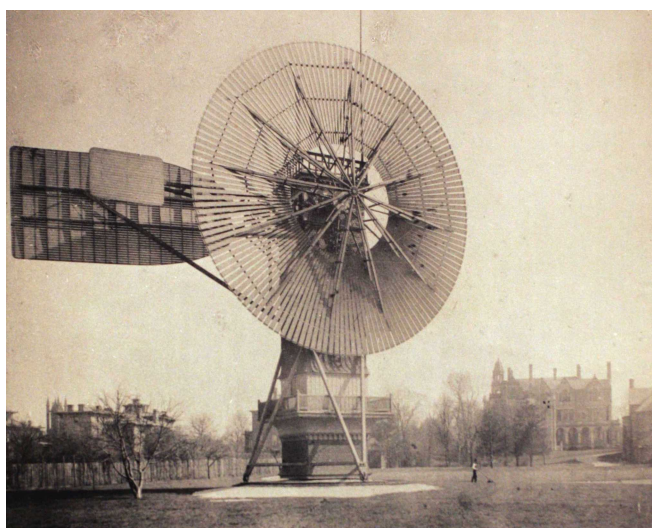


Figura 3 – Dínamo Eólico de Brush - Scientific American de 20 de dezembro de 1890

FONTE:(BRUSH, 1890)

As subseções seguintes tratam das particularidades técnicas de energia elétrica por fonte eólica.

### 2.1.1 O Comportamento do vento

A conversão da energia do vento em eletricidade é conceitualmente simples. Toma-se como ponto de partida uma massa de ar se movimentando através de uma área ( $A$ ) imaginária de seção perpendicular a direção do vento. A massa de ar, por sua vez, passa através dessa área imaginária com uma certa velocidade, dita  $v_1$ . Dessa forma, a energia cinética dessa massa é dada pela equação da energia cinética ( $K$ ) (CARTA; MENTADO, 2007):

$$K = \frac{m \cdot v_1^2}{2} \quad (2.1)$$

onde  $m$  representa a massa do ar. Essa massa pode ser escrita como uma relação entre a densidade ( $\rho_{ar}$ ) e o volume ocupado pela massa de ar ( $V_{ar}$ ), ou seja:

$$m = \rho_{ar} \cdot V_{ar} \quad (2.2)$$

Como a massa de ar está atravessando uma determinada área  $A$  (a área de varredura de um aerogerador, por exemplo) com uma velocidade  $v_1$ , a equação 2.2 pode ser reescrita em termos do fluxo de massa,  $\dot{m}$  (TONG, 2010):

$$\dot{m} = \rho_{ar} \cdot A \cdot v_1 \quad (2.3)$$

O aerogerador consegue converter a energia do vento em potência elétrica ( $P$ ). Essa potência, para uma turbina cuja área de varredura seja  $A$  e sofra a incidência de uma massa com velocidade  $v_1$  é dada por:

$$P = \frac{\rho_{ar} \cdot A \cdot v_1^3}{2} \quad (2.4)$$

onde  $\rho_{ar}$  é a densidade do ar, cujo valor, para a maioria dos problemas práticos é de  $1,225 \text{ kg/m}^3$  (CARTA; MENTADO, 2007).

Percebe-se, pela equação 2.4 que a relação entre a velocidade do vento e a potência gerada pelo aerogerador é cúbica, o que significa que variações sutis na velocidade do vento podem significativamente expressivas para a geração de eletricidade. Além disso, percebe-se também que a potência gerada é diretamente dependente da área de varredura, no caso de um aerogerador. Ou seja, quanto maior for o tamanho das pás de um aerogerador, maior sua área de varredura e maior será a energia gerada pela turbina (TONG, 2010). Quando uma massa de ar atinge um

aerogerador, ela tende a fazer o rotor da turbina girar e produzir energia elétrica, desde que o vento incidente tenha energia suficiente para isso. Porém, como não se trata de um sistema ideal, nem toda potência do vento pode ser transformada em eletricidade, devido as perdas no processo.

A eletricidade que realmente pode ser gerada depende da razão entre a velocidade do vento que atinge a turbina e a velocidade residual, conforme ilustrado pela figura 4.

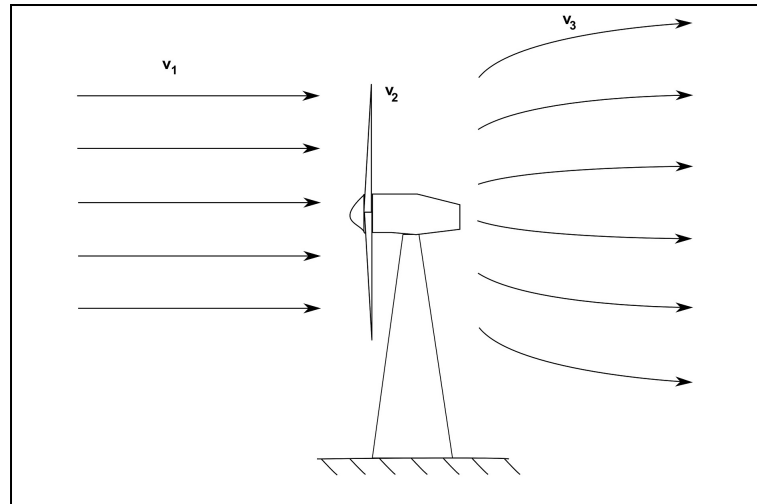


Figura 4 – Modelo idealizado de escoamento de fluido em um aerogerador

A figura 4 exibe o comportamento simplificado de uma massa de ar incidente no rotor de um aerogerador. O ar, ao tocar as pás da turbina, perde uma parte de sua velocidade inicial (representada por  $v_1$ ), mas não toda ela. Essa velocidade perdida será convertida em eletricidade pelo aerogerador. A equação 2.3 pode ser reescrita utilizando a velocidade média que atravessa as pás do aerogerador, dada pela equação 2.5:

$$\dot{m} = \rho_{ar} \cdot A \cdot \frac{v_1 + v_3}{2} \quad (2.5)$$

Dessa forma, a potência extraída do vento pelo aerogerador ( $P_w$ ) pode ser reescrita como:

$$P_w = \frac{1}{2} \cdot \left[ \rho_{ar} \cdot A \cdot \frac{v_1 + v_3}{2} \right] \cdot (v_1^2 - v_3^2) \quad (2.6)$$

A equação 2.6 pode ser reescrita, de forma a se rearranjar os termos das velocidades:

$$P_w = \frac{1}{2} \cdot \rho_{ar} \cdot A \cdot v_1^3 \cdot \frac{\left(1 + \frac{v_3}{v_1}\right) \cdot \left[1 - \left(\frac{v_3}{v_1}\right)^2\right]}{2} \quad (2.7)$$

Neste ponto faz-se necessário o emprego do chamado *coeficiente de potência* ( $c_p$ ), que representa a fração da potência eólica que pode ser aproveitada para geração de energia elétrica. Supondo-se que a área de varredura do rotor da turbina eólica continue sendo  $A$ , a equação 2.4 fica:

$$P_w = \frac{c_p \cdot \rho_{ar} \cdot A \cdot v_1^3}{2} \quad (2.8)$$

A equação 2.8 é a equação que governa o processo de conversão da energia eólica em energia elétrica. Analisando-se a equação 2.8 e a equação 2.6 pode-se concluir que o termo  $c_p$  pode ser escrito como (PATEL, 1999):

$$c_p = \frac{\left(1 + \frac{v_3}{v_1}\right) \cdot \left[1 - \left(\frac{v_3}{v_1}\right)^2\right]}{2} \quad (2.9)$$

O engenheiro alemão Albert Betz demonstrou, já em 1919, que o valor máximo que se pode obter para  $c_p$  é 0,59, quando a velocidade do ar a jusante ( $v_3$ ) da turbina for 33% da velocidade original ( $v_1$ ). A figura 5 exibe a curva de potência de uma turbina eólica capaz de gerar 800 kW de potência nominal (linha cinza), fabricada pela empresa alemã Enercon. Observa-se claramente pela figura, o efeito que o coeficiente de potência (linha em vermelho) exerce na geração de energia.

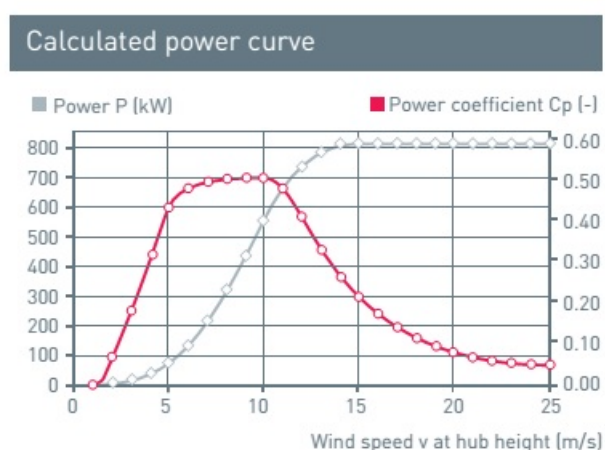


Figura 5 – Curva de potência do aerogerador Enercon E-48

FONTE: (ENERCON, 2014)

### 2.1.2 Temperatura, umidade e densidade

Como visto na seção anterior, a função que descreve a potência extraída do vento é dependente da densidade do ar. Esta por sua vez, não é uma constante (embora costume-se empregar seu valor como sendo  $1,225 \text{ kg/m}^3$ ) e pode variar conforme mudarem as condições de temperatura e pressão atmosférica; em outras palavras, a densidade do ar se altera se os parâmetros da temperatura, pressão e umidade do ar se alterarem.

O ar, apesar de ser composto por vários gases, é basicamente formado por nitrogênio e oxigênio (respectivamente 78% de  $N_2$  e 21% de  $O_2$ ). A soma desses dois gases representa cerca de 99% da composição do ar atmosférico. Como o comportamento deles se assemelha ao de um gás ideal, pode-se dizer que o ar atmosférico também se comporta como um gás ideal. O conceito de gás ideal é definido pela relação 2.10, também conhecida como *equação do gás ideal*:

$$p \cdot V = n \cdot R \cdot T \quad (2.10)$$

Nesta relação,  $p$  representa a pressão,  $V$  o volume ocupado pelo gás,  $n$  o número de mols do gás,  $R$  a constante universal dos gases e  $T$  representa a temperatura do gás.

A maioria dos gases, inclusive oxigênio e nitrogênio obedecem a essa relação com um erro máximo de apenas 1% (CENGEL; BOLES; KANOĞLU, 2011). A tabela 1 exibe valores da densidade do ar em função de sua temperatura. Nota-se que quanto menor for a temperatura, maior a densidade do ar. Isso ocorre pois o decréscimo da temperatura ocasiona uma diminuição da agitação das moléculas gasosas, levando a uma concentração maior dessas partículas. O contrário também é verdadeiro, ou seja, o aumento da temperatura favorece a agitação das partículas e sua expansão, ocasionando a diminuição da densidade do ar.

Tabela 1 – Temperatura e densidade do ar atmosférico para condições de atmosfera padrão

Temperatura $T(^{\circ}C)$	Densidade $\rho(kg/m^3)$
0	1,29
10	1,25
20	1,21
25	1,19
30	1,17
50	1,09
70	1,03
100	0,947

FONTE:(FOX; MCDONALD; PRITCHARD, 1998)

A equação 2.10 pode ser reescrita em termos da massa específica (densidade) do gás, ou seja:

$$\frac{p}{\rho_{gas}} = R \cdot T \quad (2.11)$$

Pode-se concluir, a partir da equação 2.11, que no caso dos gases ideais, a temperatura e a densidade apresentam uma relação inversamente proporcional. É importante destacar que os dados apresentados pela tabela 1 são calculados para uma atmosfera padrão, com valores de altitude e pressão atmosférica ao nível do mar.

O mesmo ocorre quando se compara a umidade do ar com a densidade do ar. O aumento da umidade do ar leva a diminuição de sua densidade, pois isso significa que houve um acréscimo nas moléculas de vapor de água ( $H_2O$ ) na composição do ar atmosférico. Ao analisar a tabela 2 percebe-se que essas moléculas de vapor de água têm um peso significativamente menor do que as moléculas de nitrogênio e oxigênio (respectivamente 18g de  $H_2O$  contra 28g de  $N_2$  e 32g de  $O_2$ , aproximadamente).

Tabela 2 – Pesos atômicos de três elementos químicos presentes no ar atmosférico

Elemento	Símbolo	Número Atômico	Peso Atômico
Hidrogênio	H	1	1,00797
Nitrogênio	N	7	14,0067
Oxigênio	O	8	15,9994

FONTE:(BACCAN et al., 1979)

Em síntese, quanto maior a concentração de moléculas de água presentes no ar atmosférico, menos denso ele fica.

Embora as variações da velocidade e direção do vento incidente em um parque eólico sejam os principais fatores que ocasionam mudanças na potência que os aerogeradores podem extrair do vento, as variações na densidade do ar também causam impactos na geração de energia eólica e a consideração de seus efeitos nos estudos energéticos deve levar a melhores resultados.

### 2.1.3 O efeito da pressão atmosférica sobre a densidade do ar

Como pode ser observado pela equação 2.10, o comportamento dos gases ideais depende de três parâmetros: volume, temperatura e pressão. Na seção anterior exibiu-se como a variação da temperatura influencia a variação da massa específica do ar. Juntamente com a temperatura, a pressão atmosférica é outro parâmetro de peso quando se avalia a variação da densidade do ar. Este, por ser extremamente compressível, apresenta grande parte de sua massa concentrada nas camadas mais baixas da atmosfera; notadamente até cerca de 5km de altitude (BARRY; CHORLEY, 2013). Além dessa altitude as condições de vida humana tornam-se mais difíceis (o ar torna-se rarefeito). Logo, quanto menos elevado for um determinado lugar, maior será a pressão atmosférica nesse local. Isso porque a massa de ar sobre esse local é maior do que em um local mais elevado. Maior massa de ar significa também maior compressão da massa de ar, o que torna o ar mais denso. Por esse motivo, ao nível do mar tem-se uma condição de maior densidade do ar em relação a outras localidades mais elevadas, ainda que essa comparação seja feita em uma situação com temperatura e umidade relativa idênticas.

## 2.2 A CONVERSÃO DA ENERGIA EÓLICA

Como visto nas seções anteriores, um aerogerador é o aparato responsável por transformar a energia cinética do vento em energia elétrica. Isso acontece quando o vento, ao incidir na área de varredura das pás da turbina, gera sustentação necessária para girar o rotor do equipamento. Este, ao girar, transfere energia cinética para o gerador, o qual está conectado ao rotor. O gerador, quando incitado, cria um campo magnético e produz energia elétrica (ANAYA-LARA et al., 2009). A energia produzida passa por um transformador, elevando sua tensão até o nível compatível com a rede de energia elétrica. Os detalhes desse processo estão descritos de forma sucinta nesta seção.

### 2.2.1 Componentes do sistema

Embora não seja o foco do trabalho a descrição do funcionamento dos equipamentos de geração, é interessante que se faça uma breve explanação desse assunto.

Isso porque o sistema de geração de energia eólica tem algumas particularidades construtivas importantes de serem entendidas. De uma maneira geral as principais partes desse sistema são: a turbina do aerogerador (composta por uma torre, uma nacelle, um rotor e pela(s) pá(s)), pelo sistema de geração de energia elétrica em si e pela fundação necessária para suportar todo esse conjunto em sua altura normal de funcionamento (figura 6). Além disso, um parque eólico deve contar ainda com um sistema de controle que permita controlar as turbinas à distância, tornando o sistema mais seguro.

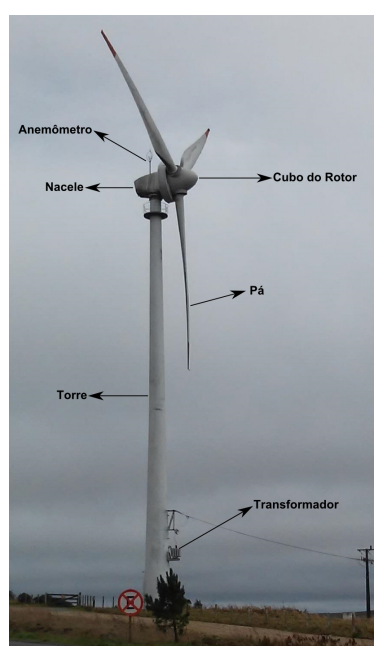


Figura 6 – Componentes de um aerogerador

FONTE: acervo pessoal

#### 2.2.1.1 Pás

As pás dos aerogeradores são peças aerodinâmicas semelhantes às asas dos aviões, com a diferença de que a força de sustentação criada quando o vento atravessa as pás de um aerogerador faz com que elas girem ao invés de levantar voo. Quando o vento incide sob as pás dos aerogeradores, além da força de sustentação, também passa a agir no sistema, perpendicularmente ao movimento das pás, a força de arrasto, que limita a rotação das pás. Portanto, o desafio construtivo de uma indústria que fabrica esses componentes é produzir uma peça cuja relação entre as forças de sustentação e de arrasto seja a melhor possível (PATEL, 2005). Outro desafio construtivo das pás é que elas são as peças mais vulneráveis do sistema, uma vez que são fixadas ao rotor por um único ponto. Ventos fortes e vibrações podem causar um efeito de alavanca nas pás, podendo ocasionar rupturas e acidentes. Além disso, o próprio sistema de controle de ângulo das pás, usado para frear o rotor ou para proteger o sistema no caso de

ventos muito fortes, pode contribuir para o aumento da força de arrasto e, conseqüente, maior fadiga nas pás do equipamento eólico. A figura 7 exibe detalhes de modernas pás fabricadas pela empresa alemã Enercon. Nota-se pela figura o comprimento dessas peças, sua fixação e também um detalhe aerodinâmico em sua extremidade.



Figura 7 – Pás recém fabricadas pela empresa alemã Enercon

FONTE:(ENERCON, 2010)

Atualmente as pás são feitas de compostos de material *epoxi* e/ou de fibra de carbono ou fibra de vidro, por serem materiais ao mesmo tempo leves e resistentes. Apesar disso, as pás são fabricadas de forma a não ultrapassarem um décimo do custo final da turbina eólica (PATEL, 2005).

#### 2.2.1.2 Nacele

A nacele é a estrutura que abriga a maior parte dos componentes de um aerogerador. Este componente é contínuo ao rotor e fixado à torre. Seu desenho normalmente é aerodinâmico, feito de forma a facilitar a passagem do vento por ele. Na nacele se encontram o eixo do rotor, a caixa multiplicadora (quando há), o gerador, o sistema de controle da energia gerada, o sistema de freio da turbina e o sistema de orientação da turbina. Fixo à carcaça da nacele há, normalmente, um anemômetro, cujas medições são utilizadas pelo próprio sistema de orientação do aerogerador para posicionar a turbina na direção do vento.

#### 2.2.1.3 Torre

A torre é o pilar de sustentação do conjunto de geração de energia elétrica, sua estrutura deve ser robusta o suficiente para suportar, além do peso dos componentes que estão montados sobre ela, também tensões e vibrações ocasionadas pelos ventos e pelo próprio funcionamento da turbina. As torres são construídas em aço ou em concreto e podem ser treliçadas ou em formato cilíndrico, tal qual um poste. O

maior desafio desse componente é evitar que a estrutura apresente uma frequência de ressonância próxima à frequência de flutuação do ventos, situação que poderia comprometer todo o aerogerador (PATEL, 1999). Preferencialmente, ao se construir um parque eólico, deve-se optar pela construção de torres com altura maior do que 30 metros, para diminuir a interferência negativa na velocidade do vento que árvores, prédios ou outras estruturas ocasionam.

## 2.2.2 Classificação dos aerogeradores

Os aerogeradores podem ser classificados de variadas formas, cujas principais são: pela orientação de seu eixo de rotação, pelo número de pás da turbina, pela capacidade de geração das turbinas, pelo tipo de instalação (local) e/ou pelo tipo de gerador da turbina.

### 2.2.2.1 Aerogeradores segundo sua capacidade de geração

Existem aerogeradores projetados para geração de pequenas quantidades de energia, normalmente voltados para o abastecimento residencial; e existem equipamentos projetados para produzir energia em escalas maiores. Pequenas turbinas eólicas são aquelas que produzem até 100 kW de potência elétrica. Normalmente são empregadas em aplicações “fora da rede”, ou seja, em casos onde a rede elétrica não está disponível para uma determinada residência ou pequena comunidade. Nos últimos anos, porém, há um esforço em se utilizar essas turbinas em locais abastecidos pela rede elétrica, como forma de gerar renda para o proprietário do equipamento. As turbinas de porte médio são aquelas que produzem entre 100 kW e 1 MW de potência elétrica. Suas aplicações podem ser tanto para geração de energia em locais não abastecidos pela rede de energia elétrica quanto em aplicações voltadas ao abastecimento da rede. Por fim, as máquinas de grande porte são aquelas capazes de produzir mais do que 1 MW de potência elétrica. São usadas para fornecer energia elétrica para a rede de energia (TONG, 2010).

### 2.2.2.2 Aerogeradores de eixo vertical e horizontal

A maioria das turbinas comercializadas atualmente são modelos de eixo horizontal, o que significa que seu eixo de geração se encontra na posição horizontal, paralelo ao solo. Essa configuração apresenta como vantagens: sua eficiência, baixas velocidades de *cut-in* (velocidade a partir da qual a turbina efetivamente passa a gerar energia) e menor custo da energia produzida quando comparada com os aerogeradores de eixo vertical (TONG, 2010). No entanto, são equipamentos que necessitam serem “apontados” para a direção predominante do vento. Isso não ocorre nos aerogeradores de eixo vertical, pois seu desenho permite captar ventos que sopram em qualquer direção.

Outra vantagem desse tipo de configuração é que, ao contrário do aerogeradores de eixo horizontal, o seu gerador e caixa de engrenagens são instaladas próximas ao solo, o que facilita a instalação e a manutenção do equipamento. Porém, os aerogeradores de eixo vertical precisam de maiores velocidades de *cut-in*, ou mesmo de uma fonte externa de energia para sua inicialização e são menos eficientes do que as de eixo horizontal. A figura 8 exibe dois aerogeradores, um de eixo vertical (A), cujo *design* leva o nome de seu desenvolvedor, o engenheiro francês Darrieus; e, outro de eixo horizontal com três pás (B).

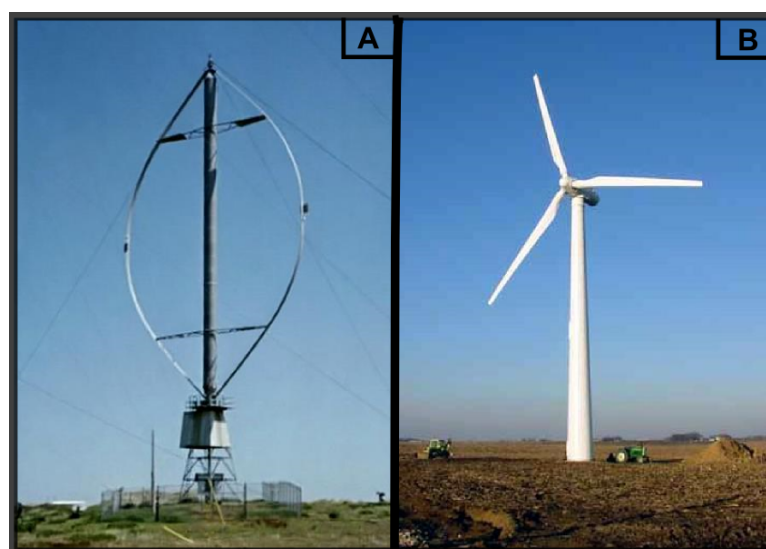


Figura 8 – Aerogerador de eixo vertical (A) e de eixo horizontal (B)

FONTE:(Upper Great Plains Wind Energy, 2013)

Para fins de produção de energia elétrica em larga escala, costuma-se utilizar aerogeradores que possuem entre uma e três pás, sendo que a configuração mais consolidada é a que utiliza três pás, por apresentar um melhor balanço de forças e pela energia ser produzida de forma mais estável (PATEL, 1999). Aumentar o número de pás leva ao aumento do torque produzido pela turbina e requer uma sustentação mais sólida do rotor. Aplicações que requerem maior força, como moagem de grãos e bombeamento de água por fonte eólica, exigem uma configuração com maior número de pás (PATEL, 2005).

### 2.2.2.3 Aerogeradores *on-shore* e *off-shore*

Os parques eólicos usualmente são instalados em terra firme (para dentro da costa ou *on-shore*). Esse tipo de instalação tem uma série de vantagens interessantes principalmente do ponto de vista econômico: menor custo de instalação e de fundação, menores custos com cabeamento e menores custos com mão de obra. Além disso, um parque eólico em terra apresenta também maior facilidade de acesso e maior

facilidade de integração da energia gerada com a rede elétrica, quando comparado a uma instalação fora da costa. Ainda assim, a possibilidade de se instalar o parque eólico fora da costa (*off-shore*) vem ganhando força nos últimos anos, devido a fatores técnicos, como, por exemplo, a menor interferência da rugosidade do terreno; o que se traduz em mais energia produzida pelo equipamento e conseqüentemente, maior lucro (TONG, 2010).

#### 2.2.2.4 Tipos de geradores

O gerador, como já mencionado, é responsável pela conversão da energia mecânica do rotor em energia elétrica. Os geradores podem ser de corrente alternada (CA) ou um gerador de corrente contínua (CC) (PATEL, 2005); muito embora todo o processo de geração de energia elétrica ocorra em corrente alternada, devido a própria física dos geradores. Um gerador é composto basicamente por um estator (carcaça externa) e um rotor. O rotor gira dentro do corpo do estator, separado deste apenas por uma fina camada de ar. O estator e o rotor possuem núcleos de ferro e bobinas, normalmente feitas de cobre. A produção da eletricidade se dá quando o rotor gira e as bobinas e os núcleos de ferro de uma e de outra parte criam um campo magnético variável (diferença de polaridade entre as orientações das bobinas), gerando corrente elétrica (PATEL, 1999). O que difere um gerador de corrente contínua dos demais é o processo que vem após a corrente elétrica ser gerada. Os geradores tipo CC atualmente possuem um sistema de retificadores feitos de material semicondutor, que permitem transformar a energia gerada em corrente alternada para corrente contínua. Há também outros dois tipos importantes de geradores que funcionam em corrente alternada:

- Gerador Síncrono;
- Gerador de Indução.

O gerador síncrono, é o modelo que produz energia elétrica de melhor qualidade, por não precisar de energia reativa da rede de distribuição. É também o tipo de gerador mais utilizado no mundo para gerar energia elétrica em larga escala. Grandes fabricantes de aerogeradores têm optado por sua utilização, numa construção que torna desnecessário o uso de uma caixa multiplicadora, diminuindo o tamanho da nacela e também o seu peso (PATEL, 2005).

O gerador de indução, por sua vez, é o modelo mais utilizado pelos fabricantes de turbinas eólicas, por se tratar de um modelo robusto e de baixa manutenção. O gerador de indução requer energia reativa da rede para funcionar; e o equipamento eólico necessariamente precisa ter uma caixa multiplicadora, sendo essas suas principais desvantagens.

## 2.3 ENERGIA EÓLICA E A REDE DISTRIBUIDORA

Ao se analisar a questão da geração eólica de energia elétrica, mais do que expor como funciona o mecanismo de geração, é razoável que se exponha, ainda que de maneira sucinta, como ela interage com a rede elétrica e quais dificuldades isso acarreta. Esta seção apresenta alguns conceitos básicos dos efeitos e dos cuidados necessários para se colocar um parque eólico para interagir com um sistema elétrico.

### 2.3.1 O despacho da energia gerada

No momento da usina despachar a eletricidade gerada para a rede elétrica é necessário que o parque eólico siga as regras impostas pelo operador do sistema elétrico. Só assim a energia produzida pode ingressar na rede sem causar danos. Existem diferenças significativas entre o sistema de geração eólica de energia elétrica e uma central de geração síncrona convencional, dos quais pode-se citar:

- As turbinas eólicas empregam sistemas geradores diferentes (por vezes baseados em conversores) daqueles utilizados em plantas geradoras convencionais;
- A fonte motriz da geração eólica, o vento, não é possível de ser armazenada ou controlada e varia aleatoriamente;
- O tamanho típico de uma turbina eólica isolada é muito menor do que o de um gerador síncrono convencional.

