



**Jonas Caldara Pelajo**

## **Modelo de Otimização Temporal de Manutenção em um Parque Eólico**

### **Dissertação de Mestrado**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Administração de Empresas da PUC-Rio como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Administração de Empresas.

Orientador: Prof. Luiz Eduardo Teixeira Brandão

Rio de Janeiro  
Janeiro de 2018



**Jonas Caldara Pelajo**

## **Modelo de Otimização Temporal de Manutenção em um Parque Eólico**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-Graduação em Administração de Empresas da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

**Prof. Luiz Eduardo Teixeira Brandão**

Orientador

Departamento de Administração – PUC-Rio

**Prof. Leonardo Gomes Lima**

Departamento de Administração - PUC-Rio

**Prof. Marcelo Cabus Klotzle**

Departamento de Administração - PUC-Rio

**Prof. Carlos Heitor Campani**

UFRJ

**Prof. Prof. Augusto Cesar Pinheiro da Silva**

Coordenador Setorial do Centro de Ciências Sociais  
– PUC-Rio

Rio de Janeiro, 24 de Janeiro de 2018

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

## **Jonas Caldara Pelajo**

Graduou-se em Engenharia de Produção pela Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ) em 2007. Atua com gestão de projetos no mercado de Tecnologia da Informação e possui experiência de mais de 10 anos em empresas nacionais e multinacionais.

### Ficha Catalográfica

Pelajo, Jonas Caldara

Modelo de otimização temporal de manutenção em um parque eólico / Jonas Caldara Pelajo ; orientador: Luiz Eduardo Teixeira Brandão. – 2018.

83 f. : il. color. ; 30 cm

Dissertação (mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Administração, 2018.

Inclui bibliografia

1. Administração – Teses. 2. Opções Reais. 3. Previsão de ventos. 4. Manutenção. I. Brandão, Luiz Eduardo Teixeira. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Administração. III. Título.

CDD: 658

À minha família.

## Agradecimentos

Ao professor Luiz Eduardo Teixeira Brandão pela imensa dedicação, pelas contribuições ao trabalho e pelos conhecimentos que me foram passados.

Ao professor Leonardo Gomes Lima pelas contribuições, pelos comentários e por todo o apoio que me forneceu no mestrado.

Ao professor Marcelo Cabus Klotzle pela colaboração, pelos ensinamentos e pelas contribuições fornecidas ao trabalho.

À minha esposa Fernanda de Castro Marangone Pelajo pelo apoio incondicional.

Aos meus pais Francisco Pelajo e Elisabete Alcântara Caldara Pelajo pela educação, carinho e ensinamentos ao longo da vida.

Aos professores do mestrado PUC-Rio pelos ensinamentos e incentivo.

Aos colegas da PUC-Rio pela convivência e troca de experiências.

Ao apoio da Aneel e da Queiroz Galvão Energética S/A no âmbito do Projeto de P&D da Aneel nº PD-0622-0213/2013.

À CAPES e a Vice-Reitoria da PUC-Rio, pelo apoio financeiro.

## Resumo

Pelajo, Jonas Caldara; Brandão, Luiz Eduardo Teixeira. **Modelo de Otimização Temporal de Manutenções em um Parque Eólico**. Rio de Janeiro, 2018. 83p. Dissertação de Mestrado - Departamento de Administração, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Os parques eólicos devem periodicamente desligar suas turbinas para realizar as manutenções agendadas. Uma vez que esta interrupção afeta a geração de energia e qualquer déficit na produção deve ser coberto por compras de energia no mercado spot, determinar o tempo ótimo para iniciar o trabalho de manutenção em um parque eólico é fundamental para maximizar sua receita, considerando que é função tanto da velocidade do vento esperada como dos preços *spot* da eletricidade. Neste trabalho, desenvolvemos um modelo para determinar o momento ideal para manutenção em um parque eólico. Analisamos uma janela de oportunidade no período mais provável do ano e realizamos atualizações semanais das velocidades esperadas do vento e previsões de preços de energia. As velocidades do vento são previstas com um modelo ARIMA enquanto os preços spot são simulados sob o modelo de programação estocástica dupla Newave. A decisão de adiar a manutenção para uma data futura é modelada como uma opção real americana. Testamos dois modelos com dados reais de um parque eólico no Nordeste brasileiro e comparamos nossos resultados com a prática atual e com o agendamento de manutenção considerando informações perfeitas para determinar os benefícios do modelo. Os resultados sugerem que esses modelos podem oferecer vantagens significativas em relação a uma decisão de parada que escolhe aleatoriamente uma semana para começar a manutenção dentro da janela de oportunidade e está perto da data de parada ideal, considerando o modelo de informação perfeita.

## Palavras- chave

Opções reais; previsão de ventos; manutenção.

## Abstract

Pelajo, Jonas Caldara; Brandão, Luiz Eduardo Teixeira (Advisor). **Optimal Wind Farm Maintenance Schedule Model**. Rio de Janeiro, 2018. 82p. Dissertação de Mestrado - Departamento de Administração, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Wind farms must periodically take their turbines offline in order to perform scheduled maintenance repairs. Since this interruption impacts the generation of energy and any shortfall in production must be covered by energy purchases in the spot market, determining the optimal time to start maintenance work at a wind farm is key to maximizing your revenue, which is a function of both the expected wind speeds and electricity spot prices. In this study we develop a model to determine the optimal maintenance schedule in a wind farm. We analyze a window of opportunity in the most likely period of the year and perform weekly updates of expected wind speeds and energy price forecasts. Wind speeds are forecasted with an ARIMA model, while spot prices are simulated under the Newave dual stochastic programming model. The decision to defer maintenance to a future date is modeled as an American real option. We test two models with actual data from a wind farm in the Brazilian Northeast, and compare our results with current practice and with maintenance scheduling considering perfect information in order to determine the benefits of the model. The results suggest that the models may provide significant advantages over a stopping decision that randomly chooses a week to begin maintenance within the opportunity window and is close to the ideal optimal stopping date considering perfect model.

## Keywords

Real options; wind forecasting; maintenance.

## Sumário

1 Introdução	13
1.1. Objetivos	15
1.1.1. Objetivos Intermediários	15
1.1.2. Delimitação do Escopo	15
1.1.3. Delineamento da Pesquisa	15
1.1.4. Estrutura da Dissertação	16
2 Referencial Teórico	17
2.1. Opções Reais	17
2.1.1. Método dos Mínimos Quadrados de Monte Carlo (LSM)	20
2.2. Manutenção e Confiabilidade	28
2.3. Previsão de Ventos	29
2.3.1. Previsão de Geração de Longo Prazo	31
2.3.2. Modelos Autoregressivos Integrados e de Média Móvel (ARIMA)	31
2.3.3. Testes das Séries Temporais	32
2.3.4. Métricas de Desempenho	33
3 Modelagem	34
3.1. Elaboração da Série Histórica e Modelagem da Previsão	35
3.1.1. Elaboração da Série Histórica de Geração	35
3.1.2. Seleção e Coleta dos Dados de Vento	36
3.1.3. Seleção e coleta dos dados de chuva	36
3.1.4. Geração Estimada	39
3.1.5. Descrição do Modelo de Previsão de Curto Prazo	40
3.1.6. Modelagem da Previsão de Geração	40
3.2. Estimativa da Geração de energia de Longo Prazo	47
3.3. Estimativa dos Preços SPOT de Energia	48
3.4. Descrição do Modelo de Otimização da Manutenção	48
3.4.1. Modelo Probabilístico	49



3.4.2. Modelo de Opções Reais	53
4 Aplicação e Resultados	56
4.1. Modelo Probabilístico – Resultados	56
4.1.1. Custos Reais de Parada	59
4.1.2. Comparação Entre o Modelo Probabilístico e o Modelo de Seleção Aleatória da Parada	60
4.1.3. Comparação Entre o Modelo Probabilístico e o Modelo de Informação Perfeita	60
4.2. Modelo de Opções Reais – Resultados	61
4.2.1. Cálculo do Momento Ótimo de Parada	63
4.2.2. Comparação Entre o Modelo de Opções Reais e o Modelo de Seleção Aleatória da Parada	65
4.2.3. Comparação Entre o Modelo de Opções Reais e o Modelo de Informação Perfeita	66
5 Conclusões	67
6 Referências Bibliográficas	69
7 Apêndice	72