Devido a essas diferenças, a energia eólica interage de forma diferente com a rede elétrica. Pode-se esperar alguns impactos decorrentes dessas particularidades, que irão afetar a qualidade da energia elétrica entregue a rede, tais como: distorções na tensão dos harmônicos, flutuações na tensão elétrica, interferência na dinâmica do sistema elétrico e na sua estabilidade e, por fim, há a necessidade de se trabalhar as turbinas em conjunto com a frequência da energia elétrica da rede e sua tensão elétrica (ANAYA-LARA et al., 2009). De forma a atingir níveis de confiabilidade, qualidade e segurança desejáveis a preços praticáveis ao consumidor, o operador do sistema de transmissão de energia elétrica deve atender a alguns critérios básicos, tais como:

- Catalogar e especificar as usinas geradoras componentes do sistema;
- Planejar melhorias na rede de transmissão e distribuição;
- Contribuir para a correta alocação de recursos, balanceando as necessidades de cada tipo de planta geradora;

- Garantir as propriedades essenciais para a operação do sistema elétrico, no que diz respeito à confiabilidade da energia elétrica entregue, à qualidade da energia e à segurança no abastecimento elétrico tanto no curto quanto no longo prazo.

Os pontos-chave para se conseguir cumprir todos esses itens são: o controle do sistema elétrico e as especificações do sistema. Se o operador do sistema age corretamente para garantir que as especificações sejam atingidas, então o sistema torna-se confiável. Um sistema confiável se traduz em benefícios ao consumidor final, evitando distúrbios na rede, que podem causar danos aos equipamentos eletroeletrônicos conectados a ela. Para garantir uma energia elétrica com um mínimo de efeitos adversos, o operador do sistema elétrico deve seguir os parâmetros de qualidade da energia elétrica. A tabela 3 exibe alguns desses parâmetros. É importante frisar que esses parâmetros podem variar de acordo com o país de instalação da usina, sua localização geográfica e outros fatores próprios de cada rede de distribuição de energia elétrica.

Tabela 3 – Parâmetros de qualidade de energia e suas especificações

<b>Parâmetro</b>	<b>Espectro</b>	<b>Duração</b>	<b>Causas</b>
Interrupções	-	10 ms - 3 min	Curto circuitos diretos, Desconexões
Quedas	-	10 ms - 1 min	Curto circuitos na rede; Ignição de motores potentes
Elevações	-	10 ms - 1 min	Falta de aterramento; Desligamento de cargas muito consumidoras; Ajuste incorreto de subestações
Variações rápidas na tensão	-	Indefinida	Chaveamento de cargas pesadas; Motores; Curto na rede
Variações de longa duração	-	Estacionário	Tensão de fornecimento
Desequilíbrio de tensão	-	Estacionário	Conexões fracas na rede; Cargas monofásicas
Harmônicos	n=2 - 40	Estacionário	Cargas não-lineares; Fenômenos de ressonância; Saturação dos Transformadores
Flutuações na tensão	< 25 Hz	Intermitente	Turbinas Eólicas; Máquinas de solda; Ignição de motores potentes; Fornos de arco
Variações na frequência da rede	60 Hz	< 10 s	Frequência da rede

FONTE:(HANSEN et al., 2002), (MAIA, 2011)

Conclui-se, do entendimento da Tabela 3, que as turbinas eólicas ao mesmo tempo que são responsáveis por fornecer energia à rede, podem ocasionar problemas a ela. Dentre eles, destaca-se o efeito das flutuações na tensão elétrica da rede. Para minimizar esse efeito, garantindo a qualidade da energia fornecida, utilizam-se alguns

dispositivos, como por exemplo:

- Relês comutadores: dispositivos capazes de minimizar os efeitos de queda de tensão. São usados para proteger equipamentos eletro-eletrônicos de danos que as quedas na tensão elétrica podem acarretar. Para os equipamentos mais modernos, utilizam-se normalmente relês baseados em tirístores tipo GTO (*Gate Turn Off*), por sua rapidez de comutação;
- Controladores de passo: dispositivos utilizados para regular a tensão elétrica e compensar a energia reativa do sistema.
- Controladores contínuos: pode-se agrupar esses conversores em dois grupos, os conversores tipo *Shunt* e os conversores tipo série. Os conversores tipo *Shunt* injetam corrente na rede de energia elétrica, em seu ponto de junção. Essa injeção de corrente serve para compensar diferentes tipos de distúrbios. Os tipos de conversores *Shunt* mais comuns são o SVC (*Static Var Compensator*), o STATCOM (*Static Synchronous Compensator*) e o AHF (*Active Harmonic Filters*). Os conversores tipo Série injetam uma tensão com um certo atraso de fase entre a linha do gerador e as cargas. O resultado é a mudança de fase da onda de energia nas cargas. O equipamento mais usado neste caso é o DVR (*Dynamic Voltage Restorer*). Em resumo, os conversores tipo *Shunt* corrigem distúrbios na corrente elétrica da rede de distribuição, enquanto que os tipo Série, corrigem distúrbios da tensão elétrica. Ambos os tipos podem ser combinados, resultando no que se chama de UPQC (*Unified Power Quality Conditioner*).

Quando existem um ou mais parques eólicos conectados à rede elétrica de energia, deve-se preferencialmente utilizar um dispositivo tipo UPQC, por ser o mais eficiente em minimizar as flutuações de tensão elétrica ocasionadas pelas turbinas eólicas (HANSEN et al., 2002).

## 2.4 A PREVISÃO DE GERAÇÃO DE ENERGIA EÓLICA

Como visto, quanto maior a participação da energia eólica em uma rede de energia elétrica, maior serão as dificuldades que o operador do sistema elétrico terá de enfrentar ao disponibilizar essa energia. Os desafios são variados e compreendem desde questões técnicas até questões econômicas e financeiras. A estocasticidade do fator eólico gera incerteza sobre a quantidade de energia elétrica que um determinado parque pode produzir em um dado momento, o que se traduz, entre outras coisas, em dificuldades na precificação da energia elétrica despachada. Embora essas dificuldades não sejam exclusivas da geração eólica, elas são mais desafiadoras, demandando

novas soluções em planejamento, *design* e operação do sistema elétrico (HANSEN et al., 2002).

### 2.4.1 Classificação das previsões

Um modelo de previsão de geração de energia eólica (PGEE) pode estar encaixado em uma das três classes:

- Modelo Físico
- Modelo Estatístico
- Modelo Híbrido

Dentro dessas classes, os modelos são agrupados segundo seu alcance temporal, ou seja, segundo seu horizonte de previsão. Há modelos de curtíssimo, curto e médio prazo. Os modelos de curtíssimo prazo realizam a previsão da geração da energia produzida em até 9 horas à frente, os modelos de curto prazo são capazes de prever até 72 horas à frente, e os modelos de médio prazo são capazes de prever até 7 dias à frente (LIMA et al., 2013). Esses diferentes horizontes temporais têm, cada um, uma aplicação, conforme ilustrado pela tabela 4.

Tabela 4 – A utilidade da previsão de geração eólica segundo seus horizontes temporais

Horizonte Temporal	Utilidade
Curtíssimo prazo (até 9 horas)	Desempenho da geração eólica; Economia no despacho da energia elétrica; Auxílio em evitar “gargalos” na rede elétrica Auxílio no plano de manutenção das linhas;
Curto prazo (até 72 horas)	Auxílio em evitar “gargalos” na rede elétrica; Administração da reserva energética para o dia seguinte; Desempenho da geração eólica; Economia no despacho da energia elétrica;
Médio prazo (até 7 dias)	Planejamento de manutenções: linhas de energia e do próprio parque eólico

FONTE:(MONTEIRO et al., 2009)

A previsão eólica de curtíssimo prazo consiste, usualmente, em um modelo que emprega um método estatístico (redes neurais, Lógica Fuzzy, Filtro de Kalman, entre outros) aplicado a séries de dados passados para se prever valores futuros. Um modelo de PGEE de curtíssimo prazo tanto pode prever geração de energia elétrica a

partir de informações passadas sobre a velocidade do vento, quanto pode ser feito de forma a prever diretamente a geração de energia elétrica, a partir de dados anteriores da quantidade de energia elétrica gerada. No primeiro caso, a velocidade do vento é transformada em energia através de uma relação semi empírica formulada para cada modelo de equipamento eólico, por seus fabricantes. A relação é apresentada pela curva de potência do equipamento eólico. Pode-se ainda incluir como dados de entrada no modelo de previsão variáveis como: direção do vento, densidade do ar e temperatura. Essa inclusão tende a melhorar o resultado final do modelo de previsão (MONTEIRO et al., 2009). Normalmente os modelos de PGEE de curtíssimo prazo são baseados em métodos estatísticos, devido a dificuldade de se trabalhar com dados meteorológicos em um horizonte de tempo muito curto (WANG; GUO; HUANG, 2011).

A previsão eólica de curto prazo e de médio prazo, por outro lado, fazem, usualmente, o uso de um modelo físico para realizar a previsão da geração de energia elétrica. O que se faz nesse caso é utilizar um modelo regional de previsão do tempo para prever a intensidade dos ventos. O vento previsto é comparado com a curva de potência do equipamento eólico, gerando uma estimativa da energia elétrica que poderá ser produzida. (MONTEIRO et al., 2009).

Quando se une em um mesmo modelo, seja ele de médio ou de curto prazo, abordagens físicas e estatísticas, diz-se que o modelo é um modelo híbrido. Ou seja, utiliza resultados de modelos numéricos de previsão do tempo e também faz a análise das séries temporais de dados de vento ou geração anteriores, na tentativa de combinar as vantagens de ambos os métodos (LIMA et al., 2013).

## 2.4.2 Importâncias da PGEE

O fato da energia eólica ser proveniente de uma fonte que não pode ser armazenada implica que, ainda que se tenha um grande parque eólico instalado, com turbinas de alto coeficiente de potência, se em determinado momento não houver vento com intensidade suficiente para que as turbinas gerem energia elétrica, o parque eólico simplesmente para de produzir. Isso torna a energia eólica arriscada, pois o suprimento das demandas energéticas da rede pode não ser atingido. A PGEE foi concebida para preencher essa lacuna; através dela pode-se estimar a geração de energia elétrica, viabilizando a integração dos parques à rede elétrica de maneira mais segura (DALMAZ; PASSOS; COLLE, 2008). A previsão da geração de energia eólica (PGEE) é, portanto, uma importante ferramenta para a geração de energia eólica. Através dela, os proprietários de usinas, os *traders* e os operadores do sistema de transmissão de energia elétrica conseguem ter melhor noção dos riscos que estão correndo e podem gerenciá-los de forma otimizada. O resultado do emprego da PGEE se traduz em melhoria na qualidade da energia elétrica entregue ao consumidor final. A escolha

do tipo e da forma como será (e se será) negociada a aquisição de um modelo de previsão depende da capacidade do parque eólico. Para parques de pouca capacidade, o custo de se implantar essas técnicas pode não ser atrativo (BARTHELMIE; MURRAY; PRYOR, 2008). No entanto, para as grandes usinas eólicas, cada vez mais comuns, seu emprego torna-se vital.

### 2.4.3 Os modelos de PGEE

A fim de ilustrar a importância que é dada à previsão da geração de energia eólica em todo mundo, exibe-se na tabela 5 alguns modelos de previsão utilizados atualmente.

Tabela 5 – Alguns modelos de PGEE utilizados atualmente e sua origem

<b>Modelo</b>	<b>Desenvolvedor</b>	<b>Horizonte Temporal</b>	<b>Método</b>
WPMS	ISET, Alemanha	Curtíssimo prazo	Estatístico
WPPT	IMM & DTU	Curto prazo	Estatístico
Prediktor	Risø	Curto prazo	Físico
Zephyr	Risø & IMM	Curto prazo	Híbrido
WPFS Ver. 1.0	ICCEE, China	Curto prazo	Híbrido
ANEMOS	Vários	Curto-curtíssimo prazo	Híbrido
ARMINES (AWPPS)	Comissão Européia	Curto-curtíssimo prazo	Híbrido
Ewind	AWS Truewind	Curto prazo	Híbrido
Sipreolico	Espanha	Curto prazo	Estatístico
Previento	Oldenburg University	Longo prazo	Híbrido
LocalPred & RegioPred	CENER	Longo prazo	Híbrido
WEPROG	UCC	Longo prazo	Híbrido

FONTE:(WANG; GUO; HUANG, 2011)





Figura 10 – Os 5 aerogeradores do parque eólico de Palmas (COPEL)

FONTE: acervo pessoal



Figura 11 – Aerogerador ENERCON modelo E-40, do parque eólico de Palmas (COPEL)

FONTE: acervo pessoal

A identificação do grande potencial eólico da região deu-se através das medições de vento realizadas a partir do ano de 1995 com o Projeto Ventar, coordenado pela Copel. O custo de implantação da usina ficou em torno de US\$ 3.000.000,00, sendo

30% desse valor assumido pela Copel e o restante, 70% pela empresa privada *Wobben Wind Power Ind. e Com.*, sediada em Sorocaba-SP. Atualmente a Copel possui 100% do controle da usina (CAMARGO, 2005),(COPEL, 2013).

O parque eólico de Palmas foi o primeiro da região sul do Brasil. A montagem de seus cinco aerogeradores ocorreu no tempo recorde de uma semana; e a usina entrou em operação em fevereiro de 1999 (COPEL, 2013).

A usina eólica de Palmas faz fronteira com outro parque eólico, o de Água Doce, no Estado de Santa Catarina (figura 12).



Figura 12 – Entrada do parque eólico de Água Doce (SC), vizinho ao parque eólico de Palmas (PR)

FONTE: acervo pessoal

### 3.1.1 Dados da UEE de Palmas

Os dados de geração de energia elétrica da UEE de Palmas foram fornecidos pela empresa de energia elétrica Copel. A empresa disponibilizou, juntamente com os dados de geração de energia elétrica, as séries de observações da velocidade do vento, cujo horizonte temporal, para ambos os casos, varia entre janeiro de 2008 até dezembro de 2011. Os dados de geração de energia elétrica representam a soma de energia produzida pelas cinco turbinas eólicas. Os dados meteorológicos, também fornecidos pela empresa Copel, foram gerados por um anemômetro instalado próximo às turbinas eólicas do parque. O sensor está instalado em uma torre de medição (longitude  $51^{\circ}41'51,0''$  e latitude  $26^{\circ}34'46,8''$ ) à 75 metros de altitude. Os dados são registrados a cada dez minutos (LIMA et al., 2013).

### 3.1.1.1 Ajuste da velocidade dos ventos pela altitude

Os dados do sensor anemométrico foram interpolados para a altitude do cubo do rotor dos aerogeradores, ou seja, 44 metros à partir do solo. Tal interpolação foi feita considerando que o vento tem um perfil logarítmico, de acordo com a equação 3.1:

$$U = \left( \frac{u_*}{k} \right) \cdot \ln \left( \frac{z}{z_0} \right) \quad (3.1)$$

onde  $U$  representa a velocidade do vento (m/s),  $u_*$  representa a velocidade de atrito da superfície (m/s),  $k$  é a constante de Von Kármán (adimensional),  $z$  é a altura (m) e  $z_0$  representa a rugosidade do terreno (m).

A relação entre duas altitudes de ventos distintas, uma delas conhecida e outra desconhecida, é dada pela equação 3.2.

$$\frac{U(z)}{U(h)} = \frac{\ln \left( \frac{z}{z_0} \right)}{\ln \left( \frac{h}{z_0} \right)} \quad (3.2)$$

Onde:  $U(z)$  é a velocidade de referência (anemômetro),  $U(h)$  é a velocidade média do vento na altura  $h$ ,  $z$  é a altura do anemômetro;  $h$  representa a altura do aerogerador e  $z_0$  é a “altura de rugosidade”, função do tipo de ocupação do solo.

Através dessa equação foi possível corrigir a velocidade dos ventos captada pelo anemômetro, da altitude de 75 metros, para a altitude do cubo do rotor dos aerogeradores (44 metros). Foi considerado que o terreno no local possui uma altura de rugosidade de 0,03 m, constante ao longo do ano (LIMA et al., 2013).

### 3.1.2 Curva de potência dos aerogeradores

Juntamente com os dados de ventos e geração de energia, a Copel disponibilizou também a curva de potência do aerogerador ENERCON modelo E-40 - 500kW, que corresponde ao modelo das cinco turbinas do parque eólico de Palmas. A figura 13 exibe essa curva. Os dados que compõem a curva foram tomados pelo próprio fabricante, ou seja, pela empresa Wobben-ENERCON.

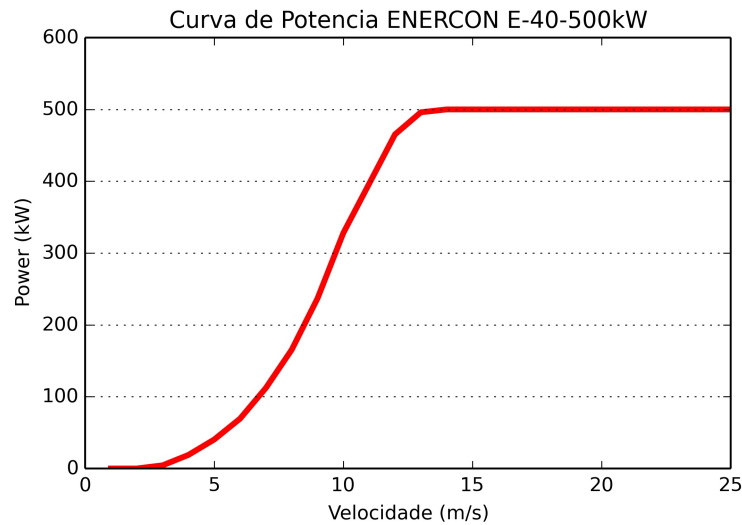


Figura 13 – Curva de potência do aerogerador Enercon modelo E-40 - 500 kW

Os dados que formam a curva de potência foram tomados para uma atmosfera padrão, à nível do mar, onde:  $\rho = 1,225 \text{ kg/m}^3$  (ENERCON, 2005).

A curva de potência dos aerogeradores foi fornecida em sua forma discreta, com valores de potência eólica em função da velocidade do vento incidente variando entre 2,5 m/s (velocidade de *cut-in*, ou o valor no qual a turbina começa a gerar energia elétrica) e 25,0 m/s. Porém os valores discretos não atendem todos os possíveis valores de velocidade de vento que podem ocorrer, portanto, de maneira a tornar a curva de potência viável para o presente estudo, foi necessário realizar sua interpolação, da qual surgiram três equações, cada uma para um determinado intervalo de valores de velocidades de vento. As equações representam a potência estimada ( $P_e$ ), interpolada da curva de potência discreta, em função da velocidade do vento ( $v_1$ ):

- Velocidades de vento entre 2,5 m/s e 10,0 m/s:

$$P_e = 0,3077 \cdot v_1^3 + 0,3754 \cdot v_1^2 - 1,8702 \cdot v_1 + 0,31 \quad (3.3)$$

- Velocidades de vento entre 10,0 m/s e 13,0 m/s:

$$P_e = -18,9 \cdot v_1^2 + 503,3 \cdot v_1 - 2852,8 \quad (3.4)$$

- Velocidades de vento superiores à 13,0 m/s:

$$P_e = 500 \quad (3.5)$$

Acima de uma velocidade de vento de 13 m/s,  $P_e$  passa a ser constante, pois o equipamento atinge sua capacidade de geração nominal. E para velocidade de vento acima de 25 m/s, a turbina atinge sua velocidade de *cut-off* (ou velocidade de desligamento), onde, por motivos de segurança, a turbina para de gerar eletricidade.

A curva de potência foi empregada à série de previsão de ventos para estimar a potência eólica capaz de ser extraída pelos cinco aerogeradores do parque de Palmas, conforme apresentado na seção de resultados.

## 4 MÉTODOS

O conhecimento e análise de uma determinada série temporal têm por finalidade o entendimento do comportamento dos dados que representam um fenômeno. A partir desse conhecimento pode-se entender melhor o fenômeno e ainda tentar prevê-lo (CHATFIELD, 1995). Para a previsão dos dados futuros, busca-se, neste trabalho, aplicar uma técnica baseada na metodologia desenvolvida por *Box & Jenkins*, também conhecido por modelagem ARIMA (*autoregressive integrated moving average*). Os resultados do modelo são reflexo somente das observações do estado passado do conjunto de dados que descreve o fenômeno (SILVA, 2005). A metodologia *Box & Jenkins* foi aplicada para as séries de dados de velocidade do vento e para a série de geração de energia eólica observadas na Usina Eólica de Palmas (PR). Os detalhes do modelo ARIMA são abordados nas seções seguintes. A metodologia apresentada nesse capítulo foi aplicada aos dados correspondentes aos anos de 2008, 2009 e 2010 para todas as séries temporais. O ano de 2011 será utilizado para validação dos modelos desenvolvidos.

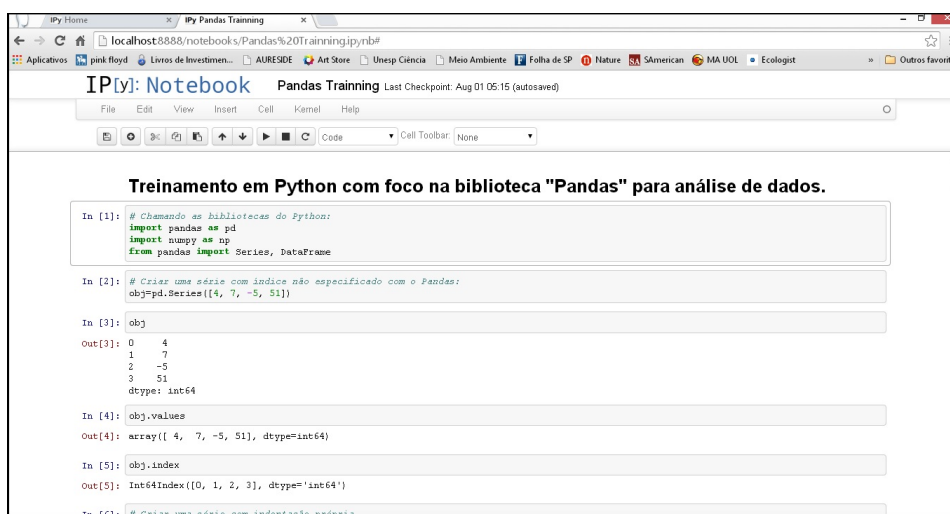
### 4.1 FERRAMENTAS DE ANÁLISE DE DADOS

As séries temporais de velocidade do vento e de energia gerada no Parque Eólico de Palmas foram entregues em sua forma “bruta”, ou seja, sem tratamento prévio para verificar a consistência de seus dados. No entanto, para que se possa trabalhar de forma precisa, tal análise faz-se necessária; somente através dela pode-se eliminar falhas e possíveis dados inconsistentes, preparando a série para ser trabalhada da melhor forma possível. Esse passo pode ser considerado um passo inicial, pois dele não sairá nenhum resultado imediato. Ao mesmo tempo que, sem ele, nenhum resultado poderia ser considerado aceitável.

Para realizar essa análise, pode-se escolher entre diversas ferramentas computacionais para análise de dados, já desenvolvidas, como por exemplo o software Microsoft Excel ou o pacote matemático MATLAB. Também é possível desenvolver uma rotina computacional em alguma linguagem de programação (Fortran, C, Python, entre outras). Neste trabalho optou-se por desenvolver uma rotina computacional em linguagem Python (v.2.7), para a análise inicial dos dados. O Python, dentre todas as opções disponíveis, acabou por se provar a escolha ideal pois se trata de uma linguagem em constante aprimoramento, mas que já conta com uma extensa biblioteca matemática (comparável com a dos principais softwares matemáticos existentes no mercado), além de possuir bibliotecas específicas para análise de dados, chamada

*pandas* (MCKINNEY, 2012).

O código desenvolvido foi compilado através da plataforma Ipython (Anaconda versão 3.4), um ambiente interativo que permite ao usuário, além de programar, visualizar gráficos, imagens e tabelas (PEREZ; GRANGER, 2007). Outra vantagem do ambiente Ipython é que a programação é compilada em blocos. Isso torna o processo de programação mais rápido e eficiente, uma vez que não é necessário compilar todo o código de uma vez só. Com isso, a identificação de erros de programação se torna instantânea e um erro não afeta o restante do código. A figura 14 exibe um exemplo do ambiente Ipython.



```
In [1]: # Chamando as bibliotecas do Python:
import pandas as pd
import numpy as np
from pandas import Series, DataFrame

In [2]: # Criar uma série com índice não especificado com o Pandas:
obj=pd.Series([4, 7, -5, 51])

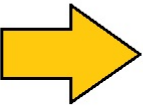
In [3]: obj
Out[3]:
0    4
1    7
2   -5
3   51
dtype: int64

In [4]: obj.values
Out[4]: array([ 4,  7, -5, 51], dtype=int64)

In [5]: obj.index
Out[5]: Int64Index([0, 1, 2, 3], dtype='int64')
```

Figura 14 – Exemplo do emprego do ambiente Ipython para análise de dados

A biblioteca *pandas* (abreviações inglesas para *panel data* e *Python data analysis*) torna o processo de análise mais simples e prático. Rotinas de mais difícil implementação em outras linguagens (como a verificação de erros em uma série de dados, por exemplo), são realizadas através de algumas poucas linhas de código (MCKINNEY, 2012). Através dessa biblioteca também é possível exportar os dados gerados e/ou analisados para outros formatos (por exemplo: formato compatível com Microsoft Excel). A figura 15 exibe um exemplo dos dados tratados pelo programa computacional criado em linguagem Python e salvo (pela própria rotina) em formato Excel (.xlsx).



ANO, MES, DIA, HORA, DIR, VEL	DIA	MES	ANO	HORA	VEL	DIR
2008,01,01,00:00,000,5.62	0	1	1	2008 00:00	5,84	0
2008,01,01,00:10,001,6.10	1	1	1	2008 00:10	6,3	1
2008,01,01,00:20,005,6.66	2	1	1	2008 00:20	7,1	5
2008,01,01,00:30,010,7.24	3	1	1	2008 00:30	7,31	10
2008,01,01,00:40,015,6.54	4	1	1	2008 00:40	6,8	15
2008,01,01,00:50,013,6.45	5	1	1	2008 00:50	6,98	13
2008,01,01,01:00,015,5.77	6	1	1	2008 01:00	6,6	15
2008,01,01,01:10,014,5.34	7	1	1	2008 01:10	6,51	14
2008,01,01,01:20,001,5.10	8	1	1	2008 01:20	6,11	1
2008,01,01,01:30,023,5.78	9	1	1	2008 01:30	6,59	23
2008,01,01,01:40,019,5.64	10	1	1	2008 01:40	6,62	19
2008,01,01,01:50,019,5.93	11	1	1	2008 01:50	6,57	19
2008,01,01,02:00,021,5.79	12	1	1	2008 02:00	5,65	21
2008,01,01,02:10,030,5.05	13	1	1	2008 02:10	5,49	30
2008,01,01,02:20,031,3.25	14	1	1	2008 02:20	3,53	31
	15	1	1	2008 02:30	4,24	8

Figura 15 – Exemplo do resultado do tratamento de dados realizado

O Python conta ainda com uma poderosa biblioteca gráfica denominada *matplotlib*. Os gráficos das séries anuais de dados de velocidades dos ventos em Palmas, apresentados no capítulo 5, foram gerados em ambiente lpython, através dessa biblioteca. Seu uso é feito a partir das linhas de código e seu resultado gráfico pode ser visualizado dentro do próprio ambiente do lpython, ou separadamente em outra janela (como o usuário preferir). Ela permite a total configuração do aspecto dos gráficos gerados e permite ainda que o usuário armazene as figuras geradas no formato que desejar, segundo a resolução que melhor lhe convir.

No que diz respeito à elaboração de modelos de previsão de geração, preferiu-se, ao invés de se gerar outras rotinas computacionais em linguagem Python, gerar essas rotinas em um software denominado R (TEAMR, 2015). O R é, antes de mais nada, uma linguagem computacional voltada para análise estatística. Seu diferencial fica por conta de possuir um ambiente computacional próprio e por possuir diversos pacotes consolidados, capazes de auxiliar o usuário na solução dos mais diversos problemas estatísticos. Adiciona-se a isso o fato do R ser desenvolvido em código aberto (trata-se de um “software livre”), o que significa, em termos práticos, que não é necessário adquirir uma licença para utilizá-lo. Seu desenvolvimento é realizado por pesquisadores das mais diferentes e renomadas instituições de ensino e pesquisa ao redor do mundo; incluindo-se aí a Universidade Federal do Paraná (UFPR) (TEAMR, 2015).