## Lista de figuras

Figura 1 - Estação de coleta de Dados de Vento em Fortaleza – CE	36
Figura 2 - Gráfico da Chuva e Geração de Energia do Parque Eólico	38
Figura 3 - Gráfico da Chuva e Geração de Energia do Parque Eólico – Março a Junho	39
Figura 4 - Série Histórica de Geração do Parque – Período Completo	40
Figura 5 - Funções ACF e PACF para Série Geração (carg)	42
Figura 6 - Funções ACF e PACF para Série Chuva (chuv)	42
Figura 7 - Cálculo das Funções ACF e PACF dos Erros do Modelo ARIMA (1,0,2)	45
Figura 8 - Previsão do Modelo ARIMA (1,0,2) para a Semana 1	46
Figura 9 - Previsão do Modelo ARIMA (1,0,2) para a Semana 2	46
Figura 10 - Previsão do Modelo ARIMA (1,0,2) para a Semana 18	47
Figura 11 - Gráfico da Simulação de Previsão de Geração de Longo Prazo	47
Figura 12 - Modelo de Manutenção	50
Figura 13 - Gráfico de Probabilidades de Parada da Aplicação do Modelo Probabilístico	58
Figura 14 - Perda de Receita em Virtude da Manutenção por Semana	59
Figura 15 - Comparação entre o Modelo de Otimização Probabilístico e o Modelo de Parada Aleatória	60
Figura 16 - Comparação entre o Modelo de Otimização Probabilístico e o Modelo de Informação Perfeita	61
Figura 17 - Gráfico de Resultados Aplicação Modelo de Opções Reais	62
Figura 18 - Valores da PUT e Função Ajustada	64
Figura 19 - Comparação Entre o Modelo de Opções Reais e o Modelo de Seleção Aleatória da Parada	65
Figura 20 - Comparação Entre o Modelo de Opções Reais e o Modelo de Informação Perfeita	66

## Lista de tabelas

Tabela 1 - Capacidade de Energia Eólica dos Países (MW) - Junho de 2016.	14
Tabela 2 - Exemplo LSM – Trajetórias de Preço do Ativo	21
Tabela 3 - Exemplo LSM – Fluxo de Caixa em $t=3$	22
Tabela 4 - Exemplo LSM – Dados para Regressão em $t=2$	23
Tabela 5 - Exemplo LSM – Valores de Exercício e Continuação em $t=2$	23
Tabela 6 - Exemplo LSM – Fluxo de Caixa em $t=2$	24
Tabela 7 - Exemplo LSM – Dados para Regressão em $t=1$	24
Tabela 8 - Exemplo LSM – Valores de Exercício e Continuação em $t=1$	25
Tabela 9 - Exemplo LSM – Fluxo de Caixa em $t=1$	25
Tabela 10 - Exemplo LSM – Regra de Parada	25
Tabela 11 - Estações Meteorológicas de Coleta de Dados de Precipitação – FUNCEME	37
Tabela 12 - Cálculo das Correlações entre a Chuva e a Geração de Energia do Parque Eólico	37
Tabela 13 - Cálculo das Correlações entre Chuva Agregada e Geração de energia do Parque Eólico	38
Tabela 14 - Seleção do Modelo ARIMA	43
Tabela 15 - Coeficientes Modelo ARIMA (1,0,2)	43
Tabela 16 - Estimadores do Modelo Ajustado ARIMA (1,0,2)	44
Tabela 17 - Erros do Modelo Ajustado ARIMA (1,0,2)	44
Tabela 18 - Resultados da Aplicação do Modelo Probabilístico	57
Tabela 19 - Valores dos PLD's da região NE – Período de Março a Junho de 2016	58
Tabela 20 - Perda de Receita em Virtude da Manutenção por Semana	59
Tabela 21 - Resultados Aplicação Modelo de Opções Reais – Valores da PUT por Semana	62



# 1

## Introdução

A energia eólica vem ganhando progressivamente mais espaço na matriz energética dos países em virtude dos avanços tecnológicos que têm diminuído o custo da adoção dessa fonte de energia, tornando-a competitiva com fontes tradicionais adotadas em grande escala pelos países, como energia hidrelétrica e energia térmica.

A participação da energia eólica na matriz energética mundial, que era praticamente nula na década de 1980, em 2015 já representava 3,5% do total (Mme e Epe, 2015). No Brasil, essa fonte de energia também vem aumentando sua participação na matriz energética, assim como outras fontes de energia renovável. O Plano Decenal de Expansão de Energia 2024 (Mme e Epe, 2015) indica que a geração de energia eólica deverá chegar a 24 GW/ano em 2024, saindo de 2% (Dezembro de 2015) da matriz elétrica passando a 8% em 2024. A região Nordeste é a mais representativa na geração por estar em uma área de grande incidência de ventos e deverá gerar 90% (21,6 GW) do total.

O Ministério de Minas e Energia (MME) prevê que haverá grande expansão na energia eólica no mundo, chegando a 2600 GW de capacidade em 2050 (Mme, 2016). Estima ainda que a energia eólica possui potencial mundial total acima de 70.000 GW. A geração de energia em todo o mundo através de parques eólicos cresceu significativamente na última década, atingindo os 456.486 MW em junho de 2016 (Wwea, 2016), sendo a China, os Estados Unidos, a Alemanha, a Índia e a Espanha os maiores produtores de energia eólica do mundo (Tabela 1) representando 67% dessa fonte de energia.

<b>País</b>	<b>2013</b>	<b>2014</b>	<b>2015</b>	<b>Junho/16</b>
China	91.324	114.763	148.000	158.000
Estados Unidos	61.108	65.754	73.867	74.696
Alemanha	34.660	40.468	45.192	47.420
Índia	20.150	22.465	24.759	27.151
Espanha	22.959	22.987	22.987	22.987
Reino Unido	10.711	12.440	13.614	13.940
Canada	7.698	9.694	11.205	11.298
França	8.254	9.296	10.293	10.861
Brasil	3.466	5.962	8.715	9.810
Italia	8.551	8.663	8.958	9.101
Resto do Mundo	50.033	58.826	67.354	71.222
<b>Total</b>	<b>318.914</b>	<b>371.317</b>	<b>434.944</b>	<b>456.486</b>

**Tabela 1: Capacidade de Energia Eólica dos Países (MW) - Junho de 2016.**

**Fonte: (Wwea, 2016)**

No Brasil, em 2016, houve um acréscimo da capacidade instalada de 2.564 MW. Os estados do Rio Grande do Norte e Ceará, na região Nordeste, são os que possuem o maior potencial de energia eólica no país devido à quantidade e constância dos ventos e contribuíram com 1.520 MW (Aneel, 2016).

Por outro lado, um dos problemas com a energia eólica é a dificuldade em prever a velocidade do vento e, conseqüentemente, a geração de energia, o que torna a avaliação de valor dos parques e o agendamento de manutenção um desafio. Portanto, os modelos que podem prever mais precisamente as velocidades futuras do vento podem ser úteis para o gerenciamento ótimo de parques eólicos.

Nesse contexto, os modelos de previsão de geração de energia eólica se tornam cada vez mais necessários para a indústria. Atividades como o agendamento das manutenções dependem fortemente da previsão de geração do parque eólico e modelos mais precisos de previsão geram retornos relevantes para as empresas.

As manutenções influenciam diretamente a disponibilidade dos equipamentos e afetam, conseqüentemente, a receita das empresas. Idealmente devem ser realizadas as manutenções nos momentos de menor incidência de vento no parque e menor preço de energia, porém não se sabe exatamente quanto haverá de vento ao se planejar as manutenções e tampouco o valor que estará sendo negociada a energia no mercado à vista.

## **1.1. Objetivos**

O objetivo dessa dissertação é definir um modelo de escalonamento temporal de manutenções dos aerogeradores de um parque eólico.

### **1.1.1. Objetivos Intermediários**

Os objetivos intermediários da dissertação são:

- Ajustar modelo de previsão de geração de curto prazo, para o horizonte de sete dias.
- Aplicar ferramentas de otimização e construir um modelo de escalonamento temporal de manutenção com base na previsão de demanda, previsões de vento e expectativa de preços.

### **1.1.2. Delimitação do Escopo**

Foi objeto de estudo um parque eólico com aproximadamente 30 aerogeradores na região nordeste do Brasil. Espera-se que os resultados obtidos sejam replicáveis para as demais regiões e parques eólicos e a pesquisa será conduzida com esse objetivo, buscando um modelo que seja o mais genérico possível.

### **1.1.3. Delineamento da Pesquisa**

A pesquisa é quantitativa e envolve a criação de modelo de previsão de série temporal e modelo de decisão sob incerteza.

A população de interesse são os parques eólicos brasileiros. A pesquisa foi realizada apenas com um parque eólico e será avaliado futuramente se as conclusões e modelos podem ser aplicados aos demais parques. Modelos foram feitos de forma mais genérica possível, com esse interesse. O parque eólico escolhido possui características de tamanho, localização e tecnologia que o fazem um bom representante da população de parques eólicos.

#### **1.1.4. Estrutura da Dissertação**

Esta dissertação é composta de cinco capítulos. Após esta introdução, no Capítulo 2 é apresentado o referencial teórico sobre a teoria das opções reais, previsão de ventos e manutenção, que servirá como embasamento teórico para a dissertação.

No Capítulo 3 é feita a modelagem da otimização utilizada no estudo e que será utilizada para a aplicação prática em um parque eólico e no capítulo 4 é realizada a aplicação e análise dos resultados do modelo desenvolvido em um parque eólico em operação, na Região Nordeste do Brasil.

Por fim, o Capítulo 5 apresenta as conclusões deste estudo e as propostas para pesquisas futuras sobre o tema de otimização temporal de manutenções.



## 2 Referencial Teórico

Neste capítulo será apresentado o referencial teórico utilizado na construção do modelo de previsão de geração e otimização temporal de manutenções. Está dividido em três partes. Opções Reais, Manutenção e Confiabilidade e Previsão de Ventos. Será dada uma maior ênfase ao capítulo de Opções Reais, foco principal desse estudo.

### 2.1. Opções Reais

As opções financeiras são contratos que fornecem ao titular o direito, mas não a obrigação, de comprar ou vender um ativo por um preço pré-estabelecido em uma determinada data futura. Esta mesma lógica pode ser estendida a um problema real. Por exemplo, um parque eólico tem a flexibilidade de atrasar o início da manutenção se considerar que este não é o melhor momento para fazê-lo. Essa flexibilidade tem opções como características e, portanto, pode ser modelada como um problema de opções reais, pois envolve ativos reais e não financeiros.

Na avaliação de projetos, frequentemente utiliza-se o método do Fluxo de Caixa Descontado (FCD). Este método, apesar de muito robusto, não considera que o resultado do projeto pode ser afetado por decisões futuras dos gestores, tomadas com base em informações obtidas após o lançamento do projeto. O método tradicional do FCD não considera, portanto, as flexibilidades gerenciais. A avaliação de projetos através da análise de opções reais adiciona a esse método a flexibilidade existente no projeto. Pode-se considerar que o valor de um projeto é o valor presente líquido do projeto mais o valor de suas opções, o que resulta no Valor Presente Líquido Estendido (VPLE):

$$VPLE = VPL + V_{opção}$$

Onde:

- $VPLE$  = Valor Presente Líquido Estendido.
- $VPL$  = Valor Presente Líquido.
- $V_{opção}$  = Valor das Opções do Projeto.

A metodologia de opções reais deriva da metodologia de preços de opções financeiras desenvolvida na década de 1970 por Black e Scholes (1973) e Merton (1973) (BSM), que desenvolveram uma fórmula analítica para avaliar as opções europeias. Tourinho (1979) estendeu o trabalho de BSM para a avaliação de uma reserva de recursos naturais que teve uma opção de extração perpétua e foi pioneira na aplicação desses métodos à avaliação de ativos reais.

Uma opção real é a flexibilidade que um gerente tem para tomar decisões sobre ativos reais. Conforme emergem novas informações e as incertezas sobre os fluxos de caixa futuros são reveladas, o gerente pode tomar decisões que influenciem positivamente o valor final do projeto. Uma decisão de investimento que pode ser diferida é análoga a uma opção de compra de tipo americano, que pode ser exercida a qualquer momento até o vencimento, e onde o ativo subjacente é o valor presente do projeto e o preço de exercício é o custo de investimento (McDonald e Siegel, 1985).

A opção de desligamento temporário de um investimento é calculada de forma análoga à opção de compra de opções europeia e o ativo é o fluxo de caixa produzido pelo lucro operacional e o preço de exercício é o custo de produção variável (McDonald e Siegel, 1985). A opção para encerrar permanentemente um projeto foi avaliada por Myers e Majd (1983). Um modelo em que a opção de expansão é exercida continuamente foi desenvolvido por Majd e Pindyck (1987).

As interações entre opções e criação e destruição de valor são avaliadas por Trigeorgis (1993). Dixit e Pindyck (1994) fazem uma visão geral e bastante completa do desenvolvimento da teoria das opções reais em tempo contínuo. Os modelos de tempo discreto são amplamente discutidos por Trigeorgis (1995).

Longstaff e Schwartz (2001) desenvolveram um método de apreçamento de opções americanas que ficou bastante conhecido, principalmente em virtude de sua simplicidade, flexibilidade e praticidade frente aos métodos de diferenças

finitas e árvore binominal. A precificação da opção e o exercício ótimo, através destes métodos mais tradicionais se torna praticamente inviável em determinados contextos, onde mais de um fator afeta o valor da opção. O método dos mínimos quadrados de Monte Carlo se mostrou como uma alternativa promissora e poderosa para cálculo do valor da opção e exercício ótimo nesses casos.

A notação utilizada deriva das opções financeiras. De forma geral, o valor das opções depende de cinco variáveis (Hull, 2009):

- $S$ : Preço do ativo. Em opções reais é um projeto ou ativo a ser adquirido.
- $K$ : Preço de exercício da opção. Em opções reais é o valor desembolsado para ter a opção de compra ou venda.
- $T$ : Tempo até o exercício. Em opções reais é o tempo até a tomada da decisão.
- $r$ : taxa de desconto. É a taxa de juros utilizada.
- $\sigma$ : volatilidade. É o risco relativo aos retornos do projeto.

As opções reais, assim como as financeiras, podem ser classificadas como do tipo americana, que podem ser exercidas em qualquer momento até a data de vencimento e do tipo europeia, que podem ser exercidas apenas na data de vencimento (Hull, 2009). Os principais tipos de opções reais são descritos por Trigeorgis (1993) e são:

- Adiar o investimento: opção de compra americana.
- Interromper o projeto: opção de venda americana.
- Interromper e recomençar um projeto: opção de venda americana.
- Expandir investimento: opção de compra americana.
- Contrair investimento: opção de venda americana.
- Abandonar investimento: opção de venda americana.

Existem também outras opções mais complexas como opções de conversão e opções com mais de uma fonte de incerteza que são abordadas pelos autores. Há

múltiplas possibilidades de combinações das opções reais, o que pode tornar os problemas extremamente complexos.

### 2.1.1.

#### **Método dos Mínimos Quadrados de Monte Carlo (LSM)**

A Teoria das Opções Reais possui diversos métodos para o cálculo do valor de uma opção, dentre eles estão os métodos analíticos desenvolvidos por Black e Scholes (1973) e Merton (1973), os métodos de diferenças finitas e o método da árvore binominal. Esses métodos, no entanto, se tornam inviáveis de serem aplicados em determinados contextos, quando mais de um fator afeta o valor da opção.

Os métodos de programação dinâmica são alternativas poderosas para cálculo das opções nesses casos por sua simplicidade e por gerarem resultados muito próximos do valor real da opção, calculado por outros métodos mais custosos do ponto de vista computacional e de modelagem.

Dentre os métodos de programação dinâmica, o Método dos Mínimos Quadrados de Monte Carlo (LSM) foi selecionado para utilização no cálculo do momento ótimo de parada para manutenção do parque eólico pois a opção de parada pode ser interpretada como uma opção de abandono (PUT) onde abandona-se uma perda de geração futura por uma perda de geração atual. Foi utilizado o cálculo através de uma PUT pois a perda de geração é um custo para a empresa, o que tipicamente é modelado através desse tipo de opção.