A figura 16 exibe um exemplo de uma tela do ambiente R sendo utilizado em sistema operacional Microsoft Windows.



O histograma de classes fornece informações sobre a frequência de ocorrência de determinados valores. A seguir apresenta-se em detalhes cada um dos parâmetros estatísticos de interesse.

- Média aritmética

A média é uma medida de tendência central, que informa qual o valor médio de um determinado conjunto de dados. Supondo-se uma amostra de tamanho  $N$  constituída por elementos  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , a média aritmética dos dados pode ser escrita como:

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (4.1)$$

- Desvio padrão e Variância

A variância e o desvio padrão são medidas de dispersão dos dados de uma amostra em relação a uma medida de tendência central (como, por exemplo, a média). A variância amostral é uma medida de dispersão que indica o desvio quadrático médio em relação à média dos dados, e seu equacionamento é dado por:

$$\sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (4.2)$$

A variância não é capaz de preservar as unidades originais dos dados aos quais ela tenha sido aplicada. Para se manter as unidades originais, utiliza-se o teste do desvio padrão, que é definido como a raiz quadrática da variância dos dados:

$$s = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (4.3)$$

- Assimetria e Curtose

A assimetria e a curtose são medidas de dispersão que possibilitam a interpretação quantitativa de gráficos de frequência (histogramas) dos dados amostrais. O coeficiente de assimetria,  $g$ , é uma medida que utiliza o cubo do desvio padrão dos dados para estimar o quanto uma determinada amostra diverge em relação a uma medida de tendência central. A assimetria pode assumir valores positivos, negativos ou nulos. Assimetria nula significa que o histograma de frequências da amostra é simetricamente distribuído em relação a medida de tendência central. Assimetria positiva revela uma amostra cuja maior parte de seus dados apresentam valores inferiores à média. E uma assimetria negativa reflete o oposto. O coeficiente pode ser calculado como exibido pela equação 4.4 abaixo.

$$g = \frac{N}{(N-1)(N-2)} \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{s^3} \quad (4.4)$$

O coeficiente de curtose,  $k$ , indica o quão pontiagudo ou achatado é o gráfico de frequência amostral. Trata-se de um indicador do quão agrupados se encontram os dados em relação a uma medida de tendência central (usualmente a média). Seu equacionamento utiliza o desvio padrão amostral elevado à quarta potência:

$$k = \frac{N^2}{(N-1)(N-2)(N-3)} \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{s^4} \quad (4.5)$$

### 4.3 OS MODELOS AR, MA e ARMA

Os modelos conhecidos por ARMA (auto-regressivos de médias móveis) e ARIMA (auto-regressivos de médias móveis integrados) fazem parte de uma classe de modelos cuja metodologia foi desenvolvida por Box & Jenkins, na década de 70. Essa metodologia tem como um dos objetivos realizar a previsão do comportamento futuro de um fenômeno baseado em informações de séries de dados de observações passadas desse fenômeno. (SILVA, 2005)

Antes de se definir esses processos, cabe apresentar a definição de alguns operadores simples, que serão utilizados ao longo do restante do texto. Um deles é o operador  $B$ , ou operador de deslocamento atrasado (*backward shift operator*), definido por  $Bz_t = z_{t-1}$ , ou também  $B^m z_t = z_t - z_{t-m}$ . Outro deles é o operador de deslocamento adiantado ( $F$ ), o inverso do operador  $B$ , definido por  $F = B^{-1}$ . Finalmente, o operador diferencial (*backward difference operator*), representado por  $\nabla$  e definido como  $\nabla \cdot z_t = z_t - z_{t-1} = (1 - B)z_t$ .

Modelos estocásticos cuja série temporal,  $z_t$ , apresentem valores sucessivos, dependentes entre si, podem ser entendidos como tendo sido gerados por uma série de “choques” independentes, que são realizações de uma distribuição de probabilidades conhecida. Usualmente essa distribuição de probabilidades é a distribuição normal, com média igual a zero e variância constante  $\sigma_a^2$ . Esse processo também é conhecido como sendo um *ruído branco* (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008). O ruído branco é transformado no processo  $z_t$  por um operador linear, conhecido por filtro linear, que basicamente toma a soma ponderada ( $\psi$ ) dos choques aleatórios ( $a_t$ ) passados:

$$z_t = \mu + a_t + \psi_1 a_{t-1} + \psi_2 a_{t-2} \dots = \mu + \psi(B)a_t \quad (4.6)$$

em geral,  $\mu$  representa o patamar de flutuação do processo (o valor em torno do qual o processo varia) e  $\psi(B) = 1 + \psi_1 B + \psi_2 B^2 + \dots$  (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008).

Um processo ARMA é composto por componentes auto-regressivos (AR) de ordem maior ou igual a zero e por componentes de médias móveis (MA - *Moving Average*) de ordem igualmente maior ou igual a zero. Os modelos ARMA são geralmente representados por ARMA  $(p, q)$  (COMMANDEUR; KOOPMAN, 2007).

Os processos auto-regressivos (AR) podem ser entendidos como sendo os processos que utilizam  $p$  valores passados de uma série temporal e os choques aleatórios definidos por  $a_t$ , para o cálculo de uma função de regressão. Sendo  $\tilde{z}_t = z_t - \mu$ , a função de regressão pode ser escrita como (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008):

$$\tilde{z}_t = \phi_1 \tilde{z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{z}_{t-2} \dots + \phi_p \tilde{z}_{t-p} + a_t \quad (4.7)$$

onde  $\phi$  representa os parâmetros autorregressivos. Esse modelo relaciona uma variável dependente ( $\tilde{z}_t$ ) com um conjunto de variáveis independentes ( $\tilde{z}_{t-1}, \tilde{z}_{t-2}, \dots, \tilde{z}_{t-p}$ ), que nada mais são do que valores anteriores da própria série temporal; justificando o nome de autorregressivo.

Pode-se ainda reescrever a equação 4.7 em termos do operador  $B$ :

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \quad (4.8)$$

A equação 4.8 leva ao equacionamento do modelo autorregressivo em sua forma mais reduzida:

$$\phi(B) \tilde{z}_t = a_t \quad (4.9)$$

Os processos de médias móveis (MA) são definidos de maneira similar aos processos auto-regressivos. Seja uma série temporal  $\tilde{z}_t$  um processo aleatório com média zero e variância  $\sigma_a^2$ . Um processo de médias móveis linearmente dependente de  $q$  valores de  $a_t$  pode ser escrito como:

$$\tilde{z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (4.10)$$

onde  $\theta_i$  são os parâmetros de médias móveis (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008). Pode-se ainda definir o operador  $B$  de médias móveis de ordem  $q$  como sendo

$$\theta(B) = 1 - \theta_1(B) - \theta_2(B^2) - \dots - \theta_q B^q \quad (4.11)$$

e assim definir o processo de médias móveis em sua forma simplificada:

$$\tilde{z}_t = \theta_1(B) a_t \quad (4.12)$$

A junção dos processos autorregressivos com os de médias móveis, como já mencionado, dá origem ao que se chama de modelo ARMA ou modelo autorregressivo e de médias móveis, cuja equação geral é:

$$\tilde{z}_t = \phi_1 \tilde{z}_{t-1} + \phi_p \tilde{z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (4.13)$$

ou em sua forma simplificada (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008):

$$\phi(B)\tilde{z}_t = \theta(B)a_t \quad (4.14)$$

Um detalhe importante da modelagem *Box & Jenkins* é que a modelagem ARMA foi desenvolvida para ser utilizada com séries temporais que sejam estacionárias.

## 4.4 ESTACIONARIEDADE

Um processo estocástico é dito estacionário se este se encontra em *equilíbrio estatístico* em relação a algumas propriedades estatísticas, como a sua média e a sua variância, que devem ser constantes ao longo do tempo, para qualquer intervalo de tempo (COMMANDEUR; KOOPMAN, 2007), (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008). Em outras palavras, uma série de dados dita estacionária não apresenta tendências de crescimento ou de declínio e nem padrões repetitivos (efeitos sazonais).

Existem diferentes formas de se testar a estacionariedade de uma série temporal. A primeira delas é através da própria análise gráfica da série, que pode trazer indícios sobre sua estacionariedade. Além disso a composição e análise dos correlogramas, gráficos gerados à partir dos valores dos coeficientes das funções de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP) da série ajudam a classificá-la em estacionária ou não. Por exemplo, no caso de um modelo estacionário, sua função de autocorrelação deve rapidamente alcançar o valor nulo, a medida que se avancem  $k$  passos de tempo; por outro lado, se o modelo não for estacionário, a FAC irá decair gradualmente em direção ao valor nulo, à medida que se avancem os passos de tempo (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008). A autocorrelação dos dados permite ainda conhecer o horizonte temporal que pode ser utilizado na previsão.

Os coeficientes da função de autocorrelação podem ser calculados através da equação 4.15:

$$\rho_{x_t, x_{t+k}} = \frac{Cov(x_t, x_{t+k})}{\sigma_{x_t}^2}, k = 1, 2, \dots \quad (4.15)$$

onde  $k$  indica a defasagem temporal,  $Cov(x_t, x_{t+k})$  indica a covariância entre os valores de  $x_t$  e de  $x_{t+k}$ ,  $\sigma_{x_t}^2$  indica a variância da série de dados original.

Outra finalidade da composição de um correlograma é permitir a estimativa de parâmetros de um modelo de previsão autorregressivo e de médias móveis. Neste caso, deve-se optar, durante a análise do correlograma, pela escolha dos parâmetros que melhor se ajustem ao caso em estudo. Ao mesmo tempo que deve-se optar pela adoção do menor número de parâmetros possível. Ou seja, a escolha dos melhores parâmetros deve ser tal que o modelo seja simples e eficaz (SILVA, 2005). Esse assunto será abordado mais detalhadamente nas próximas seções.

Matematicamente, para um processo que envolva tanto termos autorregressivos e de médias móveis (ARMA( $p, q$ )) possa ser considerado estacionário, é necessário que todas as raízes dos polinômios  $\phi(B)$  e  $\theta(B)$  estejam inseridas fora do círculo unitário (apresentem, em módulo valores superiores a unidade) (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008). Para um processo autorregressivo genérico, AR( $p$ ), representado pelo polinômio  $\phi(B) = a_t$ , pode-se escrever:

$$\tilde{z}_t = \phi^{-1}(B)a_t = \sum_{j=0}^{\infty} \phi^{-1}(B)^j a_{t-j} \quad (4.16)$$

onde  $\phi$  representa o peso atribuído a função linear que define o sistema. Caso o lado direito da equação 4.16 seja convergente, obtém-se:

$$\phi(B) = (1 - G_1B)(1 - G_2B)\dots(1 - G_pB) \quad (4.17)$$

onde  $G_1^{-1}, \dots, G_p^{-1}$  são as raízes do polinômio  $\phi(B) = 0$ . Sua expansão em frações parciais leva a:

$$\tilde{z}_t = \phi^{-1}(B)a_t = \sum_{i=1}^p \frac{K_i}{1 - G_iB} a_t \quad (4.18)$$

onde  $\sum_{i=1}^p K_i G_i^j = \psi_j$  representa os pesos atribuídos a função. Para que o processo AR( $p$ ) seja estacionário, deve-se ter que  $|G_i| < 1$ , para  $i = 1, 2, \dots, p$ ; o que é equivalente a dizer que as raízes do polinômio  $\phi(B)$  devem, em termos absolutos, estar localizadas fora do círculo unitário.

Para um processo tipo MA( $q$ ) genérico, representado pelo polinômio  $a_t = \theta^{-1}(B) \cdot \tilde{z}_t$ , pode-se demonstrar, de maneira semelhante, que as raízes do polinômio  $\theta(B) = 0$  devem estar localizadas fora do círculo unitário (em termos absolutos), se o processo for inversível (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008).

A avaliação da presença ou não de raízes unitárias nos polinômios de interesse é realizada através da aplicação de testes estatísticos específicos, os chamados testes de raízes unitárias. Existem, para esta finalidade, diversos tipos de testes, dos quais

pode-se citar: teste de Dickey-Fuller, teste de Dickey-Fuller Aumentado, teste de Phillips-Perron, entre outros. Busca-se, com os testes, estimar se uma série temporal possui média e variância com grandes oscilações ou se estas são praticamente constantes. A última hipótese leva a afirmação da estacionariedade (LIMA, 2011).

No caso deste trabalho foi aplicado o teste de Dickey-Fuller Aumentado (ou teste ADF: *Augmented Dickey-Fuller*) às séries de dados de velocidade do vento e geração de energia elétrica, nessa ordem. A escolha do teste ADF decorre do fato dos testes Dickey-Fuller serem amplamente utilizados na avaliação da estacionariedade de séries temporais e pelo fato do teste ADF ser mais adequado para as séries que apresentem componentes auto-regressivos de ordem superior a unitária (LOPES, 1999).

O emprego do teste de Dickey Fuller é possível quando a série temporal pode ser descrita através de um modelo auto-regressivo, com erros semelhantes a um ruído branco. Um modelo autorregressivo genérico pode ser escrito por  $\varphi(B) \cdot z_t = a_t$ . Se  $\varphi(B)$  contiver uma raiz unitária, de forma que  $\varphi(B) = \phi(B)(1 - B)$  e  $\phi(B) = 1 - \sum_{j=1}^p \phi_j \cdot B^j$ , pode-se escrever:

$$\varphi(B) \cdot z_t = \phi(B)(1 - B) \cdot z_t = z_t - z_{t-1} - \sum_{j=1}^p \phi_j \cdot (z_{t-j} - z_{t-j-1}) \quad (4.19)$$

A equação 4.19 pode ser então reescrita como:

$$\Delta z_t = \alpha \cdot z_{t-1} \cdot \sum_{i=1}^p \varphi_i \cdot X_{t-i} + a_t \quad (4.20)$$

Logo, a existência de uma raiz unitária no operador autorregressivo  $\varphi(B)$  equivale a  $\alpha = \sum_{j=1}^{p+1} \varphi_j = 1$ .

Em síntese, o teste ADF verifica se existem soluções para a equação 4.20 dentro do círculo unitário, em termos absolutos. O teste trabalha com valores críticos definidos pela distribuição *t de Student*, os quais são tabelados e servem de estatística para rejeição ou não da hipótese da existência de raízes unitárias (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008). Caso a resposta unitária seja verdadeira, diz-se que a hipótese nula é aceita; o que quer dizer que a série não é estacionária. Caso não se verifique a presença de uma raiz unitária, então a hipótese nula é rejeitada e a série pode ser considerada estacionária (LIMA, 2011).

## 4.5 MODELOS ARIMA

Caso a série temporal não apresente comportamento estacionário, ou seja, seus valores não flutuem em torno de uma média fixa, não é possível desenvolver um modelo tipo ARMA diretamente, conforme apresentado anteriormente. No entanto,

ainda que uma série não possa ser considerada estacionária, ela pode apresentar um comportamento homogêneo ao longo de um determinado intervalo de tempo. Dado o modelo

$$\varphi(B)\tilde{z}_t = \theta(B)a_t \quad (4.21)$$

onde  $\varphi(B)$  é um operador autorregressivo não estacionário. Se o polinômio  $\varphi(B) = 0$  possuir  $d$  raízes unitárias e suas demais raízes estiverem localizadas fora do círculo unitário (nunca dentro dele), a equação 4.21 pode então ser reescrita como:

$$\varphi(B)\tilde{z}_t = \phi(B)(1 - B)^d \tilde{z}_t = \theta(B)a_t \quad (4.22)$$

onde  $\phi(B)$  é o já familiar operador autorregressivo estacionário. Pode-se agora utilizar o operador diferencial nabla ( $\nabla = 1 - B$ ), para escrever

$$\phi(B)\nabla^d z_t = \theta(B)a_t \quad (4.23)$$

uma vez que  $\nabla^d \tilde{z}_t = \nabla^d z_t$ .

Pode-se ainda, através da relação  $\nabla^d z_t = w_t$ , reescrever 4.23 como sendo (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008):

$$\phi(B)w_t = \theta(B)a_t \quad (4.24)$$

Conclui-se, do apresentado que um modelo ARIMA é um modelo ARMA aplicado a uma série temporal diferenciada. O modelo leva o nome de “integrado” devido a relação  $\nabla^d z_t = w_t$  poder ser escrita da forma inversa, ou seja:

$$z_t = S^d w_t \quad (4.25)$$

onde  $S = \nabla^{-1} = (1 - B)^{-1} = 1 + B + B^2 + \dots$  é o operador somatório, que também pode ser escrito como (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008):

$$S w_t = \sum_{j=0}^{\infty} w_{t-j} = w_t + w_{t-1} + w_{t-2} + \dots \quad (4.26)$$

Em resumo, o modelo ARIMA  $(p, d, q)$  é fruto da integração (soma) do modelo ARMA  $w_t$  diferenciado  $d$  vezes (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008). Se, após a primeira diferenciação a série ainda apresentar comportamento não estacionário, deve-se proceder com a segunda diferenciação da série e assim por diante até atingir-se a estacionariedade. (COMMANDEUR; KOOPMAN, 2007)

## 4.6 A ESCOLHA DO MELHOR MODELO

Embora os correlogramas possam indicar a melhor escolha dos parâmetros de um modelo ARMA (ou ARIMA), essa avaliação nem sempre é simples de se realizar. Para ajudar a diminuir essa incerteza de escolha, alguns parâmetros estatísticos foram desenvolvidos, como o Critério de Informação de Akaike (AIC - *Akaike's Information Criteria*) e sua versão ampliada (identificado costumeiramente por AICc), e o Critério de Informação Bayesiano (BIC - *Bayesian Information Criteria*).

O Critério de Informação de Akaike foi desenvolvido na década de 70 por Hirotugu Akaike. Este não é um teste baseado em um intervalo de confiança, e sim, na qualidade de um modelo, quando comparado a outros modelos, estimado pelo método da máxima verossimilhança (EMILIANO, 2014). Em síntese, aplicar o critério a um modelo isoladamente não faz sentido. Ele só é útil quando se deseja comparar o desempenho de vários modelos.

O critério de Akaike é formulado da seguinte maneira:

$$AIC = -\frac{2\ln(\Theta) + 2r}{n} \quad (4.27)$$

onde  $r$  é o número de parâmetros do modelo,  $\Theta$  é o valor da máxima verossimilhança e  $n$  é o tamanho da amostra em questão (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008).

O Critério de Informação Bayesiano, proposto por Schwarz, também na década de 70, é um critério de escolha à posteriori, fundamentado na teoria Bayesiana. Tal qual como o critério de Akaike, o BIC também é útil ao comparar a performance de diversos modelos (EMILIANO, 2014). A equação característica do critério BIC é dada por:

$$BIC = \ln(\hat{\sigma}_a^2) + r\frac{\ln(n)}{n} \quad (4.28)$$

onde  $\hat{\sigma}_a^2$  corresponde a estimativa da máxima verossimilhança de  $\sigma_a^2$ ,  $r$  é o número de parâmetros do modelo e  $n$  é o número de valores da amostra em questão (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008).

Em ambos casos, o critério de escolha do melhor modelo baseia-se na escolha daquele que apresentar o menor valor para o critério AIC ou para o critério BIC.

Cabe por fim ressaltar que mesmo com a aplicação de métodos estatísticos, a escolha dos melhores parâmetros de um modelo ARIMA é um processo essencialmente inexato, pois não pode ser baseado somente em critérios matemáticos, envolvendo a análise gráfica das séries e bom-senso por parte do desenvolvedor do modelo (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008).

## 4.7 INCERTEZAS DA PREVISÃO

Como em todo modelo de previsão, é necessário avaliar a qualidade dos resultados previstos. A maneira de se quantificar esses resultados é comparando os valores estimados com os valores realmente observados, através de testes matemáticos. A avaliação das incertezas dos modelos gerados neste trabalho é efetuada através dos parâmetros estatísticos listados abaixo.

- **Erro Médio Absoluto - EMA**

Uma das ferramentas escolhidas para avaliar a qualidade das previsões realizadas é o erro médio absoluto (EMA). O teste é formulado pela seguinte equação:

$$EMA = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^k (|prev(i) - obs(i)|) \quad (4.29)$$

onde  $obs(i)$  representa os valores observados,  $prev(i)$  os valores previstos,  $k$  representa o  $k$ -ésimo termo da série de dados e  $n$  representa o tamanho da amostra. Quanto menor o valor do resultado do teste, melhor pode-se considerar o ajuste do modelo.

- **Raiz do erro médio quadrático - REMQ**

O teste se traduz em um parâmetro indicativo da divergência entre os dados observados e previstos, ou seja, testa a acurácia do modelo. Quanto menor o valor do REMQ, melhor pode ser considerado o resultado do modelo (GOMES; MINE, 1998). Sua equação é dada por 4.30:

$$REMQ = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^k (obs(i) - prev(i))^2}{k}} \quad (4.30)$$

- **Índice de Nash-Sutcliffe - NS**

O índice de Nash-Sutcliffe, também conhecido por índice de eficiência, é um teste que revela se o modelo gerado é eficiente ou não. Exibe, portanto, se o ajuste realizado é bom ou não. Os resultados variam entre 0 e 1, para previsões feitas com modelos lineares não enviesados, podendo atingir valores negativos caso este apresente algum viés. O ajuste é considerado perfeito caso o resultado do teste seja o valor unitário. A equação do teste é dada por:

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^k (prev(i) - obs(i))^2}{\sum (obs(i) - \overline{prev})^2} \quad (4.31)$$

onde  $\overline{prev}$  representa a média dos valores previstos (MCCUEN; KNIGHT; CUTTER, 2006).

# 5 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Este capítulo apresenta os resultados gerados seguindo a metodologia apresentada no capítulo anterior. Primeiramente são apresentadas as análises gráficas e as estatísticas iniciais das séries temporais de vento e de potência eólica para o parque eólico de Palmas. Em seguida apresenta-se os resultados dos testes de estacionariedade das séries e as escolhas dos modelos de previsão. Por último são apresentados os resultados dos modelos de previsão.

## 5.1 CARACTERÍSTICAS DAS SÉRIES TEMPORAIS

Nesta seção são apresentadas e discutidas as estatísticas iniciais e a análise gráfica das séries temporais de velocidade de vento e de energia gerada para os anos de 2008 até 2011. Escolheu-se por apresentar os resultados da análise das séries de vento de maneira detalhada e das séries de potência de forma sintética, para tornar a leitura do texto menos cansativa. A análise das séries segue a mesma sequência lógica.

### 5.1.1 Análise dos dados de vento

A apresentação da série de dados de vento em sua forma gráfica permite a visualização de seu comportamento. As estatísticas básicas, tais como a média e o desvio padrão, que também são apresentadas nesta seção torna mais quantitativa a interpretação do gráfico da série temporal. Esta seção foi dividida em subseções menores, cada qual dizendo respeito a uma determinada resolução temporal.

#### 5.1.1.1 Vento de 10 minutos

A análise gráfica da série temporal de dez minutos é apresentada pela figura 17. A série foi composta com dados ajustados para a altitude correta da nacelle dos aerogeradores, de 44 metros.

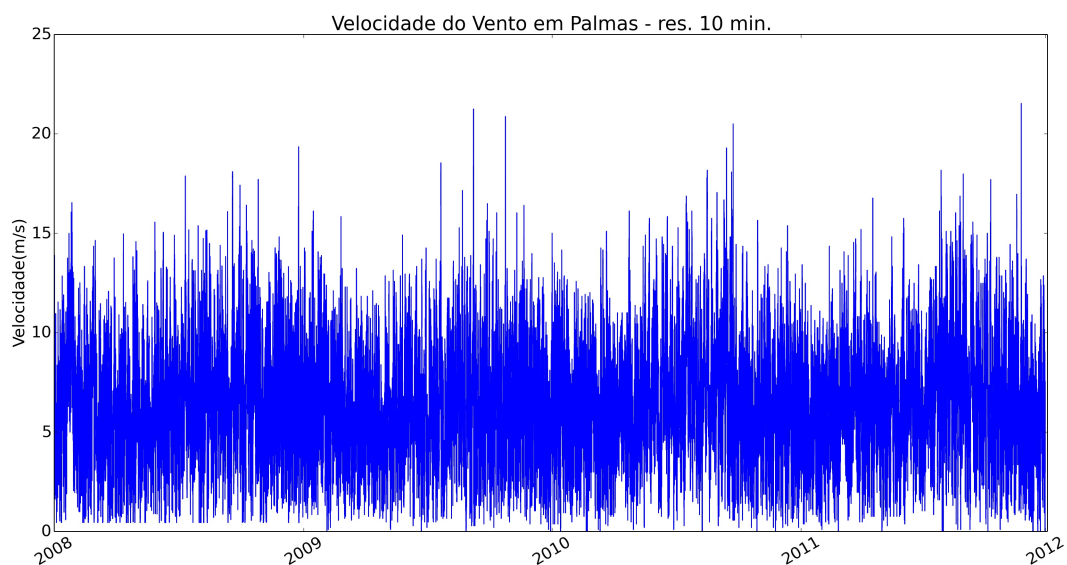


Figura 17 – Série de dados de velocidade de ventos - Resolução temporal: 10 min.

Pela análise da figura 17 é possível perceber que a série não apresenta tendências. Porém não foi possível perceber com certeza se há um componente sazonal presente na série.

A figura 18 exibe o histograma dos dados de velocidade de vento e a tabela 6 exibe as estatísticas dos dados.

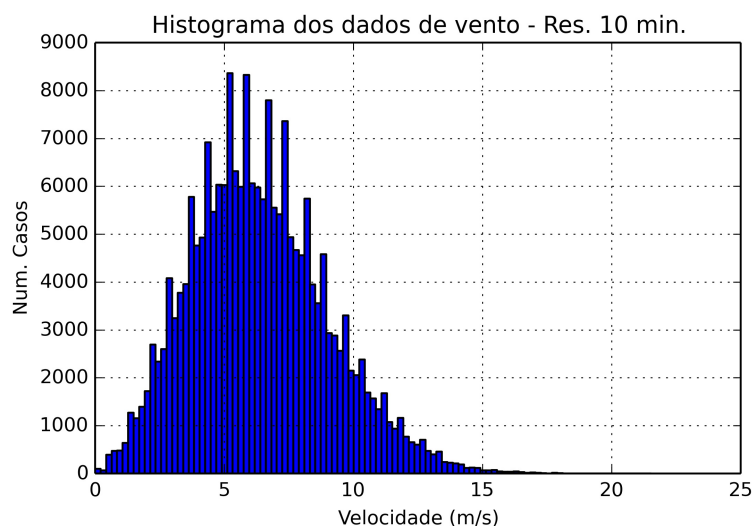


Figura 18 – Histograma dos dados de vento - Resolução 10 min.

Pelo histograma, observa-se que a maioria dos dados observados encontra-se na faixa de velocidades compreendida entre 2 e 10 m/s, sendo que o valor médio aparenta estar na faixa de velocidades entre 4 e 7 m/s, o que está de acordo com a tabela 6, onde a média dos dados observados de velocidade dos ventos é de 6,37

m/s. A assimetria positiva indica que a maior parte dos dados da série encontra-se localizada abaixo do valor médio, o que também é visível no histograma. Em relação a curtose, o valor de 0,13 indica uma distribuição com pico mais pontiagudo, conforme apresentado no histograma da figura 18.

Tabela 6 – Estatísticas dos dados de vento - Resolução 10 min.

Estatísticas	
Velocidade máxima (m/s)	21,53
Velocidade média (m/s)	6,37
Velocidade mínima (m/s)	0,00
Desvio padrão dos dados	2,64
Assimetria	0,44
Curtose	0,13

#### 5.1.1.2 Vento horário

A análise gráfica da série temporal com resolução de uma hora é apresentada pela figura 19. Essa série é composta através do cálculo da média dos dados de dez minutos que compõem uma hora. Ou seja, o valor horário é na realidade uma média de seis observações consecutivas da série de dez minutos.