O Método dos Mínimos Quadrados de Monte Carlo (LSM) é o mais adequado para o problema de parada ótima para manutenção pois já é projetado para lidar com simulação de trajetórias estocásticas de preço do ativo base. As simulações das trajetórias podem ser obtidas através das simulações de previsões de longo prazo de geração e de preço. A grande vantagem de se poder utilizar as trajetórias geradas pelos modelos de previsão é que o modelo não fica limitado a um tipo específico de distribuição, como em outros modelos e pode utilizar qualquer conjunto de trajetórias disponível, gerado por métodos de previsão.

A ideia geral do método é comparar, em toda data de exercício, o valor do *payoff* do exercício imediato com o *payoff* da continuação. Se o *payoff* do exercício imediato for maior, o tomador da opção exerce a opção neste momento.

A estratégia de exercício é então determinada pela expectativa condicional do *payoff* da continuação de manter a opção viva.

Uma das principais contribuições dos autores foi a criação de um método para estimar a expectativa condicional, utilizando informações crosseccionais da simulação, utilizando o método de mínimos quadrados. No método, é feita uma regressão dos *payoffs* do exercício posterior da opção em função do valor das variáveis de estado e o valor ajustado provê uma estimativa da função de expectativas condicionadas. Esse procedimento é feito para cada data de exercício, obtendo-se assim a especificação completa da estratégia ótima de exercício da opção.

#### 2.1.1.1.

#### Exemplo Numérico do Método LSM

Para melhor entendimento do modelo, será apresentado um exemplo numérico da aplicação do modelo (Longstaff e Schwartz, 2001).

Considere uma opção de venda americana (PUT) com preço inicial de 1,00 e preço de exercício de 1,10, que pode ser exercida nos tempos 1, 2 e 3. A taxa livre de risco é de 6% e são utilizados, por simplicidade, 8 trajetórias de preço, que adotam o princípio da neutralidade ao risco. As trajetórias são apresentadas na Tabela 2:

Trajectoria	$t=0$	$t=1$	$t=2$	$t=3$
1	1,00	1,09	1,08	1,34
2	1,00	1,16	1,26	1,54
3	1,00	1,22	1,07	1,03
4	1,00	0,93	0,97	0,92
5	1,00	1,11	1,56	1,52
6	1,00	0,76	0,77	0,90
7	1,00	0,92	0,84	1,01
8	1,00	0,88	1,22	1,34

**Tabela 2: Exemplo LSM – Trajetórias de Preço do Ativo**

O objetivo é maximizar o valor da opção para cada ponto ao longo da trajetória de preços. Se a opção não for exercida até a data de vencimento, teremos no tempo  $t=3$  o fluxo de caixa que é obtido através da equação:

$$\theta = \max\{k - S, 0\}$$

O fluxo de caixa no instante 3 é dado pela Tabela 3:

t=1	t=2	t=3
-	-	-
-	-	-
-	-	0,07
-	-	0,18
-	-	-
-	-	0,20
-	-	0,09
-	-	-

**Tabela 3: Exemplo LSM – Fluxo de Caixa em t=3**

Se no instante  $t=2$  a opção estiver dentro do dinheiro (*in-the-money*), o tomador de decisão precisará decidir entre exercer a opção ou continuar com ela até o instante  $t=3$ , data de vencimento. Apenas 5 trajetórias deixam a opção *in-the-money* no instante 2 e somente essas trajetórias são consideradas para os cálculos. São elas 1, 3, 4, 6 e 7. Seja  $X$  o preço do ativo no instante  $t=2$  e  $Y$  o valor do fluxo de caixa descontado recebido no instante  $t=3$  se a opção não é exercida em  $t=2$ . Para estimar o fluxo de caixa esperado da continuação é feita uma regressão de  $Y$  por uma constante,  $X$  e  $X^2$ . Os valores de  $Y$  são obtidos trazendo os valores da continuação da opção a valor presente, o que é obtido multiplicando-se os valores da continuação por  $e^{-r}$ . Os valores de  $X$  e  $Y$  são apresentados na Tabela 4:

Trajectoria	X	Y
1	1,08	-
2	-	-
3	1,07	0,07
4	0,97	0,17
5	-	-
6	0,77	0,19
7	0,84	0,08
8	-	-

**Tabela 4: Exemplo LSM – Dados para Regressão em  $t=2$**

O resultado da regressão fornece a função de expectativas condicionadas em  $t=2$ :

$$E[Y | X] = -1,070 + 2,983X - 1,813X^2$$

Através da substituição do valor de  $X$  na função, obtêm-se o valor da continuação para cada trajetória. Se o valor da continuação for menor que o valor do exercício, a opção é exercida antecipadamente em  $t=2$ . Caso contrário, aguarda-se o vencimento em  $t=3$ . A Tabela 5 apresenta os resultados dos valores de exercício e continuação em  $t=2$ .

Trajectoria	Exercício	Continuação	Exerce
1	0,02	0,04	
2	-	-	
3	0,03	0,05	
4	0,13	0,12	Sim
5	-	-	
6	0,33	0,15	Sim
7	0,26	0,16	Sim
8	-	-	

**Tabela 5: Exemplo LSM – Valores de Exercício e Continuação em  $t=2$**

Verifica-se que é ótimo exercer a opção em  $t=2$  nas trajetórias 4, 6 e 7. A opção somente pode ser exercida uma única vez. Dessa forma, o exercício em  $t=2$  não pode ser seguido de um exercício em  $t=3$  e o fluxo no instante  $t=3$  se torna zero. Então se obtém os fluxos de caixa (Tabela 6):

Trajectoria	t=1	t=2	t=3
1	-	-	0
2	-	-	0
3	-	-	0
4	-	0,13	0
5	-	-	0
6	-	0,33	0
7	-	0,26	0
8	-	-	0

**Tabela 6: Exemplo LSM – Fluxo de Caixa em t=2**

No instante  $t=1$ , novamente é feita uma regressão, onde, dessa vez,  $X$  é o preço do ativo no instante  $t=1$  e  $Y$  o valor do fluxo de caixa descontado recebido no instante  $t=2$  se a opção não é exercida em  $t=1$ . A Tabela 7 mostra os valores de  $X$  e  $Y$  utilizados para a regressão em  $t=1$ :

Trajectoria	X	Y
1	1,09	-
2	-	-
3	-	-
4	0,93	0,12
5	-	-
6	0,76	0,31
7	0,92	0,24
8	0,88	-

**Tabela 7: Exemplo LSM – Dados para Regressão em t=1**

O resultado da regressão fornece a função de expectativas condicionadas em  $t=1$ :

$$E[Y | X] = 2,038 - 3,335X + 1,356X^2$$

Novamente, através da substituição do valor de  $X$  na função, obtêm-se o valor da continuação para cada trajetória em  $t=1$ . Se o valor da continuação for menor que o valor do exercício, a opção é exercida antecipadamente em  $t=1$ . A apresenta os resultados dos valores de exercício e continuação em  $t=1$ .



Trajatória	Exercício	Continuação	Exerce
1	0,01	0,01	
2	-	-	
3	-	-	
4	0,17	0,11	Sim
5	-	-	
6	0,34	0,29	Sim
7	0,18	0,12	Sim
8	0,22	0,15	Sim

**Tabela 8: Exemplo LSM – Valores de Exercício e Continuação em  $t=1$**

Verifica-se que é ótimo exercer a opção em  $t=1$  nas trajetórias 4, 6, 7 e 8. O exercício em  $t=1$  não pode ser seguido de um exercício em  $t=2$  ou  $t=3$  e o fluxo no instante  $t=2$  e  $t=3$  se torna zero. Então se obtém a Tabela 9 de fluxos de caixa:

Trajatória	$t=1$	$t=2$	$t=3$
1	-	-	-
2	-	-	-
3	-	-	0,07
4	0,17	-	-
5	-	-	-
6	0,34	-	-
7	0,18	-	-
8	0,22	-	-

**Tabela 9: Exemplo LSM – Fluxo de Caixa em  $t=1$**

Após identificar as estratégias de parada para os instantes  $t=1$ ,  $t=2$  e  $t=3$ , é possível então montar a matriz com as regra de parada, onde um (1) representa o exercício antecipado da opção e zero (0) a continuação.