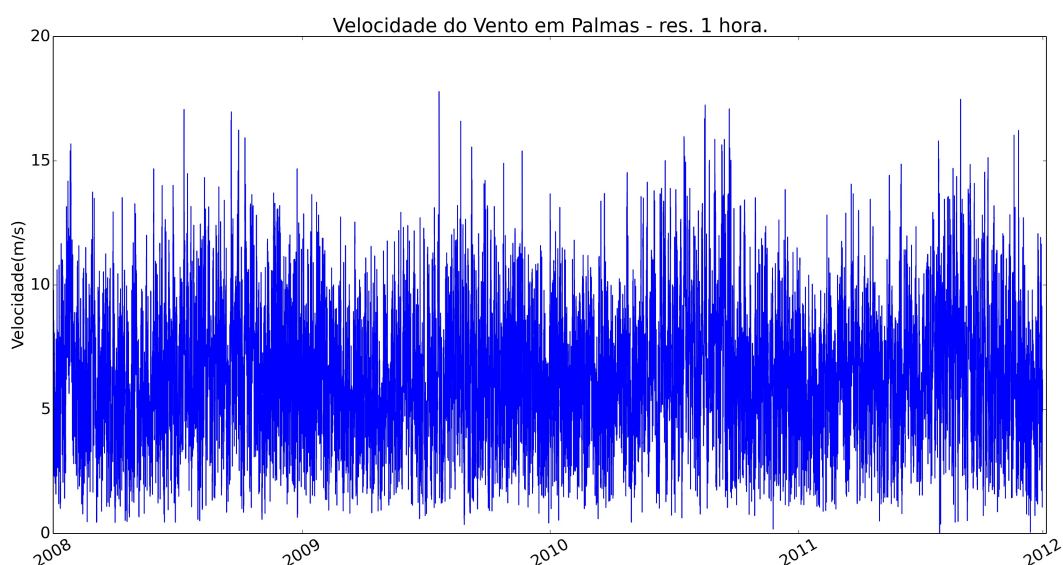


Figura 19 – Série de dados de velocidade de ventos - Resolução horária

Tal como era de se esperar, a análise da figura 19 revela que a série não apresenta tendências de crescimento ou declínio. Nota-se, no entanto, um aparente padrão de repetição dos dados ao longo dos anos. A figura 20 exibe o histograma dos dados de velocidade do vento com resolução horária.

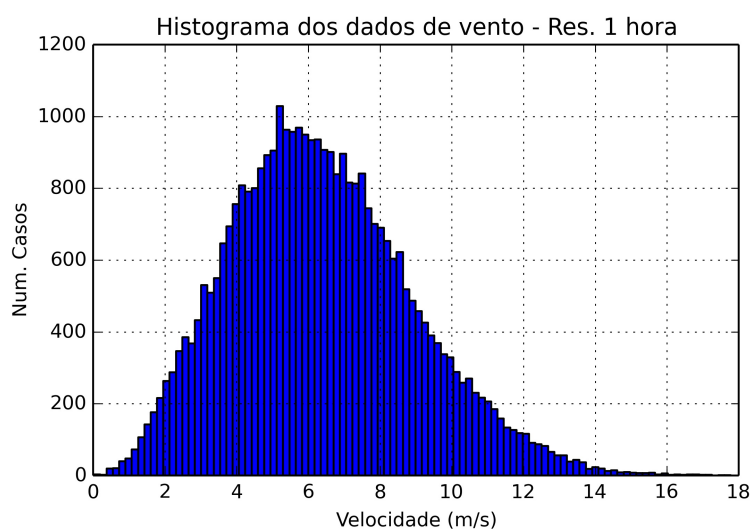


Figura 20 – Histograma dos dados de vento - Resolução horária

Comparando-se a figura 20 com a figura 18 nota-se que o efeito da média horária sobre a série temporal foi de suavizar valores extremos. Nota-se, por exemplo que o pico do histograma da figura 20 é mais achatado do que o da figura 18; fato esse comprovado pelo valor calculado da curtose, conforme apresentado pela tabela 7. Houve um decréscimo nos valores de velocidades máximas, mas o formato geral do histograma permaneceu inalterado.

Tabela 7 – Estatísticas dos dados de vento - Resolução horária

Estatísticas	
Velocidade máxima (m/s)	17,78
Velocidade média (m/s)	6,37
Velocidade mínima (m/s)	0,23
Desvio padrão dos dados	2,56
Assimetria	0,44
Curtose	0,07

A análise das estatísticas apresentadas pela tabela 7 traduzem a atenuação representada pelo histograma anterior. Em comparação com a tabela 6, os valores de velocidades mínima e máxima apresentaram diferenças. Diferentemente da série original, o menor valor de velocidade de vento deixa de ser nulo para ser levemente superior a ele. E os valores máximos foram suavizados, de forma que a velocidade máxima observada é menor do que a da série original. A velocidade média da série de dados permaneceu inalterada em relação à série original.

### 5.1.1.3 Vento de 3 horas

A análise gráfica da série temporal com resolução de três horas é apresentada pela figura 21. Essa série é composta através do cálculo da média dos dados de dez minutos que compõem três horas, de forma que o valor de três horas é na realidade uma média de dezoito observações consecutivas da série temporal de dez minutos.

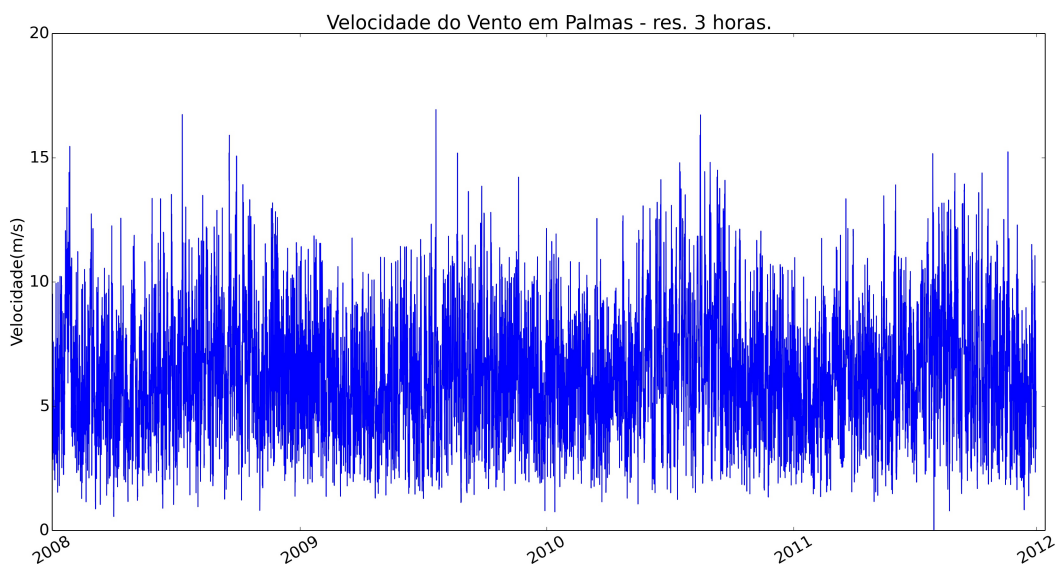


Figura 21 – Série de dados de velocidade de ventos - Resolução temporal: 3 horas

Da figura 21 observa-se a inexistência de tendência na série, todavia há indícios de um padrão sazonal.

A figura 22 exhibe o histograma dos dados de velocidade do vento, com resolução de três horas, ajustados para a altitude do cubo dos aerogeradores, e a tabela 8 exhibe as estatísticas dos dados.

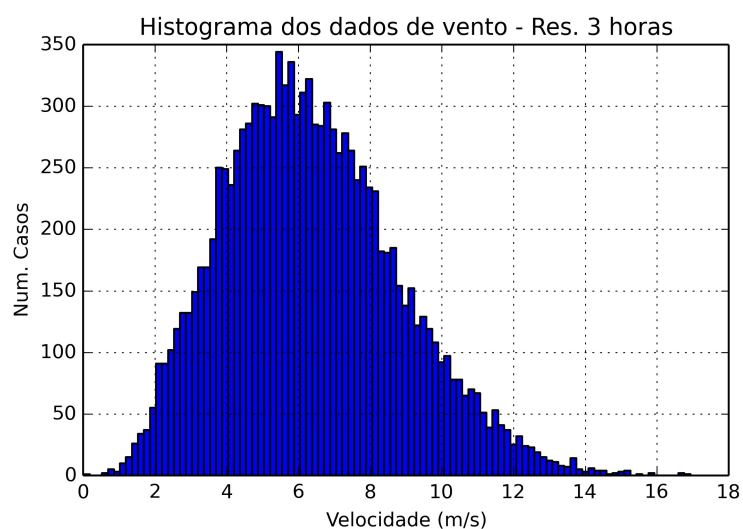


Figura 22 – Histograma dos dados de vento - Resolução: 3 horas

Nota-se, da análise do histograma, que a maior parte das ocorrências registradas continua dentro da faixa de velocidades compreendida entre 2 m/s e 10 m/s. A velocidade média registrada dos ventos continua a mesma, de 6,37 m/s e a curtose diminuiu em relação as demais resoluções temporais, sendo de 0,04, representando o pico mais achatado do histograma da figura 22 em relação aos demais histogramas.

Tabela 8 – Estatísticas dos dados de vento - Resolução: 3 horas

Estatísticas	
Velocidade máxima (m/s)	16,93
Velocidade média (m/s)	6,37
Velocidade mínima (m/s)	0,23
Desvio padrão dos dados	2,43
Assimetria	0,45
Curtose	0,04

Em suma, conclui-se, ao analisar as figuras, que não há nenhum padrão de tendência perceptível nas séries de dados, ou seja, os valores da série parecem variar em torno de um valor médio. Ao analisar a série original, não foi possível identificar claramente se havia um padrão sazonal, porém, este ficou evidente com o aumento da resolução temporal das séries de dados. A sazonalidade é identificada como um padrão que se repete em intervalos regulares, como estações do ano, por exemplo. Neste caso observa-se que os maiores valores, as velocidades de vento mais intensas ocorrem em períodos frios (segunda metade de um ano até pouco antes do começo do próximo), sendo que em períodos mais quentes (começo até metade de um ano) a intensidade do vento é levemente menor. Percebe-se também a atenuação da série original, à medida que as médias se tornam temporalmente maiores, como no caso das médias de três horas. Ainda assim, o padrão principal é mantido e torna-se mais perceptível com o incremento do espaço temporal das médias.

### 5.1.2 Sazonalidade das séries temporais

A presença de um componente sazonal demanda o aprofundamento dos estudos do comportamento do vento observado no parque eólico de Palmas, durante o período em questão. Por esse motivo, buscou-se ampliar os estudos referentes ao tema. nesta seção, a análise da série temporal horária foi dividida em períodos quentes e frios. Por período quente deve-se entender primavera e verão. E por período frio, os meses correspondentes ao outono e ao inverno. Deve-se notar que o período correspondente ao calor engloba a primavera de um ano e o verão do próximo ano, conforme ilustrado nas subseções abaixo. Por uma questão de praticidade serão apresentados somente os resultados do primeiro período, visto que os demais períodos apresentaram valores muito semelhantes entre si.

#### 5.1.2.1 Período frio do ano 2008

O período frio do ano de 2008 corresponde aos meses de abril a setembro do referido ano. A figura 23 exibe o histograma dos dados de velocidade do vento, para

o período em questão, com resolução horária, ajustado para a altitude do cubo dos aerogeradores. A seguir, a tabela 9 exibe as estatísticas dos dados.

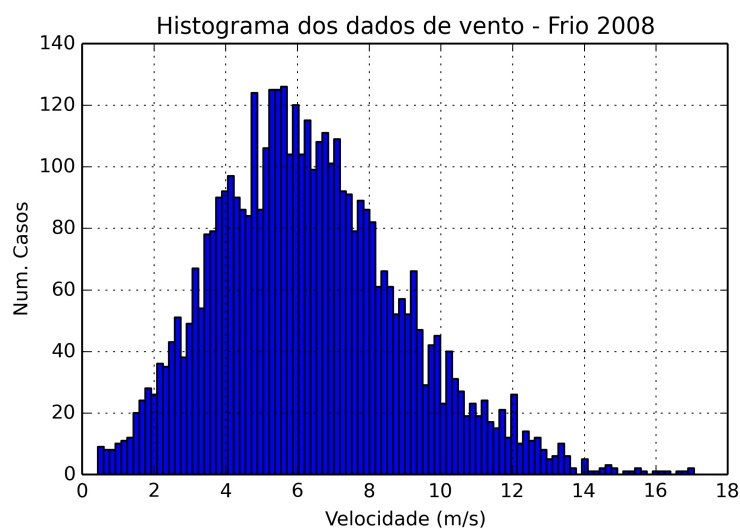


Figura 23 – Histograma dos dados de ventos em Palmas - Resolução horária - Frio 2008

Tabela 9 – Estatísticas dos dados de vento em Palmas para o período frio (2008)

Estatísticas - Frio 2008	
Velocidade máxima (m/s)	17,06
Velocidade média (m/s)	6,35
Velocidade mínima (m/s)	0,44
Desvio padrão dos dados	2,63

#### 5.1.2.2 Período quente - anos 2008 e 2009

O período quente dos anos de 2008 e 2009 corresponde aos meses de outubro a março dos referidos anos. A figura 24 exibe o histograma dos dados de velocidades do vento, para o período em questão, com resolução horária. A seguir, a tabela 10 exibe as estatísticas dos dados. A escolha da série temporal com resolução horária para realizar esta parte do estudo foi feita ao acaso.

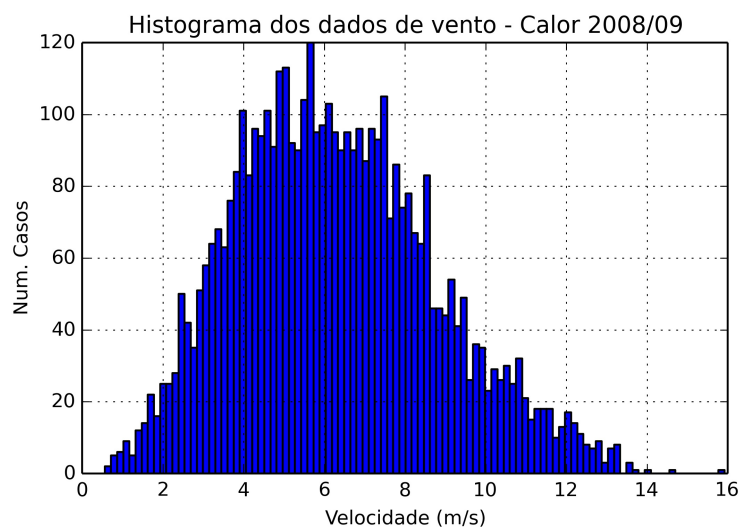


Figura 24 – Histograma dos dados de ventos - Resolução horária - Calor 2008/09

Tabela 10 – Estatísticas dos dados de vento para o período quente (2008/09)

Estatísticas - Calor 2008/09	
Velocidade máxima (m/s)	15,92
Velocidade média (m/s)	6,29
Velocidade mínima (m/s)	0,56
Desvio padrão dos dados	2,49

Por fim, a figura 25 exibe a variação dos valores de velocidades máximas, médias e mínimas para os períodos de frio e de calor de todos os anos da série temporal.

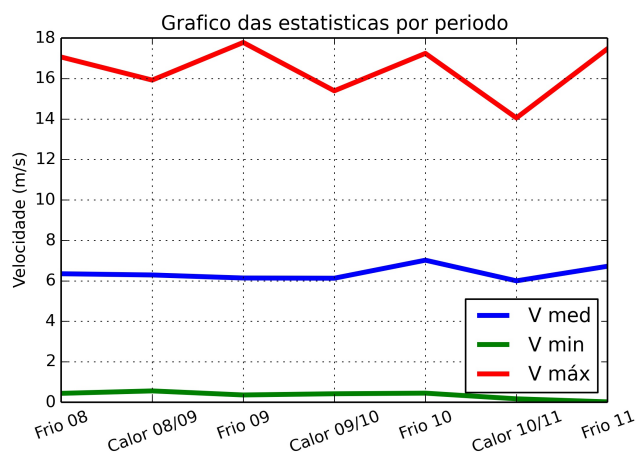


Figura 25 – Gráfico da variabilidade das estatísticas de vento máximo, médio e mínimo para os períodos descritos

Percebe-se que, embora pequena, a variação sazonal da velocidade do vento existe. Isso fica mais evidente ao observar-se os valores máximos de velocidade do vento exibidos pela figura 25. Quanto aos valores médios, a variação é quase imperceptível, porém existente, tal como pode-se verificar através das tabelas 9 e 10 e pela análise dos histogramas. Deles pode-se inferir também que o histograma da figura 23 apresenta um pico mais “pontagudo”, representando maior número de ocorrências de casos em que a velocidade do vento atingiu determinados valores, enquanto que para o caso do histograma 24, seu pico é mais “achatado”.

A existência de um componente sazonal na série temporal pode influenciar na escolha de um modelo ARMA, visto que componentes como tendência e sazonalidade afetam a estacionariedade da série. Esse assunto será melhor abordado ao longo dos próximos tópicos.

### 5.1.3 Análise das séries de potência eólica

As séries de dados de potência eólica registradas na Usina Eólica de Palmas foram analisadas segundo o mesmo procedimento realizado para as séries de dados de vento. Nesta seção limita-se a apresentação dos resultados encontrados na análise da série de dados com resolução horária. Neste ponto espera-se que o entendimento do comportamento do vento já tenha ficado claro e que o comportamento da série de potência não pode ser muito diferente da de vento, pois uma é função da outra.

Parte-se, da mesma forma que na análise dos dados de vento, da análise gráfica da série temporal; a qual é apresentada pela figura 26.

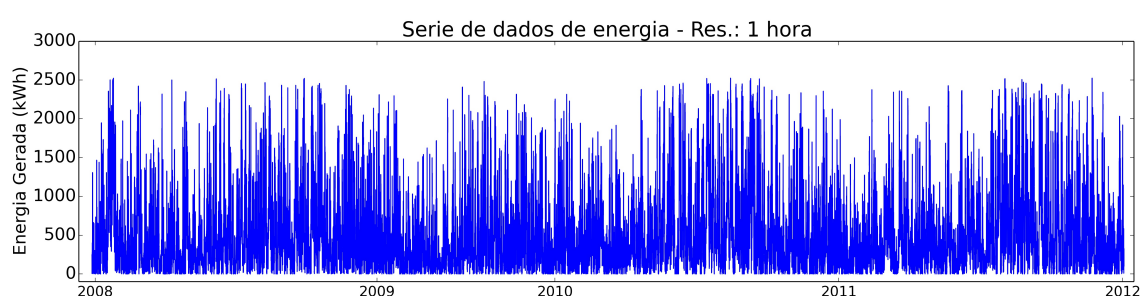


Figura 26 – Série de dados de energia gerada - 2008 à 2011 - Resolução horária

Percebe-se que a série não apresenta tendências de crescimento ou declínio. Igualmente para as demais resoluções das séries de dados (10 minutos e 3 horas), também não se observou tendência alguma. No entanto, percebe-se uma certa sazonalidade nos dados, cuja análise foi ligeiramente prejudicada devido ao fato da série de dados do ano de 2009 ter apresentado erros (dados faltantes).

Continuando-se a análise, a figura 27 exhibe o histograma dos dados de potência produzida, composto para todos os anos da série de dados registrados.

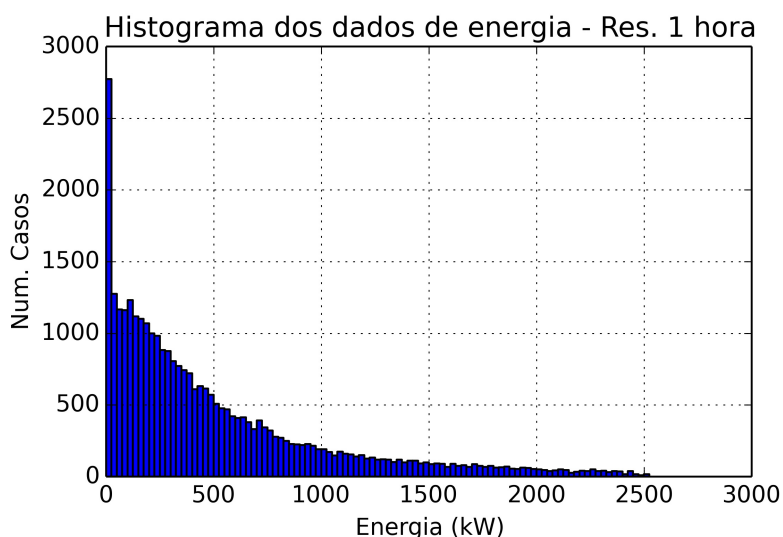


Figura 27 – Histograma dos dados de energia em Palmas - Resolução 1 hora

O histograma de classes revelou-se uma análise importante e interessante, principalmente quando comparado com os demais histogramas feitos para os dados de vento. Nele pode-se observar que a maior parte dos dados concentra-se na faixa entre 0 e 1000 kW e seu formato é decrescente. Isso é corroborado pela média da potência gerada no período, exibido na tabela 11, que ficou em torno de 508 kW. Isso é praticamente o mesmo que se houvesse apenas uma turbina eólica no parque, gerando em capacidade nominal durante todo o tempo do período da análise.

Tabela 11 – Estatísticas dos dados de potência - Resolução 1 hora

Estatísticas	
Potência eólica máxima (kW)	2524,17
Potência eólica média (kW)	508,62
Potência eólica mínima (kW)	0,00
Desvio padrão dos dados	520.55

Outro fato interessante decorrente da análise dos dados em questão é a energia máxima gerada. Em alguns momentos o parque conseguiu atingir a capacidade de geração nominal dos seus cinco aerogeradores, ao mesmo tempo. No entanto, pelos efeitos da densidade do ar, umidade e pressão, discutidos no capítulo da revisão bibliográfica, e que são diferentes em Palmas daqueles teóricos, era de se esperar que a usina não fosse capaz de extrair a potência máxima teórica de seus aerogeradores.

Da mesma forma que para as séries de dados de vento, conclui-se aqui que não há nenhum padrão de tendência perceptível nas séries de dados: os valores da

série parecem variar em torno de um valor médio. Um componente sazonal sutil foi identificado, aparentemente no período correspondente ao frio dos anos de 2008, 2010 e 2011 a potência eólica foi maior do que no período quente desses mesmos anos.

## 5.2 AUTOCORRELAÇÃO E ESTACIONARIEDADE

Um bom modelo ARMA, como exposto na seção dos métodos, exige que a série temporal usada em seu desenvolvimento seja estacionária. Determinar se uma série é ou não estacionária não é tarefa simples e exige, entre outras coisas, uma análise cuidadosa das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial da série de dados. Uma série estacionária apresenta um gráfico de autocorrelação com rápido declínio em direção ao zero (BOX; JENKINS; REINSEL, 2008). Ou seja, trata-se de uma série que representa um movimento aleatório em relação a um valor médio. Para todos os correlogramas apresentados neste trabalho, adotou-se o intervalo de confiança de 90%. A análise da estacionariedade é realizada primeiramente para as séries temporais de velocidade do vento (com resoluções de 10 min, 1 hora e 3 horas) e posteriormente para as séries de energia. São exibidos nesta seção também os resultados do testes ADF para cada uma dessas séries e discutidos os seus resultados.

### 5.2.1 Séries de vento

A seguir são apresentadas as análises das autocorrelações e autocorrelações parciais, para as médias horárias e para as médias de 3 horas. Os passos de tempo indicam a diferença de tempo em relação à série de dados original. Por exemplo um dado defasado em 12 passos de tempo, para o caso da série de dados de 10 minutos, indica que a série original está sendo correlacionada com a mesma série adiantada em 120 minutos.

#### 5.2.1.1 Vento de 10 minutos

Primeiramente, na análise da estacionariedade, foram elaborados os correlogramas das séries de dados, para cada resolução temporal, exibidos pela figura 28.

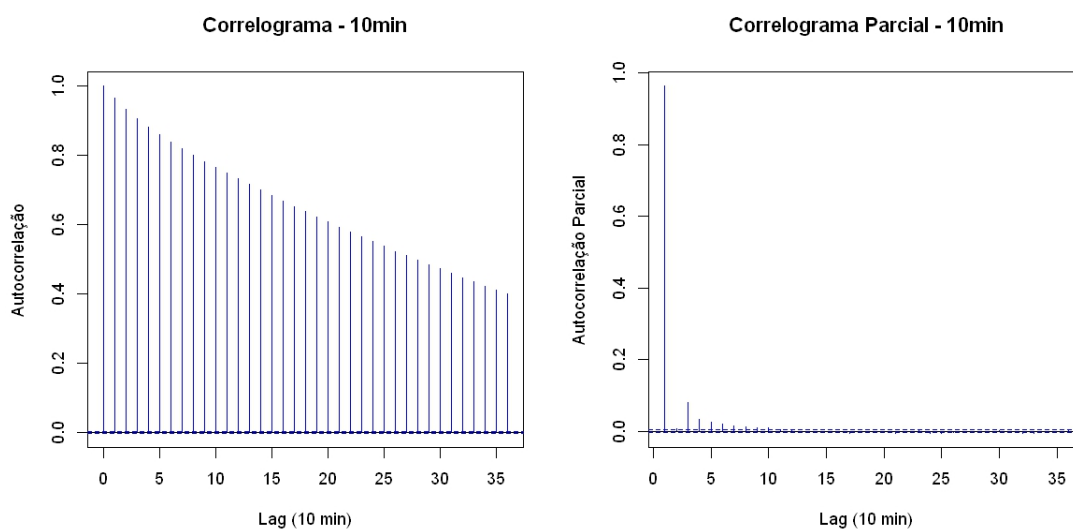


Figura 28 – Correlograma e correlograma parcial dos dados de vento - Res.: 10min.

A análise da autocorrelação permite inferir duas conclusões importantes. A primeira é que a série temporal em questão apresenta uma visível correlação no tempo, o que significa que ela provavelmente não seja estacionária. Outra conclusão é que até o intervalo de seis horas, ou até o passo de número 30 do gráfico, a série ainda apresenta correlação superior a 0,5. Essa observação permite estimar que um modelo estatístico para essa série de dados, deve ter um horizonte de previsão em torno dessas mesmas seis horas.

A seguir a figura 29 exibe a série de dados com resolução de dez minutos diferenciada uma vez. Nota-se que a série diferenciada apresenta um padrão de comportamento aparentemente estacionário.

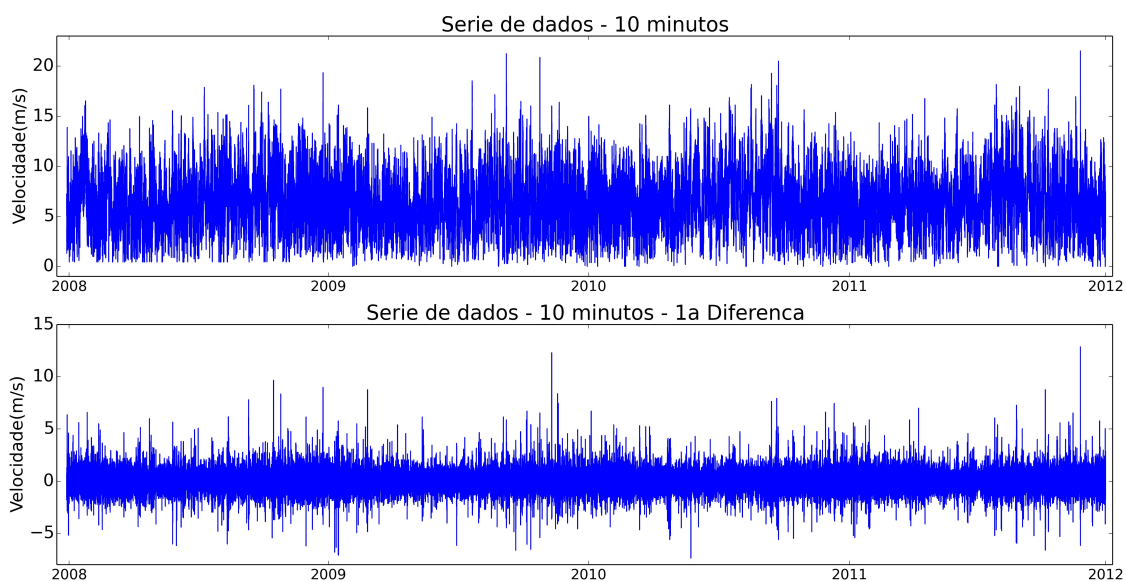


Figura 29 – Série de dados original versus diferenciada - Res.: 10 min.

### 5.2.1.2 Vento horário

A mesma análise foi feita para a série de dados de resolução horária. A figura 30 exhibe os resultados obtidos.

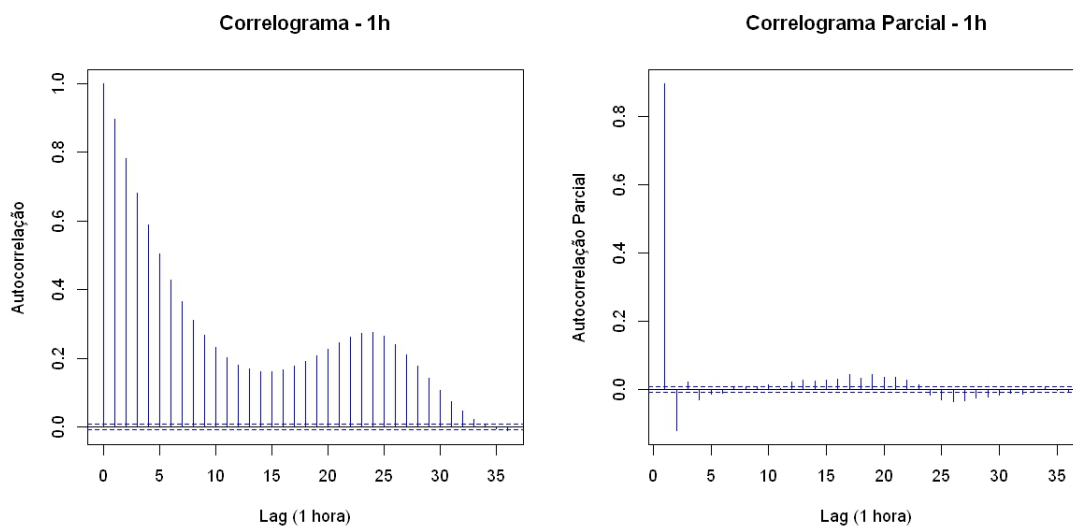


Figura 30 – Correlograma e correlograma parcial dos dados de vento - Res.: 1 hora

Percebe-se, diferentemente da série com resolução de dez minutos, que neste caso as correlações tendem a decair mais rapidamente. O correlograma apresenta ainda que a queda nos valores da autocorrelação ao longo dos passos de tempo não é contínua, apresentando um ligeiro incremento a partir do passo 16 e finalmente

decaindo tendendo a zero a partir do passo 25. Obviamente isso ocorre num intervalo de tempo que está fora dos limites da previsão (maior do que 9 horas).

Novamente optou-se por reproduzir um comparativo, exibido pela figura 31, entre a série de dados original e aquela representando sua primeira diferenciação, a qual apresenta um padrão aparentemente estacionário.

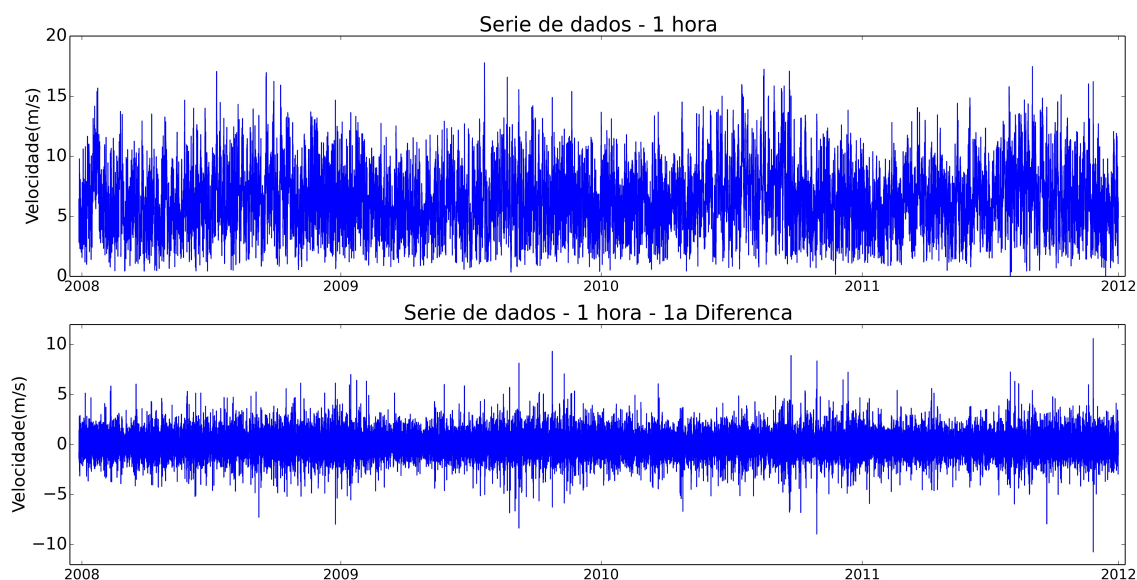


Figura 31 – Série de dados original versus diferenciada - Res.: 1 hora

### 5.2.1.3 Vento de 3 horas

A análise da estacionariedade começa novamente com a elaboração dos correlogramas. Os dois correlogramas correspondentes são apresentados pela figura 32 exibem os resultados obtidos das autocorrelações e autocorrelações parciais para a série com resolução de três horas.

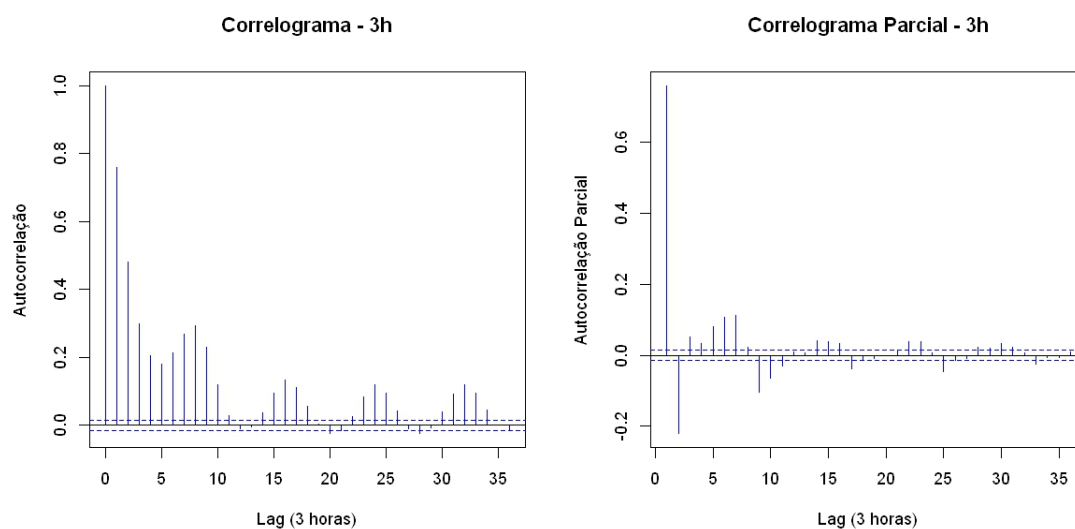


Figura 32 – Correlograma e correlograma parcial dos dados de vento - Res.: 3 horas

Da análise da autocorrelação infere-se que a correlação decresce rapidamente.

A seguir a figura 33 exibe a série de dados com resolução de três horas diferenciada uma vez. Nota-se que a série diferenciada apresenta comportamento aparentemente estacionário, quando comparada à série de dados não diferenciada.

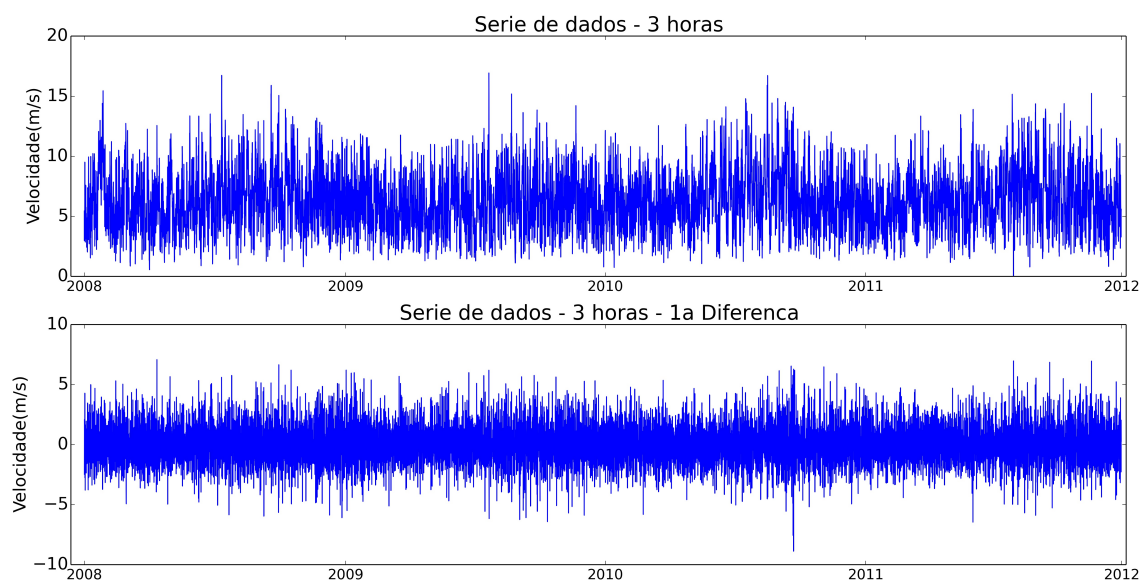


Figura 33 – Série de dados original versus diferenciada - Res.: 3 horas

## 5.2.2 Série de potência eólica

Esta seção começa, tal qual para a série de vento, com as análises das autocorrelações e autocorrelações parciais. Neste caso porém, só serão apresentados os resultados da série horária. Os passos de tempo indicam a diferença de tempo em

relação à série original. A figura 34 exibe os correlogramas de interesse para a série de resolução horária.

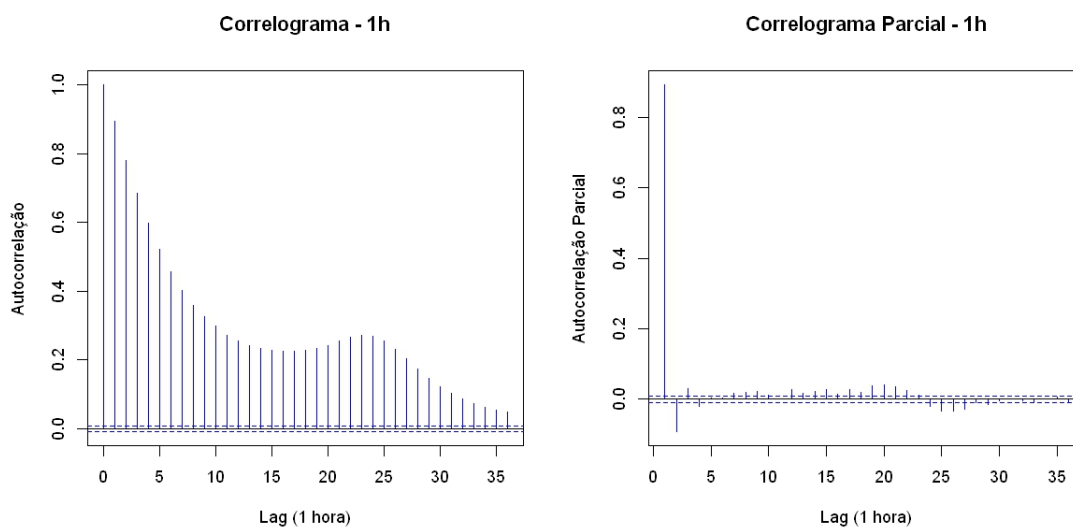


Figura 34 – Correlograma e correlograma parcial dos dados de energia - Res.: 1 hora

Percebe-se, da análise dos correlogramas apresentados pela figura 34 que, da mesma forma que para o caso da série horária de dados de vento, suas correlações tendem a decair rapidamente, mas não de forma contínua. Aqui observa-se um incremento nos valores dos coeficientes de correlação a partir do passo 16 e finalmente decaindo tendendo a zero a partir do passo 25. Obviamente isso ocorre num intervalo de tempo que está fora dos limites da previsão (maior do que 9 horas).

O comparativo entre a série temporal original e a série diferenciada uma vez, apresentado pela figura 35 exibe, tal qual para as séries temporais de dados de vento, que a diferenciação aparenta proporcionar estacionariedade à série.

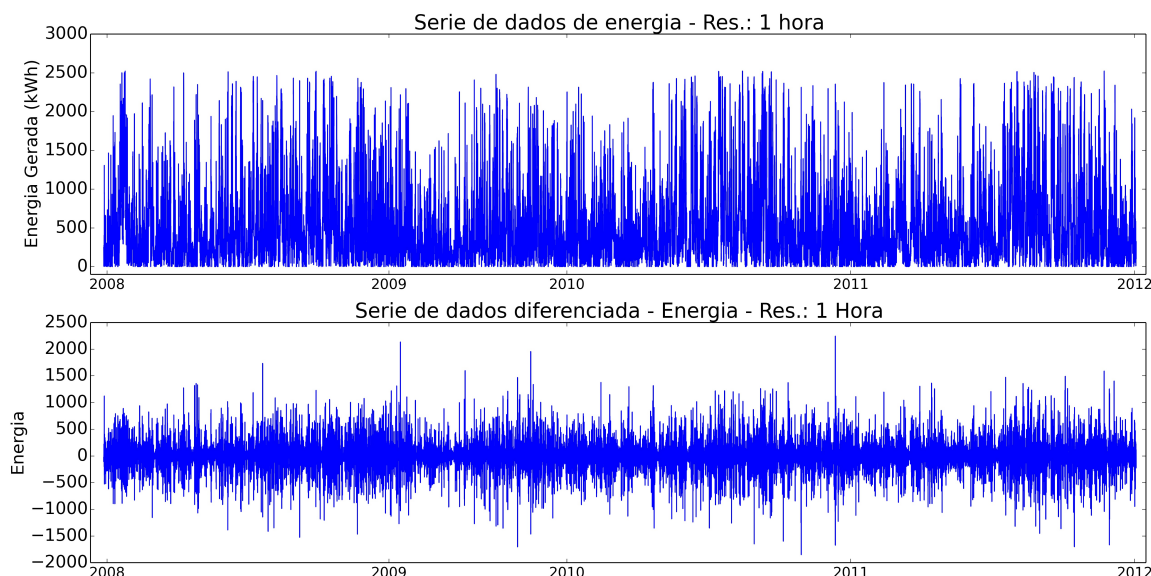


Figura 35 – Série de dados original versus diferenciada - Potência eólica - Res.: 1 hora

Percebe-se, da análise dos correlogramas que eles estão de acordo com o ajuste de um modelo auto-regressivo, uma vez que a função de autocorrelação exibe uma característica decrescente e a função de autocorrelação parcial exibe uma característica decrescente e oscilatória (LIU; TIAN; LI, 2012).

### 5.2.3 Testes de estacionariedade

A tabela 12 exibe os resultados do teste ADF utilizado para testar a estacionariedade das séries temporais empregadas neste trabalho, cujos valores críticos estão associados ao nível de 1%.

Tabela 12 – Resultados dos testes ADF: séries de dados de vento e energia

<b>Série de dados de vento</b>					
<b>Série</b>	<b>Estatística</b>	<b>Valor Crítico</b>	<b>Série diferenciada</b>	<b>Estatística</b>	<b>Valor Crítico</b>
10 Min	-13,92	-2,58	10 Min	-87,53	-2,58
1 Hora	-5,53	-2,58	1 Hora	-41,62	-2,58
3 horas	-2,24	-2,58	3 horas	-29,02	-2,58
<b>Série de dados de potência eólica</b>					
<b>Série</b>	<b>Estatística</b>	<b>Valor Crítico</b>	<b>Série diferenciada</b>	<b>Estatística</b>	<b>Valor Crítico</b>
10 Min	-25,52	-2,58	10 Min	-85,72	-2,58
1 Hora	-11,73	-2,58	1 Hora	-39,14	-2,58
3 horas	-5,35	-2,58	3 horas	-26,90	-2,58

Conclui-se, pelos resultados das estatísticas dos testes ADF, que as séries temporais diferenciadas podem ser consideradas estacionárias com maior grau de certeza,

quando comparadas às séries não diferenciadas, uma vez que as suas estatísticas (resultados) foram consideravelmente menores do que o valor crítico do teste.

Dessa forma, a partir da análise dos correlogramas e dos testes ADF, optou-se, neste trabalho, por utilizar modelos ARIMA com uma diferenciação.

### 5.3 PARÂMETROS DOS MODELOS

Esta seção trata da escolha dos parâmetros dos modelos das séries temporais de velocidade de vento e de geração de energia elétrica da Usina Eólico-Elétrica de Palmas, para diferentes horizontes temporais.

Neste trabalho foram implementados modelos ARIMA univariados para previsão de valores de velocidade dos ventos e geração de energia elétrica, ajustados respectivamente para as séries temporais de 10 minutos, de 1 hora e de 3 horas. Cada modelo foi configurado para gerar previsões entre um e três passos de tempo no futuro.

A escolha dos parâmetros ( $p, d, q$ ) dos modelos, como já explicado nas seções anteriores, é feita através da análise dos correlogramas e correlogramas parciais das séries de dados. Podendo ainda ser realizada através de testes estatísticos como AIC e BIC. A tabela 13 a seguir exibe os cinco melhores resultados dos testes AIC e BIC realizados para uma gama de possíveis modelos ARMA ajustados para a previsão de vento baseado na série de dados com resolução temporal de 10 minutos.

Tabela 13 – Testes AIC e BIC para modelos ARIMA - Res.: 10 min.

Modelo	$\sigma^2$	AIC	BIC
ARIMA (1,0,5)	0,4812	331044,3	331124,1
ARIMA (2,0,3)	0,4811	331021,0	331090,8
ARIMA (3,1,4)	0,4812	331045,9	331125,7
ARIMA (3,1,5)	0,4812	331049,5	331139,2
ARIMA (5,1,4)	0,4813	331083,8	331183,4

Da tabela observa-se que o modelo que apresenta o menor valor para os testes AIC e BIC é o modelo ARIMA (2,0,3). Embora esse resultado indique que poderia-se utilizar a série de dados em seu estado original, sem diferenciação, escolheu-se por utilizar o modelo ARIMA (3,1,4). Essa escolha visa eliminar da série temporal possíveis efeitos decorrentes da componente sazonal, identificada na série original.

De modo a evitar deixar o texto com excesso de informação, não serão exibidas as tabelas com os melhores modelos ARIMA para as séries com resolução de uma hora, de três e de seis horas. Espera-se que já tenha ficado clara a intenção da escolha do modelo. Ele deve conter um parâmetro de diferenciação não nulo, de modo a eliminar da modelagem efeitos indesejados causados pela sazonalidade presente na série

de dados original. Respeitando esse critério, então escolhe-se o modelo que tenha apresentado os menores valores (ou mais próximo deles possível) nos testes AIC e BIC. Dessa maneira, o modelo ARIMA (1,1,2) foi o escolhido para ser usado na previsão da velocidade de vento de uma hora. O modelo ARIMA (3,1,2) deu origem às previsões baseadas na série de dados de três horas.

No que diz respeito ao modelo de previsão de potência eólica, os parâmetros selecionados foram: ARIMA (3,1,4) para a série de 10 minutos, ARIMA (2,1,2) para a série de dados horário e ARIMA (2,1,5) para a série de dados de três horas.

## 5.4 PREVISÃO PROBABILÍSTICA

A previsão probabilística é o nome dado aos resultados dos modelos de previsão de velocidades de vento e geração de energia eólica. Ela utiliza da modelagem ARIMA ajustada para o conjunto de dados que englobam os anos 2008, 2009 e 2010, aplicada a fim de desenvolver-se estimativas das intensidades de vento para serem validadas com a série de dados do ano de 2011.

### 5.4.1 Previsão dos valores de velocidade de vento

Nesta seção são apresentados os resultados dos modelos de previsão de velocidade de vento ajustados para a UEE Palmas. Foram escolhidas duas datas para todas as análises, uma no período quente e outra no período frio. A data escolhida para início das previsões, para o período quente foi o dia 02 de fevereiro de 2011 e para o período frio, o dia 12 de julho de 2011. Em todos os casos, as previsões foram realizadas num espaço de 288 passos de tempo.

#### 5.4.1.1 Vento de 10 minutos

Este item apresenta os resultados gerados para simulações de previsão das velocidades do vento em Palmas, uma para um dia de calor e outra um dia de frio, para datas escolhidas aleatoriamente. As figuras 36 e 37 exibem os resultados gráficos da comparação das velocidades registradas ao longo dessas datas, com aquelas previstas pelo modelo ARIMA (3,1,4), para um passo de tempo, o que quer dizer que nesse caso foram previstos os dez minutos seguintes. O modelo, implementado em ambiente estatístico R gera os resultados previstos a partir de uma equação, calculada em função dos parâmetros selecionados para o modelo. Neste caso, a equação calculada é composta de três componentes auto-regressivos e quatro componentes de médias móveis. A equação 5.1 apresenta a equação do primeiro passo de previsão.

$$Z_{t_{10}} = 0,1718 \cdot Z_{t-1} + 0,6288 \cdot Z_{t-2} + 0,1363 \cdot Z_{t-3} - 0,2186 \cdot a_{t-1} - \\ -0,7293 \cdot a_{t-2} - 0,1215 \cdot a_{t-3} - 0,0704 \cdot a_{t-4} \quad (5.1)$$

A cada novo passo de previsão, novos dados da série observada são incorporados no cálculo e os coeficientes dos termos auto-regressivos e de médias móveis são atualizados. Ou seja, cada passo de previsão envolve o ajuste de um novo modelo. O *software* R realiza o ajuste desses coeficientes através da função *arima* do pacote *forecast*. Essa função encarrega-se de ajustar a equação de um modelo ARIMA desejado a uma série temporal.

A figura 36 exibe os resultados obtidos para o período quente.

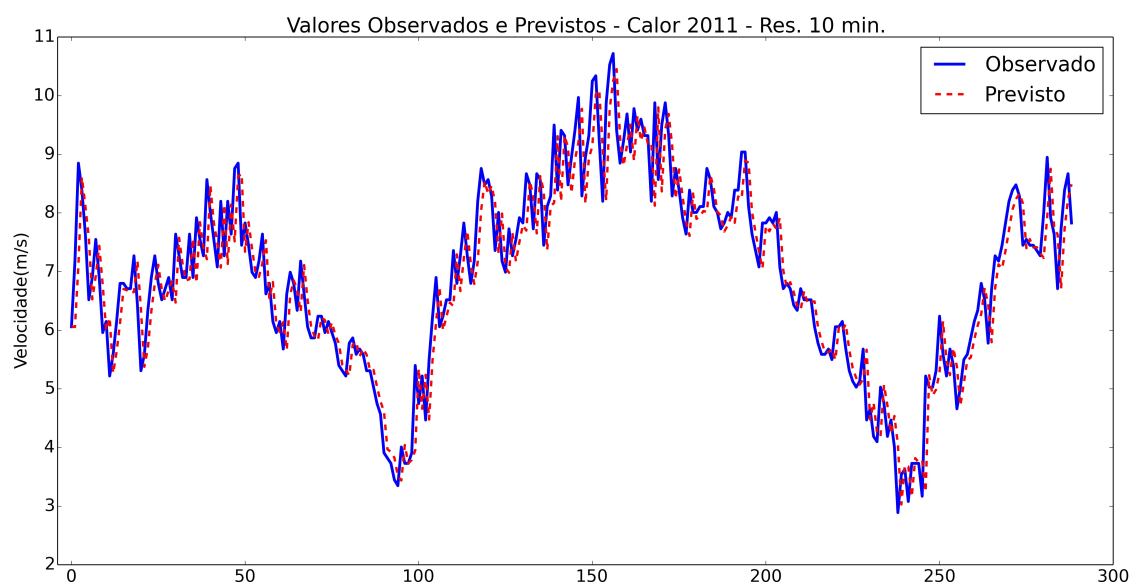


Figura 36 – Velocidades de vento de 10 minutos, previstas e observadas em Palmas, durante o período quente - horizonte de previsão de 10 minutos

Nessa figura estão representados os dias 02 à 04 de fevereiro de 2011.

A seguir, a figura 37 exibe a comparação entre as velocidades registradas e as previstas para o dia 12 de julho de 2011, até o dia 14 de julho de 2011.

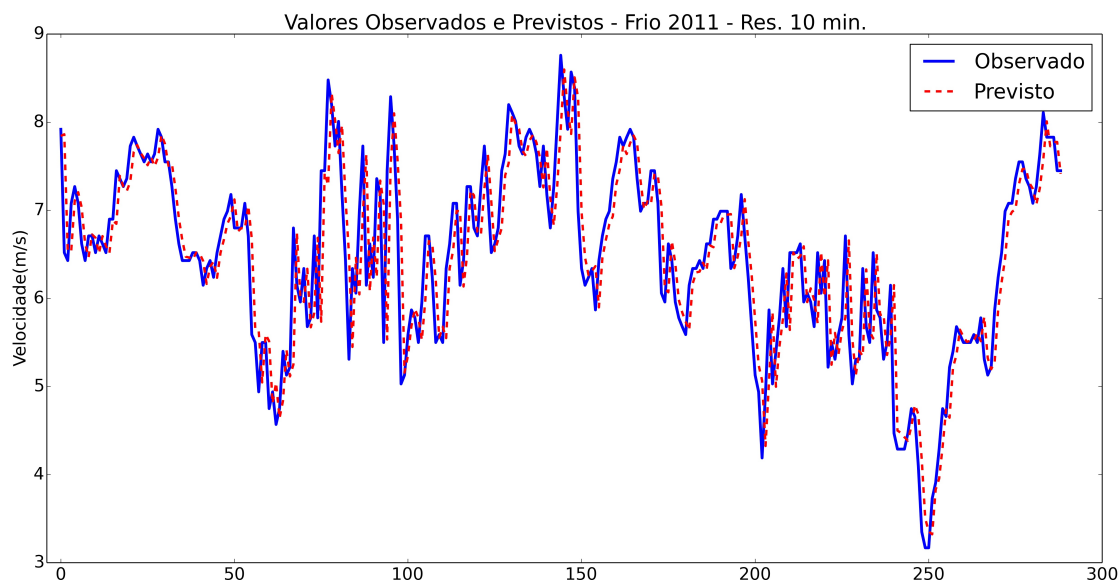


Figura 37 – Velocidades de vento de 10 minutos, previstas e observadas em Palmas, durante o período frio - horizonte de previsão de 10 minutos

Nota-se que quase não há diferença entre o que foi previsto e a série de dados com as velocidades reais. Tal fato deve-se principalmente ao curto intervalo de tempo a ser previsto. A seguir utilizou-se o mesmo modelo para prever 20 minutos no futuro (dois passos à frente ou dois passos de 10 minutos), cujos resultados são exibidos pela figura 38.

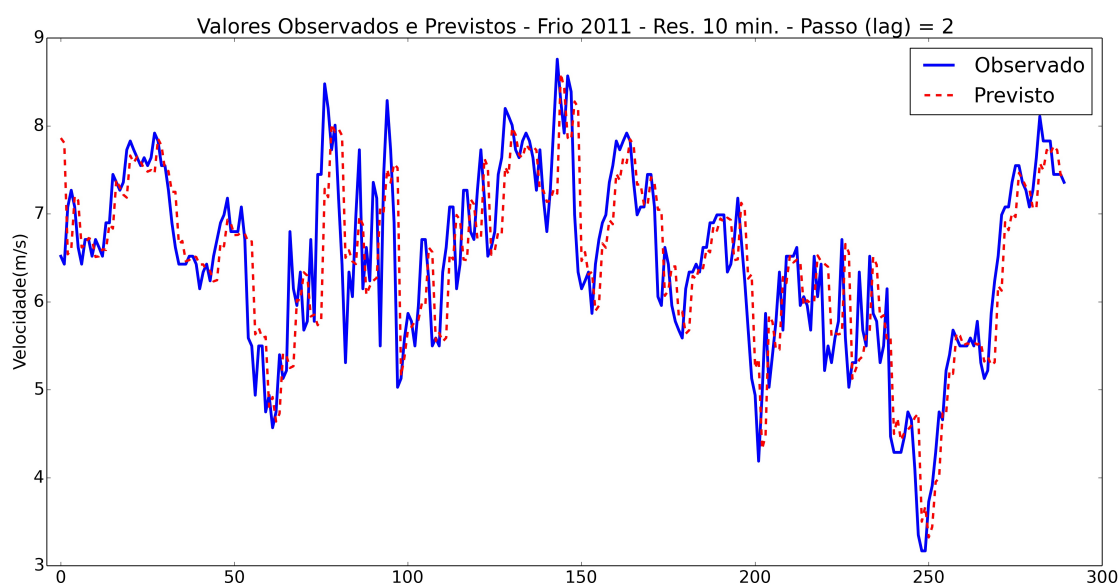


Figura 38 – Velocidades de vento de 10 minutos, previstas e observadas em Palmas, durante o período frio - horizonte de previsão de 20 minutos

Da figura 38 percebe-se que as previsões ficaram levemente diferentes daquela

que utiliza somente um passo de tempo à frente. Nota-se que o modelo apresenta dificuldade em prever valores extremos, quando a série apresenta seus pontos de inflexão.