Trajatória	$t=1$	$t=2$	$t=3$
1	0	0	0
2	0	0	0
3	0	0	1
4	1	0	0
5	0	0	0
6	1	0	0
7	1	0	0
8	1	0	0

**Tabela 10: Exemplo LSM – Regra de Parada**

Com as regras de parada (Tabela 10) e o fluxo de caixa (Tabela 9) é possível então determinar o valor da opção descontando cada fluxo de caixa até o tempo zero e dividindo o resultado pelo número de caminhos. Para o exemplo, o cálculo resulta em um valor de 0,1144 para a opção.

### 2.1.1.2. Formalização do Método LSM

O valor do exercício antecipado de uma opção americana é sempre conhecido, pois se tem o valor atual do ativo e o preço de exercício da opção. Dessa forma, o valor do fluxo de caixa do exercício é obtido com a fórmula, para a opção de venda (PUT):

$$V_{opção} = \max(K - S_T, 0)$$

Onde:

$K$  = preço de exercício (strike)

$S_T$  = preço do ativo na maturidade  $T$

Seja  $C(w, s; t, T)$  a trajetória do fluxo de caixa gerada pela opção, condicionada ao não exercício da opção antes do instante  $t$  e no qual o tomador da opção segue a estratégia de parada ótima para todo  $s$ ,  $t < s \leq T$ . O algoritmo foca nos casos em que a opção pode ser exercida somente nos  $K$  instantes discretos  $0 < t_1 \leq t_2 \leq t_3 \leq \dots \leq t_k = T$  e considera a parada ótima em cada data de exercício. Quanto maior o valor  $K$  melhor será a aproximação do valor da opção.

No instante  $t_k$  o fluxo de caixa do exercício imediato é conhecido e o valor do exercício imediato é igual ao fluxo de caixa. Porém não é conhecido o valor da continuação em  $t_k$ . Esse valor pode ser obtido através da expectativa dos fluxos de caixa descontados  $C(w, s; t, T)$  considerando a medida neutra ao risco  $Q$ . O valor da continuação pode então ser escrito como:

$$F(w; t_k) = E_Q \left[ \sum_{j=k+1}^k \exp \left( - \int_{t_k}^{t_j} r(w, s) ds \right) C(w, t; t_k, T) | F_{t_k} \right]$$

Onde:

$r(w, s)$  = taxa de desconto livre de risco.

A abordagem do algoritmo LSM utiliza mínimos quadrados para aproximar a função de expectativas condicionadas em  $t_{k-1}, t_{k-2}, t_{k-3}, \dots, t_1$  e trabalha com a técnica *backwards* já que o fluxo de caixa  $C(w, s; t, T)$  pode ser diferente de  $C(w, s; t_{k+1}, T)$  e pode ser ótimo parar em  $t_{k+1}$ , alterando todos os fluxos de caixa subsequentes na trajetória  $w$ . O modelo assume que a forma funcional desconhecida de  $F(w, t_{k-1})$  pode ser representada como uma combinação linear do conjunto de  $F_{t_{k-1}}$  medidas. A função  $F(w; t_{k-1})$  pode ser representada como:

$$F(w; t_{k-1}) = \sum_{j=0}^{\infty} a_j L_j(X)$$

Onde:

$a_j$  = constantes

São consideradas apenas as trajetórias que estão dentro do dinheiro (*in-the-money*) uma vez que a decisão de exercício somente é relevante quando a opção está nessa condição, o que simplifica bastante o problema de estimação das expectativas condicionais.

Uma vez que a função das expectativas condicionadas é determinada para o instante  $t_{k-1}$ , é possível determinar se o exercício antecipado da opção é ótimo para a trajetória, comparando o valor do exercício imediato com o valor estimado da continuação  $\bar{F}_M(w, t_{k-1})$ . Repetindo o procedimento para cada trajetória *in-the-money* é possível determinar a regra de exercício e aproximar os fluxos de caixa

das trajetórias . O processo é repetido até que o valor de cada exercício ao longo de cada trajetória for determinado.

Uma vez determinados todos os fluxos de caixa de todas as trajetórias, o valor da opção pode ser estimado através da média dos fluxos trazidos a valor presente:

$$V = \frac{1}{k} \sum_{w=1}^k FC(w, t_w) * \exp(-t_w * r)$$

Onde:

- $V$  = valor da opção.
- $r$  = taxa de desconto livre de risco.
- $t_w$  = data de exercício na simulação  $i$ .
- $FC(w, t_w)$  = fluxo de caixa resultante do exercício da opção em  $t_i$  na simulação  $i$ .

## 2.2. Manutenção e Confiabilidade

O objetivo da manutenção é ampliar a vida do equipamento e aumentar o tempo médio entre as falhas. A confiabilidade e a manutenção estão conectadas, e a relação numérica entre esses dois conceitos foi mostrada por Patra *et al.* (2006). O equipamento do parque exige manutenção e quando uma turbina eólica está desligada, há uma perda de geração de energia e um custo de oportunidade envolvido. Assim, idealmente, a parada do equipamento para manutenção deve ser feita de forma a minimizar quaisquer perdas financeiras.

Os programas de manutenção devem ser capazes de garantir bons índices de confiabilidade para o sistema e seu componente, mas essa é apenas uma das ferramentas necessárias para garantir a alta confiabilidade de um sistema e seus componentes. O tempo observado entre falhas no dispositivo pode ser controlado por programas de manutenção internos direcionados ao equipamento (Endrenyi *et al.*, 2004). Endrenyi *et al.* (2001) descrevem o gerenciamento de manutenção comparando o impacto do programa de manutenção na confiabilidade do sistema através de abordagens determinísticas e probabilísticas. Políticas de manutenção

ótimas devem minimizar o tempo de inatividade, mas também garantir custos mais baixos. Ambos os cuidados excessivos e a substituição de emergência levam a custos mais elevados e avarias excessivas. Os sistemas complexos, os custos mais elevados do trabalho e dos materiais e o aumento dos requisitos de qualidade tornaram a necessidade de técnicas de manutenção adequadas por muitos autores (Sherif e Smith, 1981).

A programação dinâmica tem sido o método principal para modelos de manutenção, onde o elemento estocástico é o tempo de falha. Os modelos de manutenção podem ser divididos em duas categorias: a classe em que o equipamento falha estocasticamente e seu estado atual não é conhecido e a classe de modelos de manutenção preventiva em que o estado do equipamento é sempre conhecido (Mccall, 1965).

### **2.3. Previsão de Ventos**

A energia eólica é gerada através da passagem do fluxo de ar pelas lâminas de turbinas eólicas. Esse fluxo de ar varia amplamente e é influenciado por fatores como condições climáticas, sazonalidade, terreno e turbinas próximas (Ahlstrom *et al.*, 2005). A previsão do vento é desafiadora devido à variação da geração ao longo do horizonte temporal e baixa previsibilidade da velocidade do vento. Mesmo os modelos avançados de previsão podem gerar previsões muito diferentes devido às características não lineares do sistema atmosférico. Pinto *et al.* (2014) enfatizam que a velocidade e a direção do vento são variáveis que são difíceis de simular com precisão devido à sua grande variabilidade no tempo e no espaço, devido aos efeitos da rugosidade superficial, do tipo de paisagem, vegetação e cobertura do solo ao longo do ano. Vários outros fenômenos meteorológicos também influenciam a dinâmica atmosférica no Nordeste do Brasil, como a localização da Área de Convergência Intertropical (ZCIT), que afeta a direção e intensidade dos ventos e anomalias nas temperaturas do Oceano Pacífico.

As estratégias operacionais dos sistemas são baseadas em previsões de geração. Algoritmos sofisticados são usados para fornecer essa previsão e quando existe uma divergência entre o valor previsto e o valor real, os custos para

fornecer energia ao consumidor provavelmente crescerão em comparação com o plano otimizado (Ahlstrom *et al.*, 2005). Dessa forma, um modelo de previsão de ventos que seja bastante preciso tem a função também de auxiliar na gestão dos custos do parque e gerar projeções realistas de custos e receitas.

Os modelos de previsão de ventos se dividem em três tipos principais. Os modelos do primeiro tipo são os que utilizam variáveis físicas, como dados de vento, pressão, temperatura etc. para gerar as previsões. Normalmente essas previsões são feitas em softwares comerciais oferecidos por empresas especializadas. Os modelos do segundo tipo são os que utilizam modelos estatísticos para a geração das previsões, utilizando a série de histórica de ventos como fonte principal de dados. Os modelos do terceiro tipo são os híbridos, que geram previsões utilizando tanto modelos estatísticos como modelos físicos simultaneamente para gerar as previsões.

Shi *et al.* (2011) mencionam ainda que os modelos de previsão de geração podem ser divididos em diretos e indiretos. Os modelos diretos realizam a previsão utilizando diretamente os dados de geração e os modelos indiretos realizam a previsão de forma indireta, ou seja, fazem gerar a previsão de vento à partir dos dados de vento e então convertem essa previsão em dados de potência, o que normalmente é feito através de tabelas ou fórmulas fornecidas pelos fabricantes dos equipamentos.

Os modelos autoregressivos de média móvel (ARIMA) são modelos bastante maduros e amplamente utilizados para previsão de séries temporais. Essa classe de modelos se aplica tanto para prever diretamente ou indiretamente a previsão. Shi *et al.* (2011) mostram em seu artigo que a inclusão da previsão de tempo (chuva) ajuda a melhorar a previsão da geração.

Existem diversos outros métodos de previsão que são utilizados atualmente, dentre eles estão o método de redes neurais artificiais, que são capazes de aprender com os dados passados e reconhecer padrões ou relações nas observações históricas.

Para este trabalho será utilizada a previsão direta da geração, em virtude da disponibilidade dos dados e por evitar o passo adicional da conversão da velocidade do vento em geração. Também será utilizado o modelo autoregressivo para a geração da previsão de curto prazo, pois como mencionado, se trata de um modelo amplamente utilizado e bastante maduro.

Para a previsão de longo prazo também será utilizado um modelo autoregressivo, porém com inclusão de diversas *dummies* que capturam ocorrência ou não de fenômenos meteorológico e simulação de monte carlo. O modelo de longo prazo foi desenvolvido por Luz (2016).

### 2.3.1.

#### Previsão de Geração de Longo Prazo

A estimativa de longo prazo para a geração de energia foi feita utilizando o modelo proposto por Luz (2016), onde são realizadas simulações de geração adotando modelos autorregressivos onde a sazonalidade é representada por *dummies* mensais (ARX-11) e periódicos (PAR). No modelo foi considerada também a inclusão de variáveis exógenas climáticas, que aumentam a capacidade preditiva do modelo. As variáveis exógenas utilizadas no modelo foram:

- Anomalia mensal de TSM na região do Niño 3.4, sob ocorrência de El Niño ou La Niña ;
- Diferença da anomalia mensal de temperatura da superfície do mar (TSM) entre o Atlântico Norte e o Atlântico Sul, sob ocorrência de Dipolo Positivo ou Negativo;
- *Dummy* para ocorrência de El Niño a cada mês;
- *Dummy* para ocorrência de La Niña a cada mês;
- *Dummy* para ocorrência de Dipolo Positivo do Atlântico a cada mês;
- *Dummy* para ocorrência de Dipolo Negativo do Atlântico a cada mês.

### 2.3.2.

#### Modelos Autoregressivos Integrados e de Média Móvel (ARIMA)

Os modelos ARIMA são um tipo de modelo estatístico baseado em séries temporais amplamente utilizados em previsões de curto prazo. Tipicamente eles podem ser expressos da forma:

$$y_t = \mu_0 + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \phi_j e_{t-j} + e_t$$

Onde:

- $\mu_0$  é constante.
- $\varphi_i$  é o parâmetro do  $i$ -ésimo termo autoregressivo.
- $\phi_j$  é o  $j$ -ésimo parâmetro da média móvel.
- $e_t$  é o erro no tempo  $t$ .
- $y_t$  é o valor da geração observada no tempo  $t$ .

Em alguns casos, os dados das séries são não estacionários. Para ajustar a série e torna-la estacionária é preciso que ela seja diferenciada e com isso se torna estacionária. Esta versão de resulta em um modelo ARIMA ( $p, d, q$ ), onde  $p$ ,  $d$  e  $q$  representam os números de termos autoregressivos, número de diferenças não sazonais e *lag* dos erros previstos.

Um procedimento para estimar toda a família de modelos ARIMA foi desenvolvido por Box e Jenkins (1976). O procedimento Box-Jenkins envolve a identificação de um modelo ARIMA, adequando-o aos dados e verificação e diagnóstico do modelo. Este algoritmo é amplamente utilizado para séries temporais e foi selecionado para aplicação neste estudo.

Será utilizada como variável exógena a chuva, uma vez que se observa queda de geração nos períodos de maior incidência de geração e ela melhora o poder de previsão do modelo.

### 2.3.3. Testes das Séries Temporais

Para garantir o bom ajuste do modelo, serão realizados alguns testes com as séries temporais. Será aplicado o teste Dickey-Fuller Aumentado (ADF), que é um teste de raiz unitária em séries temporais. Trata-se de uma versão aumentada do teste de Dickey-Fuller, utilizado em séries mais complexas de serem analisadas. Quanto mais negativo o resultado do teste, maior a probabilidade de se rejeitar a hipótese nula de que existe raiz unitária na série.

As hipóteses do teste ADF são:

- $H_0$  = "A série apresenta raiz unitária"



- $H_1$  = "A série não apresenta raiz unitária"

Também será aplicado o teste KPSS (Kwiatkowski *et al.*, 1992) tem por finalidade também determinar a estacionariedade de uma série temporal.

As hipóteses do teste KPSS são:

- $H_0$  = "A série é estacionária"
- $H_1$  = "A série apresenta raiz unitária"

Serão calculadas também as Funções de Auto-Correlação e Auto-Correlação Parcial para verificar o ajuste da série e a necessidade de diferenciação dos dados. A Função de Auto-Correlação tem seus valores calculados com diferentes defasagens de forma a medir a significância das correlações entre as observações presentes e as observações passadas.

A Função de Auto-Correlação Parcial, por sua vez, é constituída dos coeficientes de uma regressão linear da série temporal e usa seus valores defasados como variáveis independentes.

#### 2.3.4. Métricas de Desempenho

As principais métricas de ajuste adotadas para avaliar a acuracidade das previsões do modelo foram o Erro Médio Absoluto (MAE) e o Erro Quadrático Médio (RMSE). A medida MAE (Equação 1) mede a média da do tamanho dos erros das previsões frente aos valores reais. Já a medida de erro RMSE (Equação 2) eleva ao quadrado as diferenças entre os valores previstos e os valores reais obtidos, soma estes valores e posteriormente calcula a média. Tal procedimento faz que que valores de erros maiores sejam penalizados e é bastante útil utilizar essa métrica quando grandes erros não são tolerados.

$$MAE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |y_t - f_t| \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y_t - f_t)^2} \quad (2)$$

### 3 Modelagem

O desenvolvimento do modelo foi dividido em duas etapas. A primeira etapa consistiu de:

- Coleta e preparação de dados:
  - Geração do parque – Dados Reais, obtidos com a administração do parque.
  - Chuva da região – Obtida com a Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos (FUNCEME).
  - Vento – Os dados de vento foram obtidos com o Instituto Nacional de Meteorologia (INMET).
- Geração das Previsões de Preço (PLD) utilizando o NEWAVE, modelo de otimização para o planejamento de médio prazo (até 5 anos), com discretização mensal e representação a sistemas equivalentes.
- Ajuste dos modelos de previsão de geração de curto de energia elétrica de curto prazo e longo prazo para o parque eólico.

Na segunda etapa foram desenvolvidos dois modelos de otimização das paradas de manutenção, onde foram utilizados como base os dados gerados na primeira etapa. O primeiro modelo foi um modelo probabilístico. O segundo modelo desenvolvido foi inspirado na Teoria das Opções Reais e utilizou o Método dos Mínimos Quadrados de Monte Carlo (LSM) proposto por Longstaff e Schwartz (2001). Os modelos foram desenvolvidos considerando as premissas:

- Manutenções realizadas em momentos de menor incidência de vento estão relacionadas com maiores retornos financeiros ao parque eólico.