Por último foram geradas a previsão para três passos de tempo no futuro, cujo modelo ainda é baseado na série de dados com resolução de dez minutos. Aqui prevê-se meia hora a frente no tempo, conforme ilustrado pela figura 39

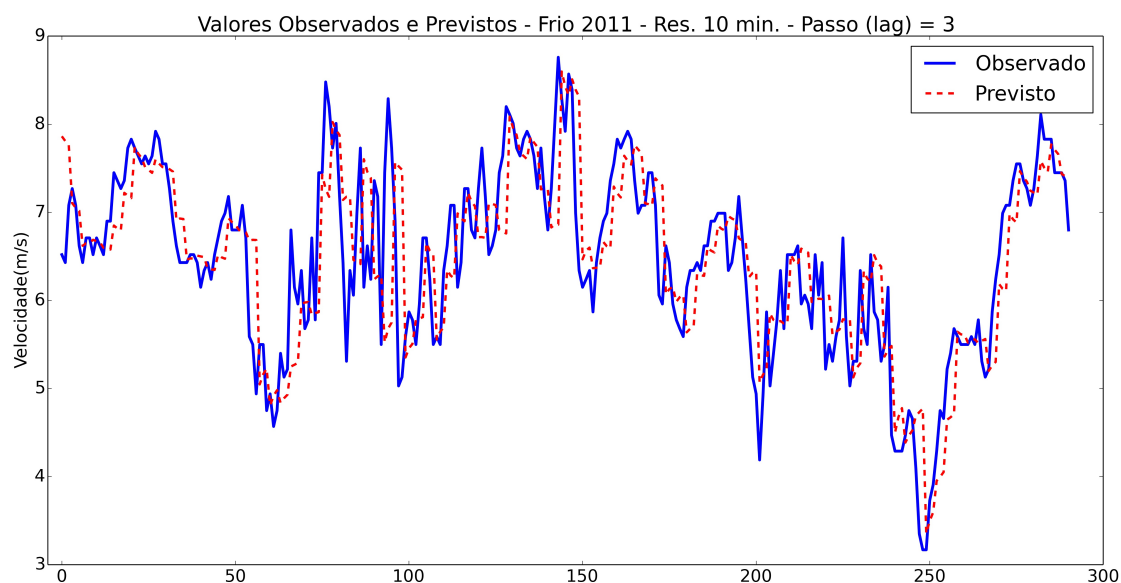


Figura 39 – Velocidades de vento de 10 minutos, previstas e observadas em Palmas, durante o período frio - horizonte de previsão de 30 minutos

Pode-se observar, ao comparar as figuras 37, 38 e 39 que à medida que o passo de tempo da previsão aumenta, as previsões divergem (ainda que de maneira sutil) da série de dados original, conforme era de se esperar para um modelo auto-regressivo.

A seguir são exibidos pela tabela 14 os resultados dos testes de performance dos modelos de previsão de vento, cujos parâmetros de desempenho foram expostos na seção 4.6.

Tabela 14 – Resultados dos testes de eficiência da previsão de velocidades de vento

Série: 10 Minutos						
	Calor			Frio		
	EMA (m/s)	REMQ (m/s)	NS	EMA (m/s)	REMQ (m/s)	NS
Lag = 1	0,47	0,60	0,86	0,36	0,51	0,77
Lag = 2	0,50	0,64	0,85	0,44	0,60	0,67
Lag = 3	0,52	0,65	0,84	0,48	0,67	0,59

A análise gráfica em conjunto com os testes de desempenho do modelo permitem afirmar que o modelo ARIMA (3,1,4) desempenhou satisfatoriamente o seu papel

de prever as velocidades do vento, uma vez que a intensidade média dos ventos no período foi de 6,37 m/s, o erro máximo de previsão é de 8,16%, correspondente ao valor de 0,52 m/s, obtido com o modelo de meia hora à frente (3 passos de tempo ou *lags*). O índice de Nash-Sutcliffe apresentou valores satisfatórios, sendo que o menor índice, com valor de 0,59 ocorreu para a previsão três passos de tempo à frente, durante o período frio. Os valores de REMQ ficaram entre 0,5 e 0,7.

#### 5.4.1.2 Vento horário

Aqui apresentam-se os resultados gráficos da modelagem ARIMA (1,1,2) para a série temporal com resolução de 1 hora, para dias situados nos períodos frio e quente do ano de 2011. Desta vez os dias não foram selecionados ao acaso; parte-se dos mesmos dias escolhidos no modelo da série temporal de 10 minutos. Neste caso a equação característica do modelo apresenta somente um coeficiente auto-regressivo e dois componentes de médias móveis; conforme apresentado pela equação 5.5, representando o primeiro valor de previsão.

$$Z_{t_1} = 0,8609 \cdot Z_{t-1} - 0,8549 \cdot a_{t-1} - 0,1427 \cdot a_{t-2} \quad (5.2)$$

A seguir, a figura 40 apresenta os resultados previstos para um passo (uma hora) à frente, dos dias escolhidos do período quente, para o período compreendido entre os dias 02 à 14 de fevereiro de 2011.

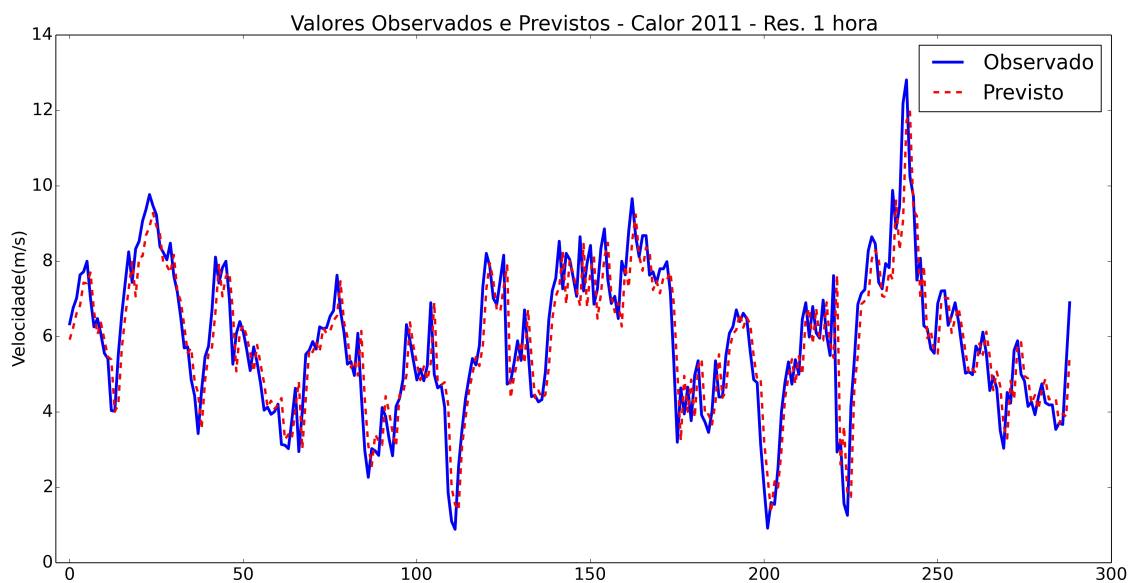


Figura 40 – Velocidades de vento horário, previstas e observadas em Palmas, durante o período quente - horizonte de previsão de 1 hora

E a figura 41 exibe a comparação entre as velocidades registradas e as previstas para o período frio, também para uma hora à frente, para o período compreendido entre os dias 12 à 24 de julho de 2011.

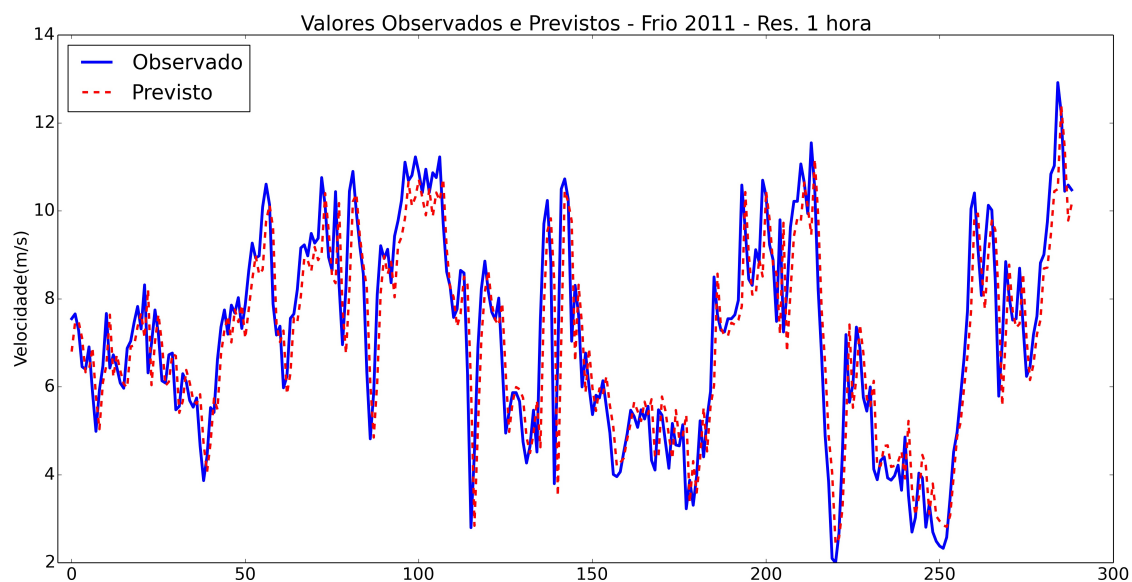


Figura 41 – Velocidades de vento horário, previstas e observadas em Palmas, durante o período frio - horizonte de previsão de 1 hora

Escolheu-se o período frio, assim como na seção anterior, para ilustrar o efeito de se aumentar o horizonte de previsão do modelo. A figura 42 exibe os resultados gráficos da previsão dois passos à frente. Dessa forma prevê-se agora duas horas à frente.

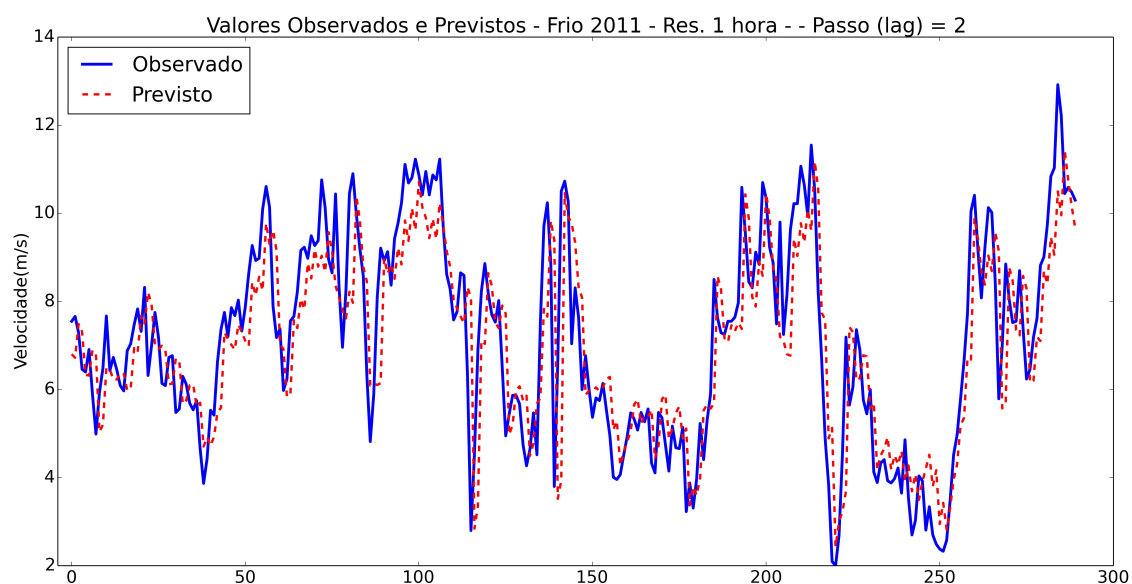


Figura 42 – Velocidades de vento horário, previstas e observadas em Palmas, durante o período frio - horizonte de previsão de 2 horas

Observa-se, tal qual no caso das previsões baseadas na série de 10 minutos, uma piora na qualidade das previsões, representada pelo distanciamento da série prevista da série observada nos pontos de inflexão desta última.

Os resultados gráficos das previsões de velocidade do vento com três horas de antecedência, exibidos pela figura 43 exibem ainda mais acentuadas as discrepâncias entre o previsto e o observado.

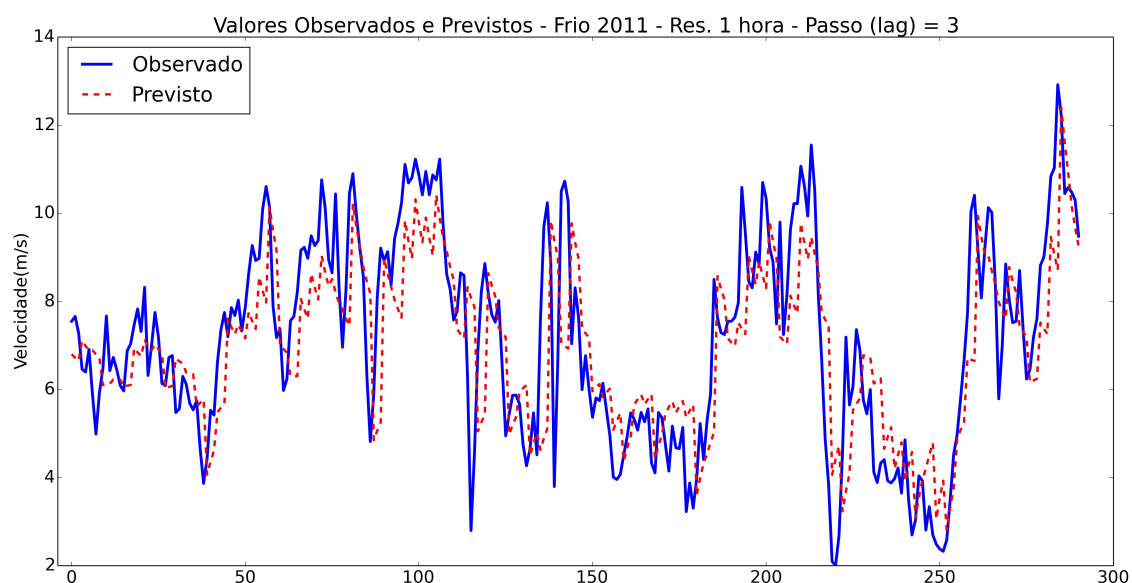


Figura 43 – Velocidades de vento horário, previstas e observadas em Palmas, durante o período frio - horizonte de previsão de 3 horas

No entanto, ainda que a qualidade das previsões decaia com o aumento do horizonte de previsão, essa piora não chega a ser um resultado inesperado ou ruim, conforme apresentado pela tabela 15, onde são exibidos os resultados dos testes de desempenho dos modelos. Dela percebe-se que o maior erro médio absoluto verificado corresponde a 1,19 m/s, para previsão de vento três horas à frente, durante o período frio. Da mesma forma o REMQ e o índice NS apresentam piores desempenhos para essa condição.

Tabela 15 – Resultados dos testes de eficiência da previsão de velocidades de vento

Série: 1 hora						
	Calor			Frio		
	EMA (m/s)	REMQ (m/s)	NS	EMA (m/s)	REMQ (m/s)	NS
<b>Lag = 1</b>	0,71	0,92	0,78	0,81	1,07	0,79
<b>Lag = 2</b>	0,85	1,09	0,69	1,01	1,35	0,67
<b>Lag = 3</b>	0,99	1,28	0,57	1,19	1,54	0,56

### 5.4.1.3 Vento de 3 horas

Nesta subseção apresentam-se os resultados gráficos da modelagem ARIMA (3,1,2) baseado na série temporal com resolução de três horas, para dias situados nos períodos frio e quente do ano de 2011. Respeita-se as datas iniciais de previsão escolhidas para prever a série de dados de 10 minutos. O modelo é composto por três componentes auto-regressivos e dois componentes de médias móveis, tal qual apresentado pela equação 5.3

$$Z_{t_3} = 0,5881 \cdot Z_{t-1} + 0,0429 \cdot Z_{t-2} - 0,0407 \cdot Z_{t-3} - 0,6686 \cdot a_{t-1} - 0,3226 \cdot a_{t-2} \quad (5.3)$$

A seguir, a figura 44 apresenta os resultados dos dias escolhidos do período quente, um passo (três horas) à frente, entre os dias 02 de fevereiro à 03 de março de 2011.

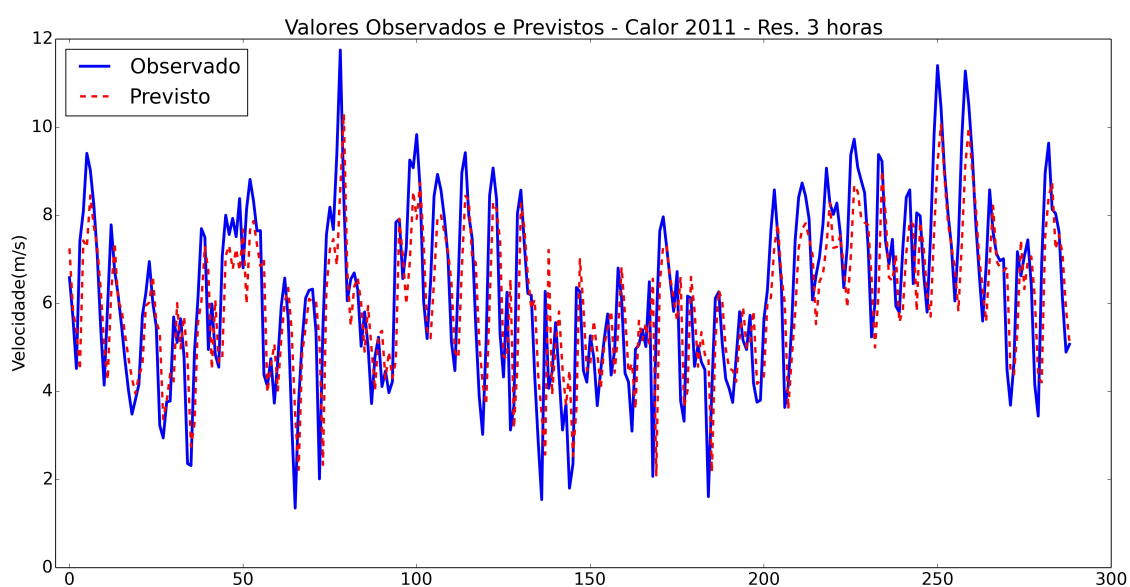


Figura 44 – Velocidades de vento de três horas, previstas e observadas em Palmas, durante o período quente - horizonte de previsão de 3 horas

Observa-se que mesmo com resoluções temporais distintas, os modelos ajustam-se de maneira satisfatória à série de dados observada. A figura 45 exhibe a comparação entre as velocidades registradas e as previstas para o período frio, para o mesmo horizonte de previsão anterior, de um passo à frente. Neste caso parte-se do dia 12 de julho e chega-se ao final do horizonte de previsão no dia 17 de agosto de 2011.

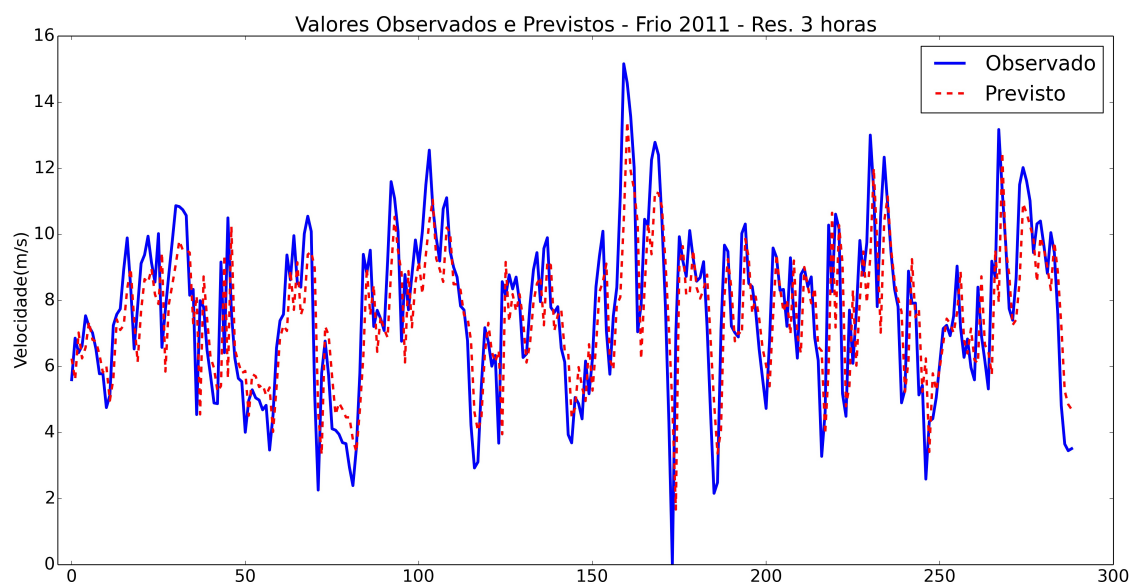


Figura 45 – Velocidades de vento de três horas, previstas e observadas em Palmas, durante o período frio - horizonte de previsão de 3 horas

De maneira a ilustrar a degradação da qualidade da previsão com o aumento do horizonte temporal, gerou-se o gráfico apresentado na figura 46, com horizonte temporal de dois passos à frente (6 horas).

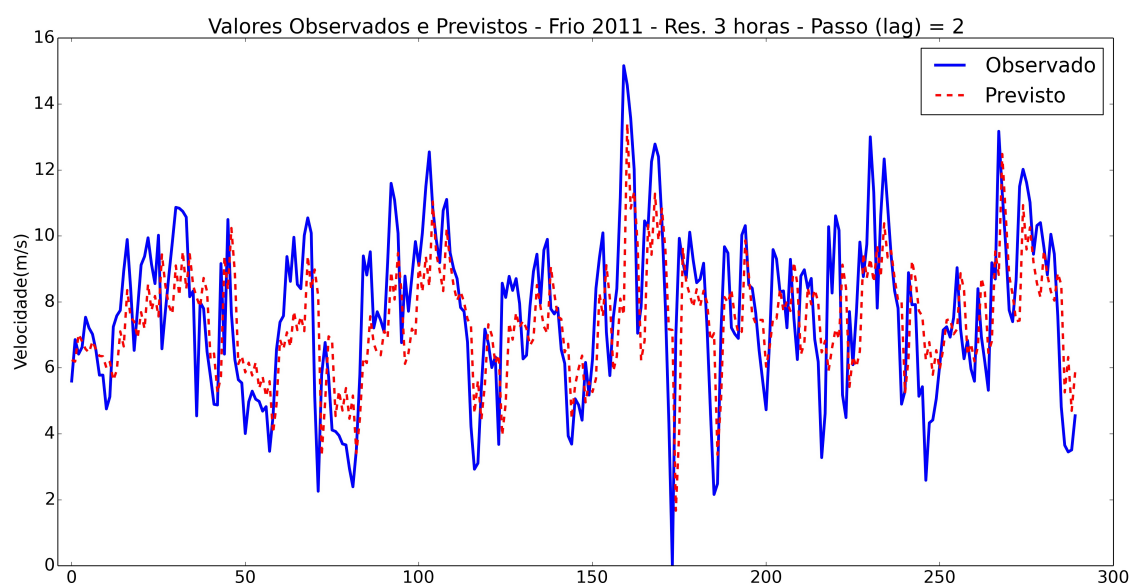


Figura 46 – Velocidades de vento de três horas, previstas e observadas em Palmas, durante o período frio - horizonte de previsão de 6 horas

Percebe-se uma clara dificuldade do modelo em prever valores extremos. Fato que já ocorria na previsão de três horas, mas que com o aumento do horizonte de

previsão se intensificou. Por fim, fez-se a previsão três passos à frente (nove horas à frente), ilustrado graficamente pela figura 47

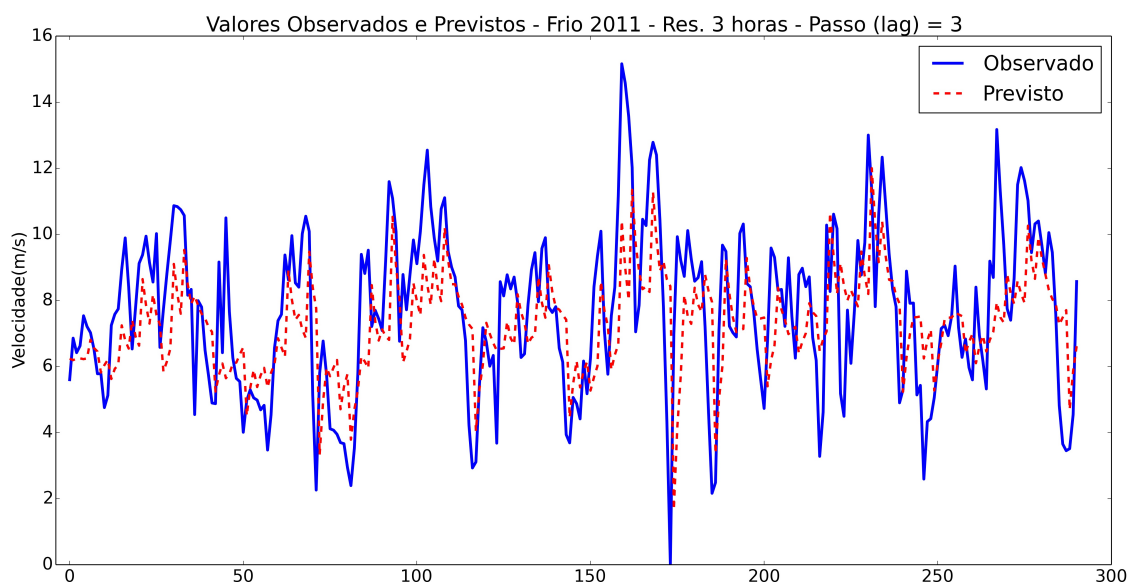


Figura 47 – Velocidades de vento de três horas, previstas e observadas em Palmas, durante o período frio - horizonte de previsão de 9 horas

Finalmente a tabela 16 exhibe os resultados dos testes de eficiência do modelo.

Tabela 16 – Resultados dos testes de eficiência da previsão de velocidades de vento

Série: 3 horas						
	Calor			Frio		
	EMA (m/s)	REMQ (m/s)	NS	EMA (m/s)	REMQ (m/s)	NS
<b>Lag = 1</b>	1,02	1,32	0,55	1,28	1,67	0,54
<b>Lag = 2</b>	1,30	1,61	0,34	1,60	2,00	0,34
<b>Lag = 3</b>	1,37	1,71	0,26	1,68	2,15	0,25

Finalmente conclui-se que, o incremento no horizonte de previsão, para um mesmo modelo, faz com que este tenda a prever cada vez mais valores próximos à valores médios da série de dados que o originou. Tal característica é condizente com um modelo auto-regressivo de médias móveis. Ainda assim, para os horizontes de previsão escolhidos, os modelos conseguiram apresentar resultados interessantes. Percebe-se que os os parâmetros de eficiência do modelo são inferiores aos modelos baseados em dados de vento de 10 minutos e em dados de resolução horária. Novamente os piores resultados são verificados para a previsão três passos de tempo à frente, no período frio.

### 5.4.2 Previsão da potência eólica

Nesta seção exibe-se os resultados da modelagem ARIMA para a série de dados de potência eólica, com resolução de 1 hora, para dias situados nos períodos frio e quente do ano de 2011. Respeitam-se as datas escolhidas para a previsões exibidas na seção de previsão de velocidade do vento. O modelo ARIMA escolhido neste caso é o ARIMA (2,1,2) cuja equação característica é apresentada pela equação 5.4, representando o primeiro valor de previsão.

$$Z_{t_1} = 0,6418 \cdot Z_{t-1} + 0,1934 \cdot Z_{t-2} - 0,6540 \cdot a_{t-1} - 0,3427 \cdot a_{t-2} \quad (5.4)$$

A seguir, a figura 48 apresenta os resultados previstos para um passo (uma hora) à frente, dos dias escolhidos do período quente, começando no dia 02 de fevereiro de 2011.

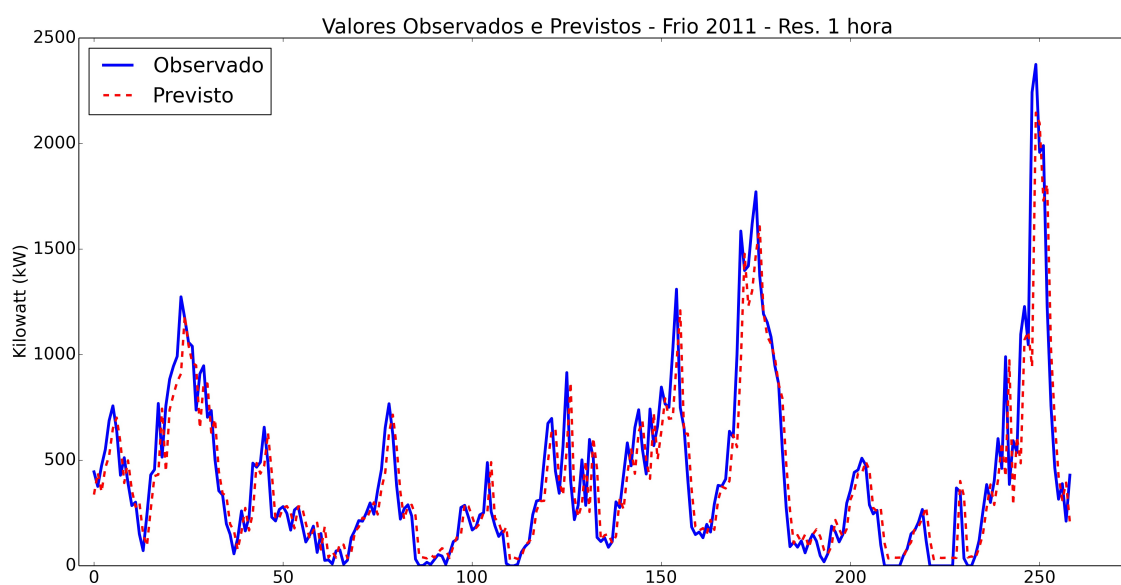


Figura 48 – Potência eólica prevista durante o período quente - horizonte de previsão: 1 hora

A figura 49 exibe a comparação entre as velocidades registradas e as previstas para o período frio, também para uma hora à frente, começando no dia 12 de julho de 2011.

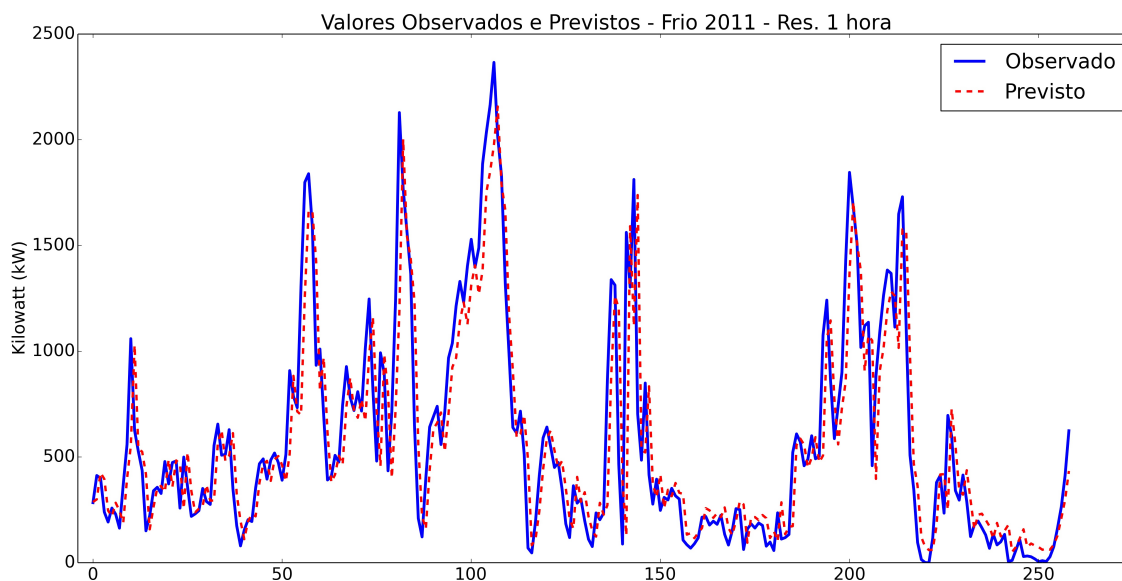


Figura 49 – Potência eólica prevista durante o período frio - horizonte de previsão: 1 hora

Observa-se, de ambos os gráficos, que as previsões uma hora à frente são capazes de prever razoavelmente bem o comportamento das séries de dados observada, afastando-se desta somente nas regiões próximas aos valores onde ocorrem inflexões na série observada.

Escolheu-se mais uma vez o período frio para ilustrar o efeito de se aumentar o horizonte de previsão do modelo. A figura 50 exhibe os resultados gráficos da previsão dois passos à frente. Dessa forma prevê-se agora duras horas à frente.

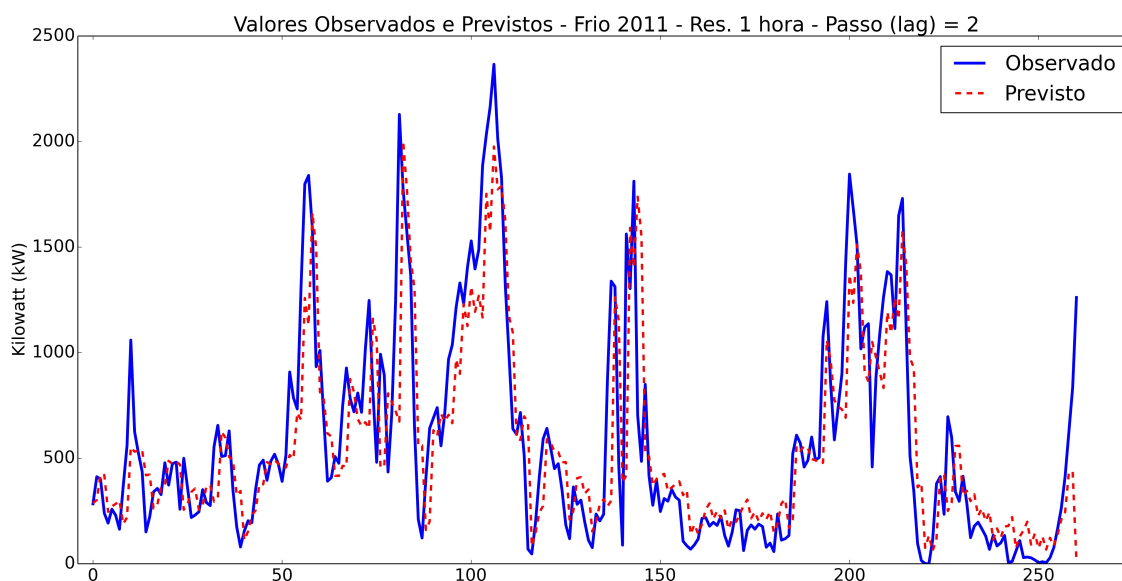


Figura 50 – Potência eólica prevista durante o período frio - horizonte de previsão: 2 horas

Do último gráfico percebe-se uma piora nas previsões, com os valores da série

prevista se distanciando mais dos valores da série observada, na região próxima aos pontos de inflexão.

Os resultados gráficos das previsões de velocidade do vento com três horas de antecedência, exibidos pela figura 51 exibem ainda mais acentuadas as discrepâncias entre o previsto e o observado. Aqui observa-se que o modelo chegou mesmo a ignorar um dos picos da série de dados observado.

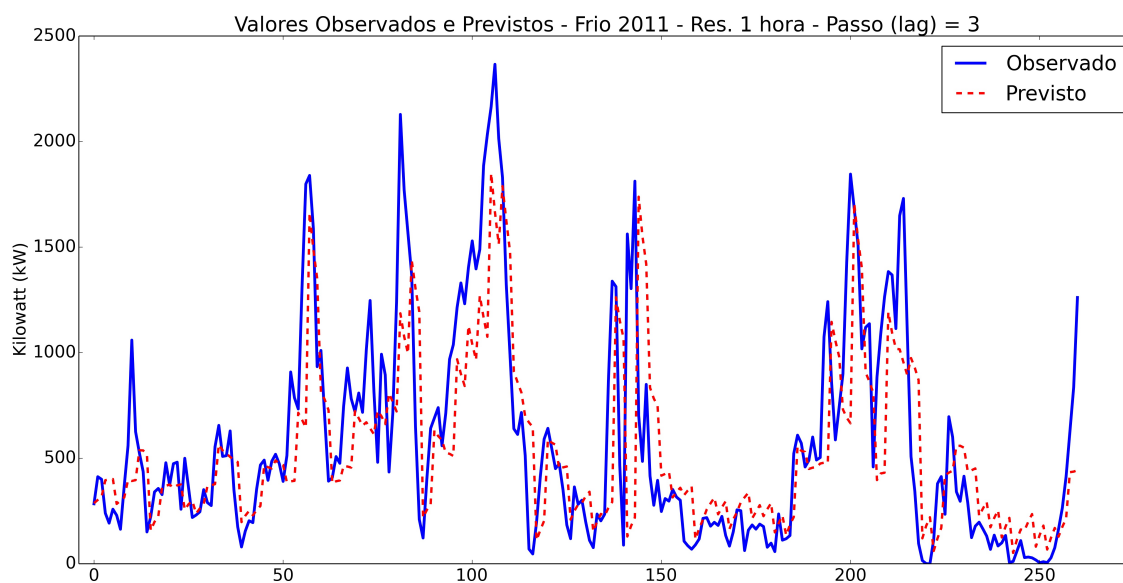


Figura 51 – Potência eólica prevista durante o período frio - horizonte de previsão: 3 horas

Ainda que as discrepâncias entre o previsto e o observado existam e aumente com o aumento do horizonte de previsão, de maneira similar ao modelo de previsão de vento, os resultados estão longe de serem inesperados e não chegam a comprometer a qualidade do modelo.

A tabela 17 corrobora a afirmação anterior, ao exibir os testes da performance dos modelos de previsão de potência eólica. Percebe-se, de sua observação, que os modelos com passos 1 e 2 (previsões uma e duas horas à frente) apresentaram os melhores resultados, como era de se esperar.

Tabela 17 – Testes de qualidade dos modelos de previsão de potência eólica

	Série: 1 Hora					
	Quente			Frio		
	EMA (kW)	REMQ (kW)	NS	EMA (kW)	REMQ (kW)	NS
<b>Lag = 1</b>	112,35	174,07	0,81	149,09	235,96	0,76
<b>Lag = 2</b>	142,60	225,62	0,68	205,44	288,13	0,65
<b>Lag = 3</b>	153,85	228,23	0,67	223,18	350,76	0,48

Outra forma de se avaliar a performance dos modelos é através da energia gerada no período da previsão. A tabela 18 apresenta essa análise, comparando a

energia efetivamente gerada no período com aquelas estimadas pelos modelos e apresenta seus erros absolutos. Dela pode-se inferir que o pior cenário de previsão ocorre para o período frio, tal como já havia sido exposto na tabela 17; ainda assim, a diferença entre o observado e o previsto no caso (modelo 3 horas à frente do período frio) é de 6,40%.

Tabela 18 – Energia elétrica gerada e energia elétrica prevista e seus erros - resolução horária

<b>Comparativos energia gerada e prevista - Período quente</b>				
	<b>Observado</b>	<b>Previsão (lag 1)</b>	<b>Previsão (lag 2)</b>	<b>Previsão (lag 3)</b>
<b>Energia (kWh)</b>	115.290,83	112.533,79	112.163,88	111.635,55
<b>Erro (kWh)</b>		2.757,04	3.126,95	3.655,28
<b>Comparativos energia gerada e prevista - Período frio</b>				
	<b>Observado</b>	<b>Previsão (lag 1)</b>	<b>Previsão (lag 2)</b>	<b>Previsão (lag 3)</b>
<b>Energia (kWh)</b>	147.919,40	143.670,70	145.084,51	138.464,43
<b>Erro (kWh)</b>		4.248,70	2.834,89	9.454,97

#### 5.4.2.1 Incertezas para resoluções de 10 minutos e de 3 horas

Embora a apresentação gráfica dos demais modelos de previsão de potência eólica tenha sido dispensada, seus resultados estatísticos não poderiam ser. Dessa forma torna-se possível comparar os modelos. Esta seção exhibe os testes de desempenho dos modelos de previsão de potência eólica baseados nas séries temporais com resolução de dez minutos e de três horas, divididos em períodos quentes e frios.

#### •Potência com resolução de 10 minutos

A seguir são exibidos, de forma tabular, os resultados dos testes de performance dos modelos de previsão de potência eólica e seu desdobramento em energia gerada.

A tabela 19 exhibe os resultados dos testes de performance dos modelos de previsão de potência eólica.

Tabela 19 – Resultados da análise das incertezas na previsão da potência eólica - resolução: 10 minutos

<b>Série: 10 Minutos</b>						
	<b>Quente</b>			<b>Frio</b>		
	<b>EMA (kW)</b>	<b>REMQ (kW)</b>	<b>NS</b>	<b>EMA (kW)</b>	<b>REMQ (kW)</b>	<b>NS</b>
<b>Lag = 1</b>	89,52	121,88	0,85	53,49	83,31	0,81
<b>Lag = 2</b>	103,97	141,38	0,80	60,14	95,21	0,75
<b>Lag = 3</b>	108,13	146,40	0,79	74,37	112,89	0,65

Para melhor quantificar as diferenças entre o observado e o previsto, a tabela 20 exhibe os resultados em termos da energia gerada e prevista no mesmo período.

Analisando-se ambas tabelas pode-se concluir que as diferenças entre as previsões e as observações, para o caso da série de potência com resolução de dez minutos, foram baixas. Isso se comprova pelos valores de EMA, REMQ e NS da tabela 19 e pelo fato que o maior erro na previsão de energia, segundo a tabela 20, é menor do que 6%.

Tabela 20 – Energia elétrica gerada e energia elétrica prevista e seus erros - resolução: 10 minutos

<b>Comparativos energia gerada e prevista - Período quente</b>				
	<b>Observado</b>	<b>Previsão (lag 1)</b>	<b>Previsão (lag 2)</b>	<b>Previsão (lag 3)</b>
<b>Energia (kWh)</b>	26028,40	25525,96	25525,86	24631,90
<b>Erro (kWh)</b>		502,44	502,54	1396,50
<b>Comparativos energia gerada e prevista - Período frio</b>				
	<b>Observado</b>	<b>Previsão (lag 1)</b>	<b>Previsão (lag 2)</b>	<b>Previsão (lag 3)</b>
<b>Energia (kWh)</b>	17531,83	17592,43	17465,37	17754,35
<b>Erro (kWh)</b>		60,60	66,46	222,52

#### •Potência com resolução de 3 horas

Finalmente apresenta-se os resultados dos testes de performance dos modelos para seu maior horizonte temporal: 3, 6 e 9 horas à frente. Segue-se o mesmo modelo de apresentação dos resultados; a tabela 21 exhibe os resultados das estimativas de performance da previsão de potência eólica e a tabela 22 os resultados das incertezas nas estimativas de energia gerada.

Tabela 21 – Resultados da análise das incertezas na previsão da potência eólica - resolução de 3 horas

	<b>Série: 3 Horas</b>					
	<b>Quente</b>			<b>Frio</b>		
	<b>EMA (kW)</b>	<b>REMQ (kW)</b>	<b>NS</b>	<b>EMA (kW)</b>	<b>REMQ (kW)</b>	<b>NS</b>
<b>Lag = 1</b>	180,2828	242,1374	0,603544	289,106	385,5598	0,553505
<b>Lag = 2</b>	224,2871	301,6886	0,384326	366,3537	473,2319	0,331295
<b>Lag = 3</b>	245,0652	322,8143	0,299252	371,2567	492,4121	0,288273

Da mesma forma que para o caso da previsão da intensidade futura do vento baseado na série temporal de três horas, houve uma piora no desempenho desses modelos. Percebe-se que os valores dos testes NS decrescem acentuadamente com o aumento do passo de tempo das previsões. O mesmo pode-se dizer dos valores de EMA e REMQ. No quesito energia gerada, o menor erro encontrado, para um passo à frente no período quente foi de cerca de 5%, enquanto que o maior valor, para três horas à frente no período frio foi de 12%.

Tabela 22 – Energia elétrica gerada e energia elétrica prevista e seus erros - resolução de 3 horas

<b>Comparativos energia gerada e prevista - Período quente</b>				
	<b>Observado</b>	<b>Previsão (lag 1)</b>	<b>Previsão (lag 2)</b>	<b>Previsão (lag 3)</b>
<b>Energia (kWh)</b>	134.536,84	127.781,87	126.468,89	122.128,15
<b>Erro (kWh)</b>		6.754,97	8.067,94	12.408,69
<b>Comparativos energia gerada e prevista - Período frio</b>				
	<b>Observado</b>	<b>Previsão (lag 1)</b>	<b>Previsão (lag 2)</b>	<b>Previsão (lag 3)</b>
<b>Energia (kWh)</b>	225.815,55	211.815,17	208.080,75	198.624,58
<b>Erro (kWh)</b>		14.000,38	17.734,81	27.190,97

### 5.4.3 Previsão da potência em função da previsão eólica

Os dados da previsão da velocidade dos ventos podem ser transformados em dados de potência eólica, para assim a previsão de vento ser utilizada para prever a potência que poderá ser extraída do vento, no futuro, pelas turbinas eólicas.

O procedimento é realizado substituindo-se os valores de velocidade dos ventos previstos nas equações 3.3, 3.4, 3.5.

Os resultados apresentados são analisados para períodos quentes e frios, mantendo-se as datas utilizadas nas seções anteriores, para descrever os períodos.

#### 5.4.3.1 Série de dados: 10 minutos

A previsão de potência elétrica baseada nas previsões de velocidades de vento é apresentada graficamente neste tópico somente para o período frio, conforme ilustrado pela figura 52.

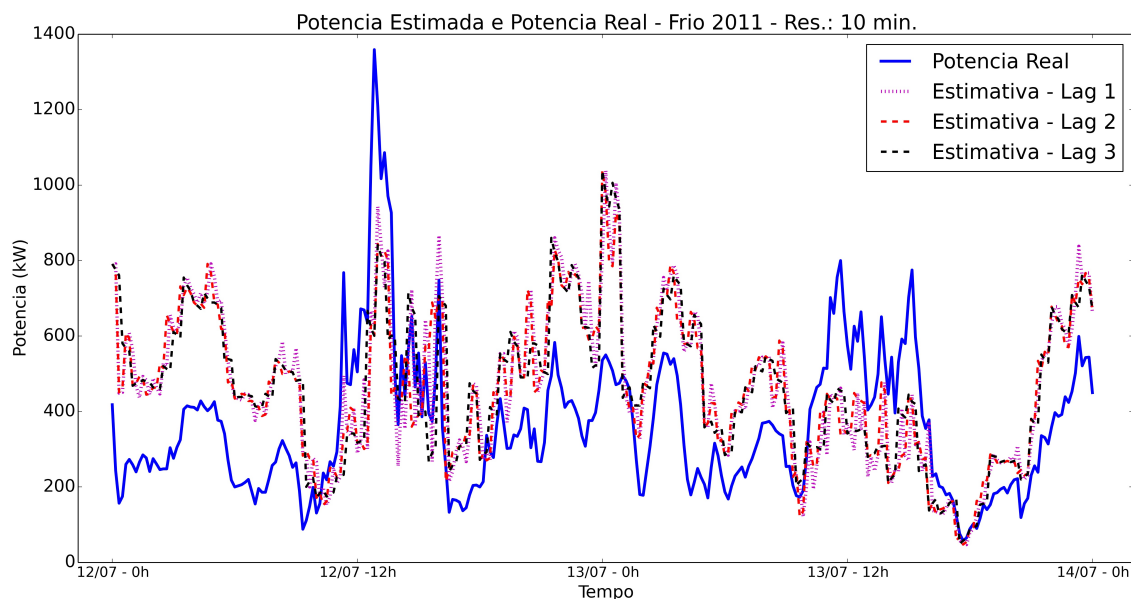


Figura 52 – Previsão da potência elétrica via previsão de vento - Frio - Série: 10 min.

Percebe-se, da figura 52 que o erro neste caso é elevado. A explicação para isso pode estar no fato de que, devido ao curto intervalo de tempo da série, a geração de energia elétrica não acompanha a variação da intensidade e direção dos ventos com a mesma velocidade que estas acontecem. O aerogerador de eixo horizontal tem a característica de rotacionar sua nacela em torno de sua torre, de forma a acompanhar a direção onde o vento sopra com mais intensidade. Mas esse movimento deve ser lento para não causar fadigas exageradas ao sistema. Além disso, mesmo que a turbina esteja direcionada para a região de maior intensidade de ventos, quando acontece uma rajada, a resposta em potência da máquina não é imediata. Ressalta-se que esta é apenas uma possível explicação para a discrepância entre as observações e as previsões. Outra possível explicação podem ser as paradas para manutenção das turbinas, o que exige o desligamento de um ou de alguns aerogeradores.

A tabela 23 exhibe a quantificação da energia gerada no período apresentado na figura 52, bem como a energia prevista pelos modelos e seus respectivos erros absolutos.

Tabela 23 – Energia elétrica gerada e prevista e erros de previsão - resolução: 10 minutos

	Observado	Previsão (lag 1)	Previsão (lag 2)	Previsão (lag 3)
<b>Energia (kWh)</b>	17531,83	22438,50	22296,90	22336,47
<b>Erro (kWh)</b>		4906,67	4765,07	4804,64

Da tabela acima pode-se inferir que os modelos desviam do valor real em cerca de 27%.

### 5.4.3.2 Série de dados: 1 hora

A previsão de potência elétrica baseada nas previsões de velocidades de vento feitas a partir da série com resolução horária é apresentada neste tópico para o período quente, com resultados ilustrados por figuras e tabelas. O período quente mostrou-se mais problemático em relação à previsão de vento para os dados horários, conforme apresentado na seção anterior. Dessa forma, torna-se interessante estimar como os dados gerados se comportariam ao prever a potência e a energia gerada.

A figura 53 exhibe os resultados gráficos do modelo.

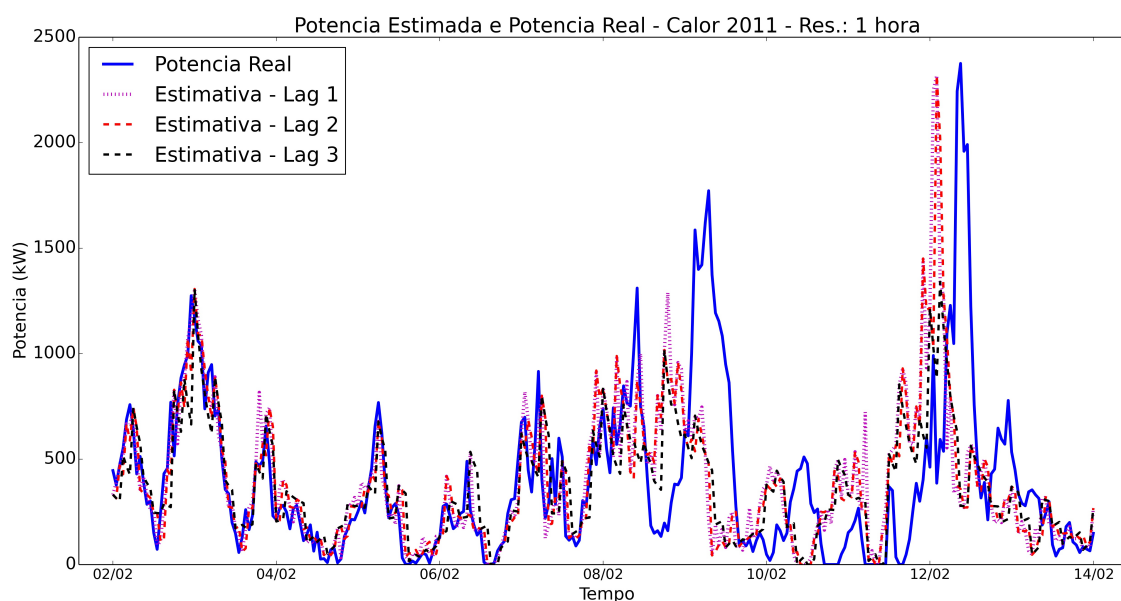


Figura 53 – Previsão da potência elétrica via previsão de vento - Período quente - Série: 1 hora

Da figura 53 percebe-se que o modelo se comportou melhor em comparação com o modelo anterior. Ainda assim, alguns valores de pico são estimados erroneamente. Esses resultados podem corroborar a suposição de que, para períodos de tempo muito curtos (como os de dez minutos), a resposta do equipamento eólico às mudanças no comportamento do vento não são rápidas o suficiente para que um modelo de previsão de geração seja ajustado.

A tabela 24 exhibe a quantificação da energia gerada no período apresentado na figura 53, bem como a energia prevista pelos modelos e seus respectivos erros absolutos.

A tabela 24 comprova a eficácia do modelo gerado. Para a previsão de energia com o modelo de previsão com um passo de tempo (lag 1), o erro em relação a energia realmente gerada foi de apenas 0,7%. Esse valor aumenta para 2,31% para o modelo de previsão com dois passos de tempo e para 8,47% para o de três passos de tempo.

Tabela 24 – Energia elétrica gerada e prevista e erros de previsão - Período quente

	Observado	Previsão (lag 1)	Previsão (lag 2)	Previsão (lag 3)
<b>Energia (kWh)</b>	115290,86	114474,22	112618,56	105524,43
<b>Erro (kWh)</b>		816,64	2672,30	9766,43

#### 5.4.3.3 Série de dados: 3 horas

A previsão de potência elétrica baseada nas previsões de velocidades de vento feitas a partir da série com resolução de três horas é apresentada neste tópico, também para o período quente.

A figura 54 exhibe o resultado gráfico do modelo de previsão.

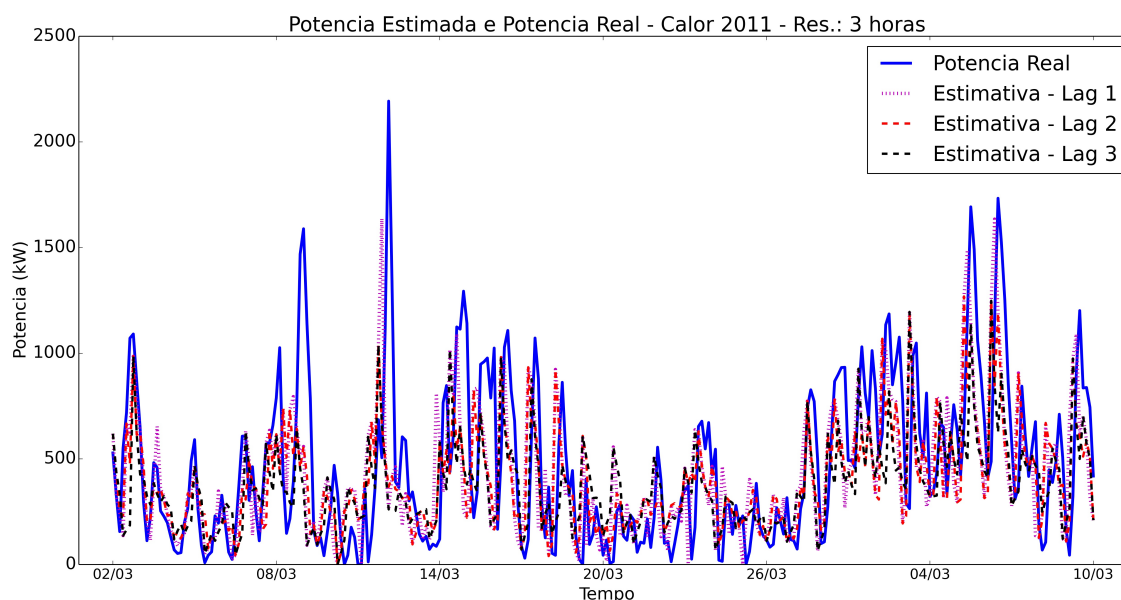


Figura 54 – Previsão da potência elétrica via previsão de vento - Período quente - Série: 3 horas

Assim como o modelo baseado em série horária, o modelo apresentado pela figura 54 comporta-se melhor do que o modelo baseado em séries de dados de dez minutos. No entanto, ainda pode-se observar a dificuldade do modelo em prever os valores extremos da série e a piora da resposta do modelo à medida que se aumentam os passos da previsão; fato que já era esperado.

A tabela 25 exhibe a quantificação da energia gerada no período apresentado na figura 53, bem como a energia prevista pelos modelos e seus respectivos erros absolutos.

Tabela 25 – Energia elétrica gerada e prevista e erros de previsão - Período quente

	<b>Observado</b>	<b>Previsão (lag 1)</b>	<b>Previsão (lag 2)</b>	<b>Previsão (lag 3)</b>
<b>Energia (kWh)</b>	403610,55	368366,24	345150,57	326460,75
<b>Erro (kWh)</b>		35244,31	58459,98	77149,80

O modelo baseado em dados de três horas ainda apresentou desempenho interessante. Para a previsão de energia com o modelo de previsão com um passo de tempo (lag 1), o erro em relação a energia realmente gerada foi de 8,73%. Esse valor aumenta para 14,48% para o modelo de previsão com dois passos de tempo e para 19,11% para o de três passos de tempo.

Dessa forma pode-se inferir desta seção que os melhores modelos de previsão de potência e energia elétrica geradas são aqueles baseados em séries de dados com maior resolução (1 hora e três horas) e que o horizonte de previsão com erros menores ou iguais a 15% ficam entre 1 hora e 6 horas. O modelo de previsão com horizonte temporal de 9 horas apresentou quase 20% de erro em seus resultados.

## 5.5 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE DO MODELO

Nesta seção serão discutidos o efeito de se alterar alguns parâmetros do modelo sobre o seu desempenho preditivo. Os parâmetros de interesse são: tamanho da série de dados para gerar o modelo, a não atualização dos coeficientes do modelo a cada nova predição e a escolha de um bom modelo preditor.

### 5.5.1 Extensão da série temporal

As séries temporais utilizadas para elaboração dos modelos apresentados até o momento são constituídas por quatro anos de dados, sendo que os três primeiros foram utilizados para elaboração dos modelos ARIMA e o último para sua validação. É interessante estudar se, ao trabalhar com séries temporais mais curtas, os modelos de previsão iriam piorar de qualidade.

Para elaborar esse estudo, utilizou-se a série temporal de velocidade de ventos, com resolução horária, a partir da qual, testou-se elaborar modelos de previsão com 24, 12 e 06 meses de dados, cujos parâmetros ajustados foram:

- 24 meses de dados: ARIMA (3,1,3);
- 12 meses de dados: ARIMA (1,1,2);
- 06 meses de dados: ARIMA (2,1,3).

O estudo foi realizado para os mesmos dias do período frio (12 de julho de 2011 até 24 de julho de 2014) escolhidos para realizar previsões de velocidade de vento e potência eólica, de forma que as previsões obtidas aqui possam ser comparadas com aquelas já existentes, feitas com a série de três anos de dados. Os modelos foram ajustados para realizar previsões meia hora (3 passos) à frente, pois esse provou ser o caso com maior erro em relação às observações para todos os casos analisados ao longo das seções anteriores.

A seguir a figura 55 exibe os resultados obtidos para cada os três novos modelos e sua comparação com o observado.

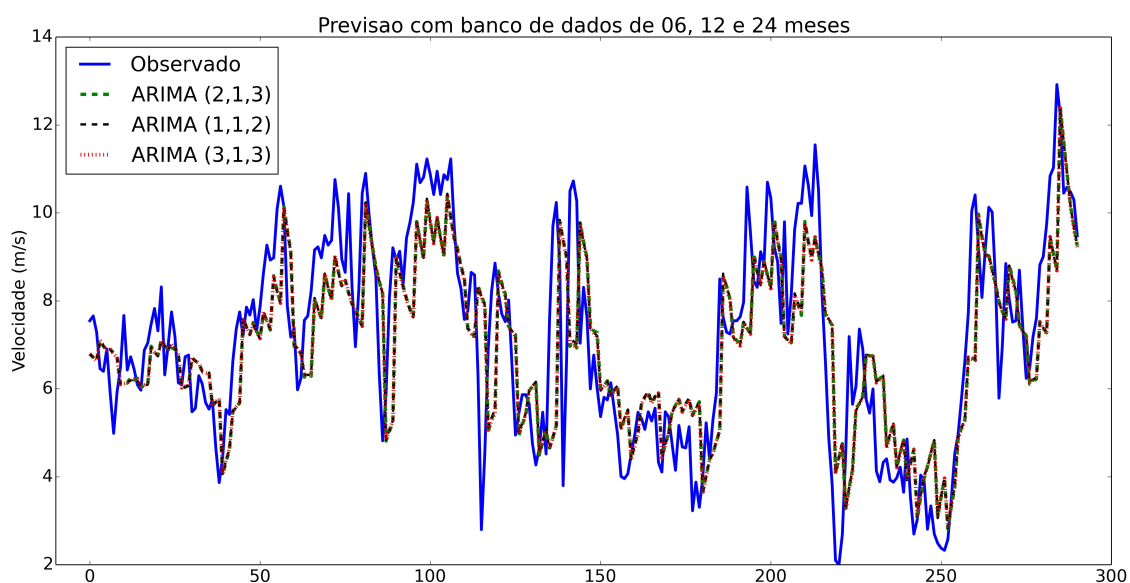


Figura 55 – Previsão de velocidades futuras de vento com diferentes bancos de dados

O resultado obtido na figura acima mostra que não há uma variação sensível nas previsões de velocidades de vento ao se variar o tamanho do banco de dados que a origina. Na realidade a variação existe e pode ser verificada pela tabela 26, onde são exibidos os primeiros cinco valores de previsão para cada extensão de série temporal (inclusive a de três anos ou de 36 meses) e os valores reais de velocidade de ventos.

Tabela 26 – Variações nos valores previstos com diferentes tamanhos de séries temporais

DATA	Observado (m/s)	P.36 (m/s)	P.24 (m/s)	P.12 (m/s)	P.06 (m/s)
2011-07-12 03:00	7,55	6,8030	6,8012	6,8028	6,7886
2011-07-12 04:00	7,66	6,7226	6,7185	6,7149	6,7191
2011-07-12 05:00	7,29	6,6534	6,6475	6,6398	6,6379
2011-07-12 06:00	6,46	7,1126	7,1082	7,1000	7,1026
2011-07-12 07:00	6,40	6,9911	6,9834	6,9716	6,9730

Onde P.36 significa previsão com série de dados com 36 meses de extensão. P.24, P.12 e P.06 devem ser interpretados da mesma forma.

A tabela 26 demonstra o quão pequena é a variação nos valores previstos de velocidade com a variação do tamanho do banco de dados do modelo.

### 5.5.2 Atualização dos coeficientes

Todo modelo ARIMA é na realidade uma equação que tenta representar um processo. Essa equação normalmente é composta por parâmetros auto-regressivos e de médias móveis cujos coeficientes são estimados para que a modelagem possa ser feita. Por exemplo, o modelo ARIMA (1,1,2), gerado para estimar os dados de velocidade de vento e ajustado para séries horárias, apresenta a seguinte equação característica:

$$Z_{t_1} = 0,8609 \cdot Z_{t-1} - 0,8549 \cdot a_{t-1} - 0,1427 \cdot a_{t-2} \quad (5.5)$$

Os coeficientes da equação são portanto:  $ar(1) = 0,8609$ ,  $ma(1) = -0,8549$ ,  $ma(2) = -0,1427$ . Onde  $ar$  representa o coeficiente auto-regressivo e  $ma$  os coeficientes de médias móveis.

Da maneira que os modelos foram elaborados (tanto os de previsão de vento quanto os de previsão de potência), o modelo está programado para realizar previsões  $n$  passos à frente, incorporar  $n$  novos dados provenientes da série original, ajustar novos coeficientes para o modelo, devido a inclusão de novos dados e prever novamente  $n$  passos à frente, até que se atinja o critério de parada.

Pode-se, no entanto, fixar os coeficientes do modelo, de forma que eles não mais sejam atualizados cada vez que novos dados forem incorporados ao modelo. Esse estudo foi realizado comparando-se as previsões ARIMA (1,1,2) de velocidade de vento, baseados na série de dados de resolução horária, com e sem atualização dos coeficientes do modelo. Os resultados dos cinco primeiros valores são exibidos na tabela 27. Manteve-se fixo o banco de dados em 36 meses e o passo de tempo é de três horas à frente.

A tabela 27 é um pequeno exemplo do quão insignificante foi fixar os coeficientes do modelo ao invés de atualizá-los à medida que novos dados foram incorporados ao modelo. A apresentação gráfica foi dispensada, neste caso, por não oferecer nenhuma informação adicional à análise.

Tabela 27 – Efeito da não atualização dos coeficientes ARIMA (1,1,2)

DATA	Observado (m/s)	ARIMA var. (m/s)	ARIMA fixo (m/s)
2011-07-12 03:00	7,55	6,802986	6,802977
2011-07-12 04:00	7,66	6,722635	6,722617
2011-07-12 05:00	7,29	6,65338	6,653355
2011-07-12 06:00	6,46	7,112594	7,112603
2011-07-12 07:00	6,40	6,991087	6,991088
2011-07-12 08:00	6,91	6,88636	6,886354

### 5.5.3 Escolha do modelo

Ao longo de toda esta seção de resultados, ficou claro a preocupação em se escolher e ajustar o melhor modelo ARIMA para as séries temporais sendo analisadas. Com isso espera-se melhores resultados nas previsões. A escolha desses modelos envolve estudos de correlogramas, testes de raízes unitárias e testes de seleção (como AIC e BIC). Estuda-se, por último, qual seria o efeito de não se tomar esse cuidado e escolher um modelo ao acaso. Mais do que isso, comparar o efeito de se permitir a atualização dos coeficientes desse modelo aleatório com a sua não atualização. Escolheu-se a previsão horária de velocidades de vento para o período frio, de modo idêntico as demais previsões para esse período, exceto pelo fato que agora concorrem com o modelo ARIMA (1,1,2) escolhido para realizar previsões de velocidade de vento, dois modelos ARIMA (3,1,3); um com atualização de coeficientes e outro sem ela. A figura 56 exhibe os resultados obtidos graficamente

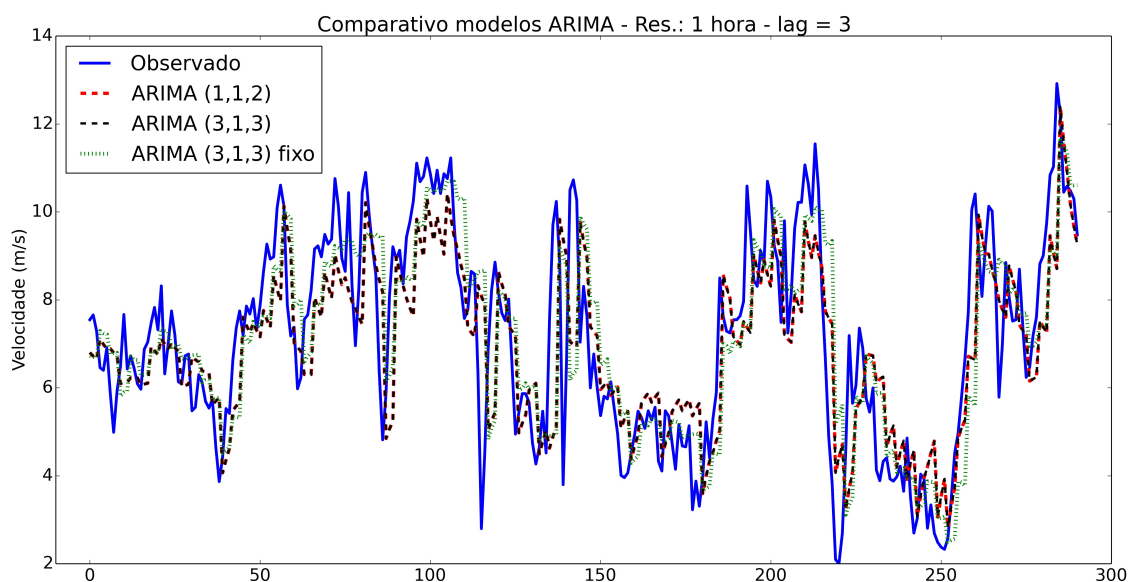


Figura 56 – Comparativo entre Modelos ARIMA aleatórios e ajustado

Do gráfico é possível perceber que o modelo escolhido ao acaso cujos coeficientes foi permitida a sua atualização exibiu resultados muito semelhantes ao ARIMA

(1,1,2) original. No entanto, quando se fixa estes coeficientes, os resultados diferem consideravelmente.

Essa diferença pode ser estimada em termos da energia gerada e da energia prevista e seus erros de previsão, conforme tabela 28 abaixo.

Tabela 28 – Efeitos da escolha de modelos ARIMA na previsão de energia

	<b>Observada</b>	<b>ARIMA (1,1,2)</b>	<b>ARIMA (3,1,3)</b>	<b>ARIMA (3,1,3)*</b>
<b>Energia (kWh)</b>	183.491,35	184.193,77	184.166,34	202.796,14
<b>Erro (kWh)</b>		702,42	674,99	19.304,79

\*Coeficientes fixos e sem atualização

Esta seção consagrou os esforços realizados neste trabalho para se ajustar modelos ARIMA da melhor forma possível às séries que os geram. Da tabela 28 observa-se a significativa diferença entre a previsão da energia gerada através de um modelo bem ajustado e da previsão da energia gerada por um modelo de previsão não ajustado. Verifica-se também a importância da atualização dos parâmetros na modelagem ARIMA.

Percebe-se, ainda da tabela 28, que os modelos que utilizam dessa ferramenta, obtiveram melhores resultados. De fato o modelo ARIMA (1,1,2) ajustado e estudado para ser o modelo certo para a previsão de ventos com a série temporal de resolução horária acabou tendo uma performance levemente inferior ao ARIMA (3,1,3) escolhido ao acaso, mas cujos coeficientes foram sendo atualizados.

## 6 CONCLUSÕES

Este trabalho objetivou a elaboração de dois modelos de previsão de energia eólica ajustados para o parque eólico de Palmas, no Paraná. O primeiro desses modelos é baseado em séries temporais de dados de vento e o outro baseado em séries temporais de potência eólica. Os modelos foram desenvolvidos utilizando-se da consagrada metodologia *Box & Jenkins*, a qual consiste em se ajustar parâmetros auto-regressivos e de médias móveis às séries temporais. Acabou-se por desenvolver três modelos de previsão: um modelo de previsão de velocidade de vento, um de previsão de potência eólica e outro de previsão de potência eólica através dos dados previstos de velocidade de vento, sendo o último possível graças a interpolação da curva de potência característica dos aerogeradores da UEE Palmas. Para cada um desses três modelos existem sub-modelos, devido as diferentes resoluções das séries temporais trabalhadas, respectivamente de dez minutos, de uma hora e de três horas; onde as séries com resolução de uma e de três horas foram elaboradas pelo cálculo dos valores médios das séries com resolução de dez minutos, para o período desejado.

Os modelos ajustados são do tipo ARIMA, pois contém um parâmetro de diferenciação das séries temporais originais, devido a suspeita de um leve componente sazonal nas séries de velocidade e de potência eólica. Notou-se que as velocidades de vento incidentes no parque eólico de Palmas, para o período de análise (2008 à 2011) apresentam maiores intensidades entre os meses de abril até setembro (período frio) e menores intensidades nos demais meses (período quente). A diferenciação das séries removeu esse componente sazonal e tornou a série de dados estacionária, condição necessária para o correto ajuste de um modelo tipo *Box & Jenkins*. Os resultados mostraram um ajuste satisfatório. Para o modelo de previsão ajustado aos dados de vento com resolução de dez minutos, que é capaz de prever dez, vinte e trinta minutos à frente, os resultados exibiram uma piora no desempenho do modelo à medida que se aumentou o horizonte preditivo, ocorrendo o mesmo nos modelos ajustados para os dados horários e de três horas. No entanto os erros de previsão aumentaram também com o aumento da resolução temporal das séries. No caso do modelo ajustado às séries de dez minutos, o erro maior foi de 0,52 m/s para o EMA, 0,67 para o REMQ e 0,59 para o teste de Nash Sutcliffe. Esses valores pioram um pouco para o caso das séries horárias e ainda mais para o caso das séries com resolução de três horas, com valores chegando a 1,68 m/s para o EMA, 2,15 m/s para o REMQ e 0,25 para o teste NS.

Resultados semelhantes foram encontrados para a previsão da potência eólica,

baseada nas séries de dados de potência eólica, para as mesmas resoluções temporais das séries de velocidade de vento. Isso já ficou evidente ao se comparar os resultados dos testes NS, que são adimensionais, de ambos modelos de previsão de vento e de potência. O pior resultado do teste NS para o caso da potência, com os dados de dez minutos de resolução foi 0,65; enquanto que para o modelo de previsão com base na série de três horas, o menor valor para o teste NS foi 0,29. Uma diferença importante, no caso dos modelos de previsão de potência elétrica é que se pode estimar o erro também em termos de energia efetivamente gerada e a prevista, para o período que foram realizadas as previsões. Nesse caso, o pior modelo foi o de previsão de nove horas à frente, baseado na série de dados de três horas para a potência, na qual a diferença entre o observado e o previsto alcançou cerca de 27,2MWh de energia. Ainda assim esse valor representa uma diferença de 12% em relação ao que foi efetivamente gerado (225,8 MWh). Os modelos baseados na série de dados com resolução de dez minutos apresentaram erro máximo de 6%.

O terceiro modelo de previsão fez a conversão da velocidade de vento estimada em potência eólica estimada. Cada valor de velocidade de vento previsto foi ajustado à curva de potência dos aerogeradores do parque de Palmas, para, dessa forma, estimar a potência que poderia ser produzida. Neste caso porém, os resultados provenientes dos modelos de previsão de velocidade de vento com resolução de uma e de três horas tiveram resultados melhores do que o modelo de previsão baseado na série de dez minutos. Atribui-se a isso limitações físicas dos aerogeradores em responderem rapidamente às variações na intensidade e direção do vento. Especial destaque deve ser dado ao modelo de previsão baseado na série de velocidade de vento com resolução horária, capaz de prever energia até três horas à frente, com um erro máximo menor do que 9%. O modelo de três horas apresentou erro máximo (para previsão nove horas no futuro) de cerca de 20% e o modelo baseado em dados com resolução de dez minutos exibiu cerca de 27% de erro máximo.

Finalmente foram testados os parâmetros capazes de influenciar a performance dos modelos, como o tamanho da série de dados, a atualização automática dos coeficientes dos modelos e a escolha correta dos parâmetros ARIMA  $(p, d, q)$ . Desses testes observou-se que o fator mais importante capaz de afetar sensivelmente a performance do modelo é a escolha correta do modelo ARIMA. A diferença, medida em energia produzida e estimada, entre um modelo ARIMA ajustado e estudado para ser utilizado com a série de dados de resolução horária para os dados de vento foi de quase 19MW. Considerando que o erro do modelo corretamente ajustado em relação ao que foi realmente gerado foi de 702 kW, pode-se concluir que esse é um fator de peso no desempenho dos modelos.

Em suma, este trabalho cumpriu seus objetivos que eram de elaborar dois

modelos de previsão ajustados e testados para o parque eólico de Palmas. Provou-se que a modelagem *Box & Jenkins* foi capaz de prever com satisfatória precisão as diversas situações analisadas. O trabalho também serve de base para outros trabalhos na mesma linha que estão sendo desenvolvidos pelo programa de pós graduação em hidráulica e saneamento da Universidade Federal do Paraná e que podem usar os resultados deste trabalho para desenvolverem modelos mais complexos e capazes de gerarem resultados ainda mais precisos ou de maior horizonte de previsão.

Recomenda-se que sejam testados, em trabalhos futuros, o emprego de métodos matemáticos como por exemplo as redes neurais, aliadas aos modelos ARIMA, de forma a gerar resultados mais satisfatórios.

# Referências

- AHMED, A. S. Potential wind power generation in south egypt. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 16, n. 3, p. 1528–1536, 2012.
- ANAYA-LARA, O. et al. Wind energy generation: Modelling and control. John Wiley and Sons Ltd, 2009.
- BACCAN, N. et al. *Química analítica quantitativa elementar*. [S.l.]: UNICAMP, 1979.
- BARRY, R. G.; CHORLEY, R. J. *Atmosfera, tempo e clima*. [S.l.]: Bookman, 2013.
- BARTHELMIE, R.; MURRAY, F.; PRYOR, S. The economic benefit of short-term forecasting for wind energy in the uk electricity market. *Energy Policy*, Elsevier, v. 36, n. 5, p. 1687–1696, 2008.
- BOX, G. E.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C. *Time series analysis: forecasting and control*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2008.
- BRUSH, C. F. The windmill dynamo and electric light plant of mr. charles f. brush. *Scientific American*, 1890.
- CAMARGO, A. S. G. d. *Análise da operação das Usinas Eólicas de Camelinho e Palmas e avaliação do potencial eólico de localidades no Paraná*. Dissertação (Mestrado) — Mestrado em Tecnologia – Centro Federal de Educação Tecnológica do Paraná, Curitiba, 2005.
- CARTA, J. A.; MENTADO, D. A continuous bivariate model for wind power density and wind turbine energy output estimations. *Energy conversion and Management*, Elsevier, v. 48, n. 2, p. 420–432, 2007.
- CENGEL, Y. A.; BOLES, M. A.; KANOĞLU, M. *Thermodynamics: an engineering approach*. [S.l.]: McGraw-Hill New York, 2011.
- CHATFIELD, C. *The analysis of time series: an introduction*. [S.l.]: CRC press, 1995.
- COMMANDEUR, J. J.; KOOPMAN, S. J. *An introduction to state space time series analysis*. [S.l.]: Oxford University Press, 2007.
- COPEL. *Companhia Paranaense de Energia Elétrica - Usina Eólica de Palmas*. 2013. Disponível em: <[http://www.copel.com/ci/\\_edicoes/299/usina\\_eolica\\_de\\_palmas.jsp](http://www.copel.com/ci/_edicoes/299/usina_eolica_de_palmas.jsp)>.
- DALMAZ, A.; PASSOS, J. C.; COLLE, S. Energia eólica para geração de eletricidade e a importância da previsão. *Revista ABCM–Engenharia, Florianópolis*, v. 13, n. 1, 2008.
- EMILIANO, P. C. *Fundamentos e aplicações dos critérios de Informação: akaike e bayesiano*. Dissertação (Mestrado) — Mestrado em Estatística e Experimentação Agropecuária – Universidade Federal de Lavras, Lavras (MG), 2014.
- ENERCON. *Power Curve E-40/5.40*. [S.l.], 2005.
- ENERCON. *ENERCON wind energy converters: Technology & Service*. [S.l.], 2010.

- ENERCON. *ENERCON product overview*. [S.l.], 2014.
- FOX, R. W.; MCDONALD, A. T.; PRITCHARD, P. J. *Introduction to fluid mechanics*. [S.l.]: John Wiley & Sons New York, 1998.
- FREEIMAGES. *Dutch Windmill at Kinderdijk*. 2011. Disponível em: <<http://www.freeimages.com/photo/1323737?forcedownload=1>>.
- GARDNER, G.; HARVEY, A.; PHILLIPS, G. Algorithm as 154: An algorithm for exact maximum likelihood estimation of autoregressive-moving average models by means of kalman filtering. *Applied Statistics*, JSTOR, p. 311–322, 1980.
- GOMES, J.; MINE, M. R. M. Estimativa de parâmetros de modelos hidrológicos utilizando o filtro de kalman. *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, p. 67–86, 1998.
- HANSEN, L. H. et al. *Conceptual survey of Generators and Power Electronics for Wind Turbines*. [S.l.]: Risø National Laboratory, 2002.
- KALDELLIS, J. K.; ZAFIRAKIS, D. The wind energy (r) evolution: A short review of a long history. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 36, n. 7, p. 1887–1901, 2011.
- LIMA, F. G. *Modelos de previsão de séries temporais financeiras com combinação de filtros de Kalman e Wavelets*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2011.
- LIMA, J. M. et al. Previsão da geração de energia eólica no horizonte de curtíssimo prazo utilizando um modelo regional de previsão do tempo. *XXII SNPTEE, Brasília*, 2013.
- LIU, H.; TIAN, H.-q.; LI, Y.-f. Comparison of two new arima-ann and arima-kalman hybrid methods for wind speed prediction. *Applied Energy*, Elsevier, v. 98, p. 415–424, 2012.
- LOPES, A. C. Modelos dl e adl, raízes unitárias e cointegração: uma introdução. Instituto Superior de Economia e Gestão, 1999.
- MAIA, R. M. *Caracterização das Variações de Tensão de Curta Duração e seus Impactos em uma Planta da Indústria Alimentícia*. Dissertação (Mestrado) — Mestrado em Engenharia Elétrica – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2011.
- MCCUEN, R. H.; KNIGHT, Z.; CUTTER, A. G. Evaluation of the nash–sutcliffe efficiency index. *Journal of Hydrologic Engineering*, American Society of Civil Engineers, v. 11, n. 6, p. 597–602, 2006.
- MCKINNEY, W. *Python for Data Analysis: Data Wrangling with Pandas, NumPy, and IPython*. [S.l.]: "O'Reilly Media, Inc.", 2012.
- MONTEIRO, C. et al. *A quick guide to wind power forecasting: state-of-the-art 2009*. [S.l.], 2009.
- PATEL, M. *Wind and Solar Power Systems: Design, Analysis, and Operation, Second Edition*. [S.l.]: Taylor & Francis, 2005.
- PATEL, M. R. *Wind and Solar Power Systems*. [S.l.]: CRC Press, 1999.

- PEREZ, F.; GRANGER, B. E. Ipython: a system for interactive scientific computing. *Computing in Science & Engineering*, AIP Publishing, v. 9, n. 3, p. 21–29, 2007.
- REN21, R. Global status report. *Renewable Energy Policy Network for the 21st Century*, Paris, France, 2013.
- SILVA, L. M. O. da. *Uma aplicação de árvores de decisão, redes neurais e KNN para a identificação de modelos ARMA não-sazonais e sazonais*. Tese (Doutorado) — PUC-Rio, 2005.
- TEAMR, D. C. *R Project - What is R?* 2015. Disponível em: <<http://www.r-project.org/about.html>>.
- TONG, W. *Wind power generation and wind turbine design*. [S.l.]: Wit Press, 2010.
- Upper Great Plains Wind Energy. *Wind Energy Basics*. 2013. Disponível em: <<http://plainswindeis.anl.gov/guide/basics/index.cfm>>.
- VILLELA, I. A. de C.; SILVEIRA, J. L. Ecological efficiency in thermoelectric power plants. *Applied thermal engineering*, Elsevier, v. 27, n. 5, p. 840–847, 2007.
- WANG, X.; GUO, P.; HUANG, X. A review of wind power forecasting models. *Energy procedia*, Elsevier, v. 12, p. 770–778, 2011.