- Manutenções realizadas em momentos com expectativas de menor preço estão relacionadas com maiores retornos financeiros ao parque eólico.

### **3.1.**

#### **Elaboração da Série Histórica e Modelagem da Previsão**

Neste capítulo será descrito como foram selecionados os dados e como as séries de geração foram construídas. Também será apresentada a modelagem da previsão de geração, utilizando modelos autoregressivos.

##### **3.1.1.**

#### **Elaboração da Série Histórica de Geração**

Para a montagem da série histórica de geração para aplicação e validação do modelo de previsão de geração, utilizamos como base os dados de geração do parque, localizado no estado do Ceará. O complexo possui equipamentos de medição de potência gerada nas turbinas desde Novembro de 2014 e os dados de operação são atualizados diariamente, desde então.

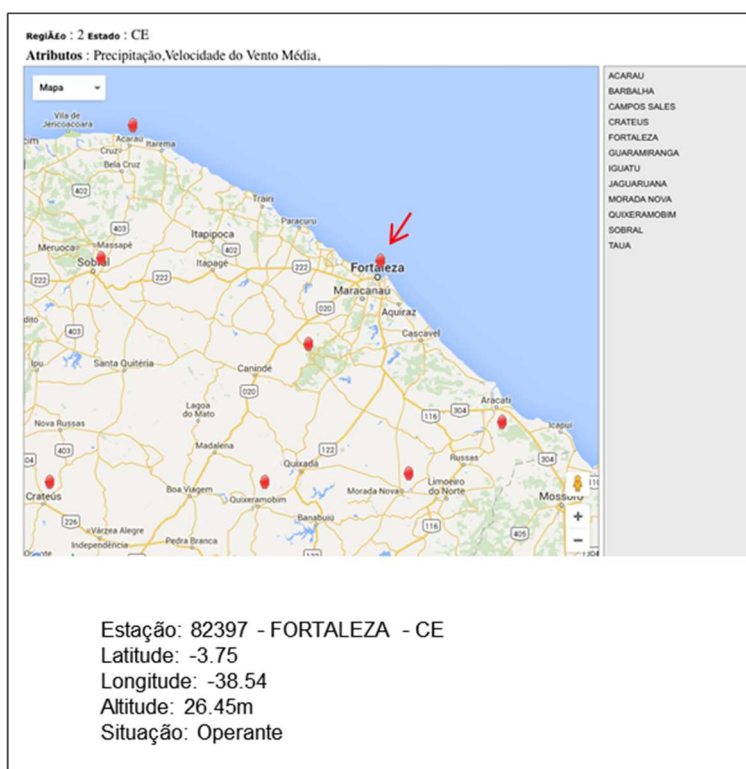
Foram considerados, para a montagem da série de dados, os dados diários de medição de potência líquida e de disponibilidade dos equipamentos. A série de dados, para efeitos de previsão, considerou a geração com disponibilidade de 100%, ou seja, os dados foram ajustados para desconsiderar os efeitos das indisponibilidades dos equipamentos, que podem ter causas diversas e muitas vezes não mapeadas.

Para a montagem do modelo de previsão, foram utilizados inicialmente os dados diários de geração real, existentes desde Novembro de 2014 até o presente. Verificou-se, no entanto, a necessidade de um período maior para captura dos efeitos de sazonalidade, que no curto período de tempo de operação do complexo não estavam sendo devidamente capturados.

Para períodos anteriores não há dados de geração do parque, uma vez que não estava em operação. Porém foi possível a construção de uma série sintética com base em dados de vento medidos em uma estação de medição de velocidade de vento local.

### 3.1.2. Seleção e Coleta dos Dados de Vento

Os dados de medição de vento foram obtidos junto ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) e extraídos do BDMEP - Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa. O Instituto possui diversas estações de medição no Nordeste e foi selecionada, para a análise dos dados, a Estação Fortaleza (Figura 1), em virtude da proximidade com o parque e das características de posicionamento geológico.



**Figura 1: Estação de coleta de Dados de Vento em Fortaleza – CE**

### 3.1.3. Seleção e coleta dos dados de chuva

Os dados de medição de chuva foram obtidos junto à Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos (FUNCEME). A fundação possui diversas estações de medição no Nordeste e foram selecionadas para análise as estações com maior proximidade do parque eólico. Observa-se que em períodos de maior incidência de chuva, o vento e, conseqüentemente, a geração do parque, diminuem. Para determinar a(s) melhor(es) estações para coleta dos dados de

chuva para o estudo, foi realizada uma análise de correlação entre as estações com maior proximidade do parque eólico e a geração do parque. Foram consideradas quatro estações na análise, localizadas conforme Tabela 11:

<b>Estação</b>	<b>Município</b>	<b>Distância Aproximada (Km)</b>
Pici	Fortaleza	135
Santo Amaro	São Gonçalo do Amarante	90
Fortaleza	Fortaleza	135
Arapari	Itapipoca	45

**Tabela 11: Estações Meteorológicas de Coleta de Dados de Precipitação – FUNCEME**

As correlações obtidas entre as séries de chuva e a série de geração estão apresentadas na Tabela 12:

<b>Estação</b>	<b>Fortaleza</b>	<b>Pici</b>	<b>Santo Amaro</b>	<b>Arapari</b>	<b>Geração</b>
Fortaleza	100,00%	73,04%	47,69%	32,28%	-36,95%
Pici	73,04%	100,00%	55,03%	38,05%	-35,79%
Santo Amaro	47,69%	55,03%	100,00%	40,52%	-37,83%
Arapari	32,28%	38,05%	40,52%	100,00%	-38,80%
Geração	-36,95%	-35,79%	-37,83%	-38,80%	100,00%

**Tabela 12: Cálculo das Correlações entre a Chuva e a Geração de Energia do Parque Eólico**

Como esperado, a estação mais próxima do parque eólico (Arapari) é a que apresenta menor correlação da chuva observada com a geração (-38,80%). O resultado negativo também está consistente com o esperado, indicando que períodos de chuva estão correlacionados a uma menor geração.

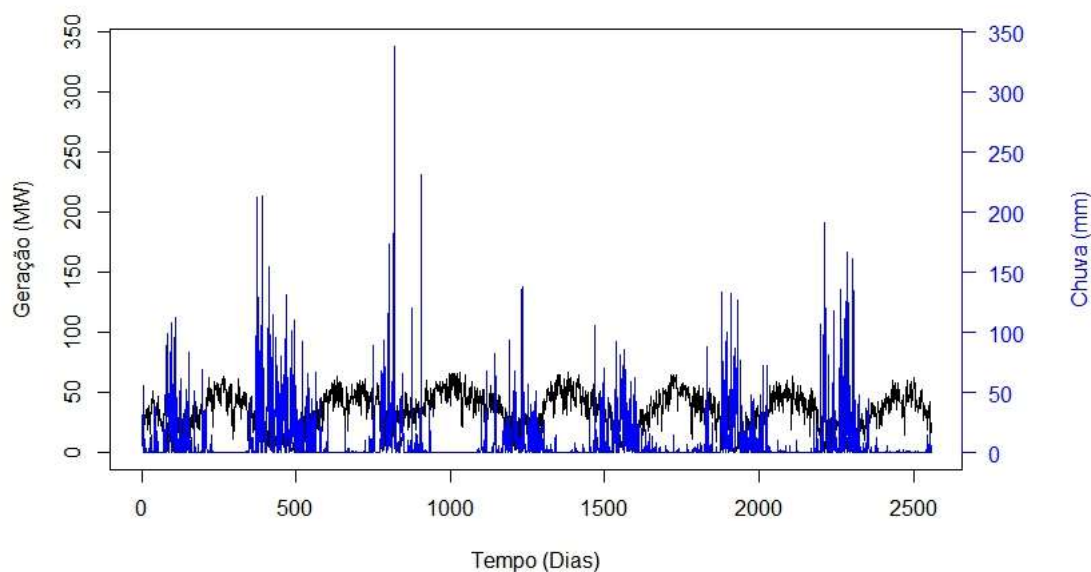
Também foi realizada a análise das correlações das séries em conjunto, para verificar se seria mais adequado considerar a estação de Arapari, que apresentou menor correlação com a geração, ou outro conjunto. O resultado da análise está apresentado na Tabela 13:

Estações	Geração
Fortaleza	-36,95%
Pici	-35,79%
Santo Amaro	-37,83%
Arapari	-38,80%
Arapari + Santo Amaro	-45,60%
Arapari + Pici	-44,08%
Pici + Santo Amaro	-41,72%
Arapari + Pici + Santo Amaro	-46,50%

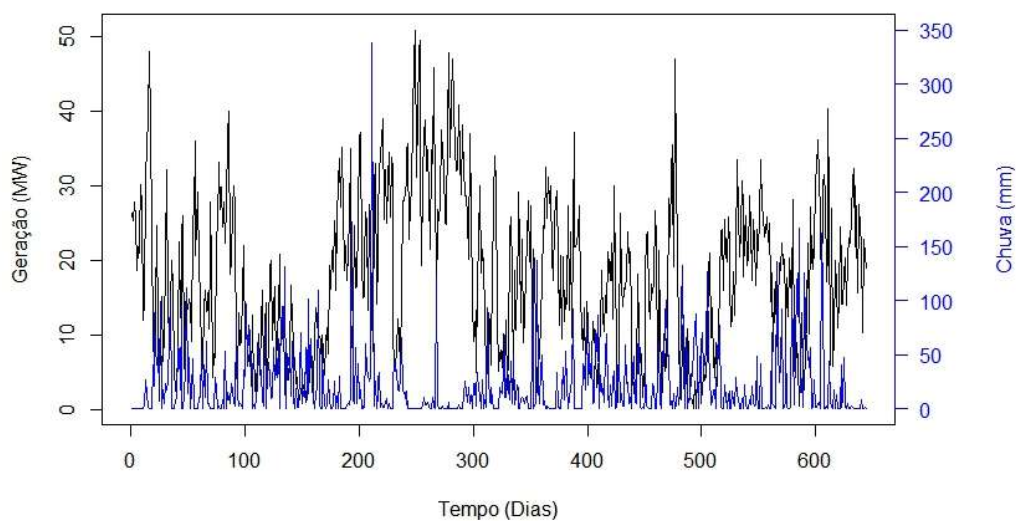
**Tabela 13: Cálculo das Correlações entre Chuva Agregada e Geração de energia do Parque Eólico**

Observa-se que, a chuva em conjunto, das estações de Arapari, Pici e Santo Amaro apresentam maior correlação com a geração. Dessa forma foi selecionado como variável exógena, o somatório das chuvas nessas três localidades.

A Figura 2 e a Figura 3 mostram simultaneamente a curva de geração e chuva para o período completo e para os períodos de 01 Março a 30 de Junho, respectivamente. Podemos observar que há forte queda da geração nos períodos de maior chuva.



**Figura 2: Gráfico da Chuva e Geração de Energia do Parque Eólico**

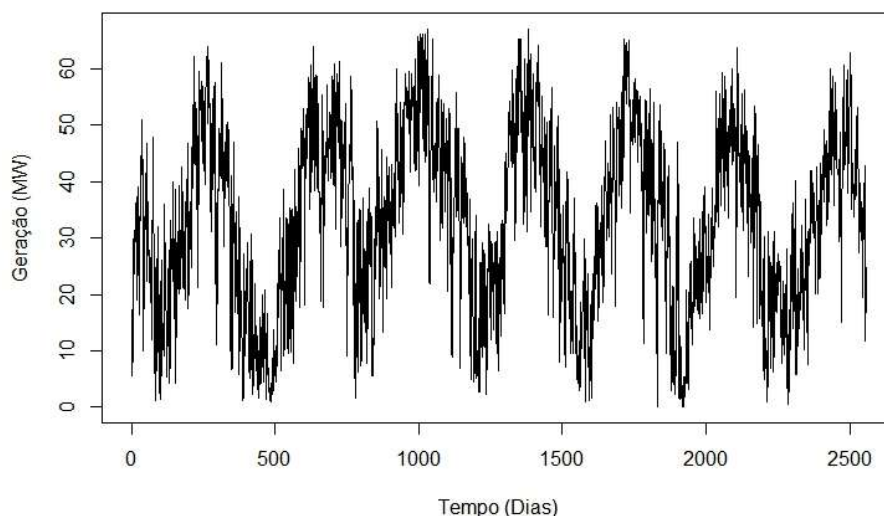


**Figura 3: Gráfico da Chuva e Geração de Energia do Parque Eólico – Março a Junho**

#### **3.1.4. Geração Estimada**

Foi utilizada a curva de potência do fabricante e perdas simuladas relativas ao efeito esteira estimadas pela empresa certificadora para e calcular a geração teórica do parque anteriormente a sua operação, obtendo assim a série sintética.

A Figura 4 apresenta a série de carga para todo o período:



**Figura 4: Série Histórica de Geração do Parque – Período Completo**

### **3.1.5.**

#### **Descrição do Modelo de Previsão de Curto Prazo**

O modelo ARIMA desenvolvido foi aplicado para o período de Março a Junho. Não foi ajustado modelo de previsão para os demais meses pois a manutenção anual dos equipamentos ocorre, necessariamente, entre Março e Junho.

### **3.1.6.**

#### **Modelagem da Previsão de Geração**

Foram realizados os testes ADF, KPSS, ACF e PACF para definir o melhor ajuste para o modelo de previsão.

#### **3.1.6.1.**

##### **Teste Dickey-Fuller Aumentado (ADF)**

Foi realizado o teste ADF para as séries de geração e chuva.

Resultado do teste para a série de geração: o resultado do teste sugere que a geração é estacionária.

Dickey-Fuller = -4,8376



Defasagem = 9

Valor  $p = 0,01$

Resultado do teste para a série de chuva: o resultado do teste sugere que a chuva é estacionária.

Dickey-Fuller = -7,2154

Defasagem = 9

Valor  $p = 0,01$

Conclusão: os resultados do teste ADF sugerem que as series são estacionárias. Em particular, a série de Geração pode ser modelada normalmente com modelos da família ARMA, e a série de Chuvas pode ser usada como variável exógena sem problemas.

### **3.1.6.2. Teste KPSS**

Foram realizados, para confirmação dos resultados, novos cálculos utilizando o teste KPSS para as séries de geração e chuva.

Teste KPSS para nível de estacionariedade da série de Geração: o resultado do teste sugere que a geração é estacionária.

Nível KPSS = 0.42535

Parâmetro de defasagem truncada = 11

Valor  $p = 0.06623$

Teste KPSS para nível de estacionariedade da série de Chuva: o resultado do teste sugere que a chuva é estacionária.

Nível KPSS = 0.28454

Parâmetro de defasagem truncada = 11

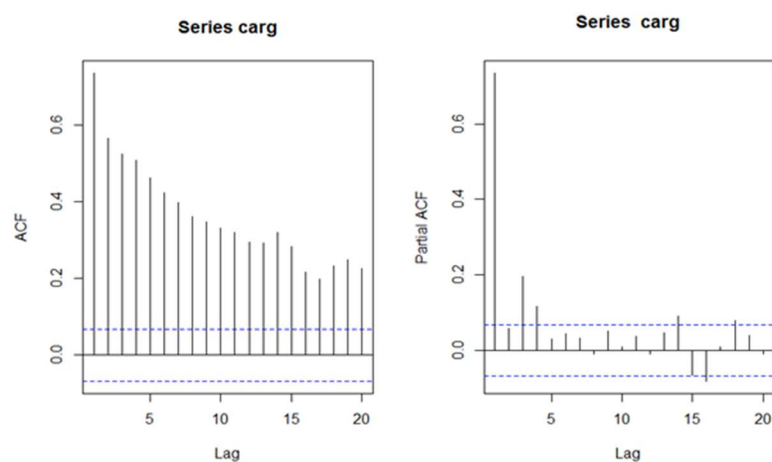
Valor  $p = 0.1$

Conclusão: estes testes confirmam os resultados anteriores e sugerem que as séries são, de fato, estacionárias.

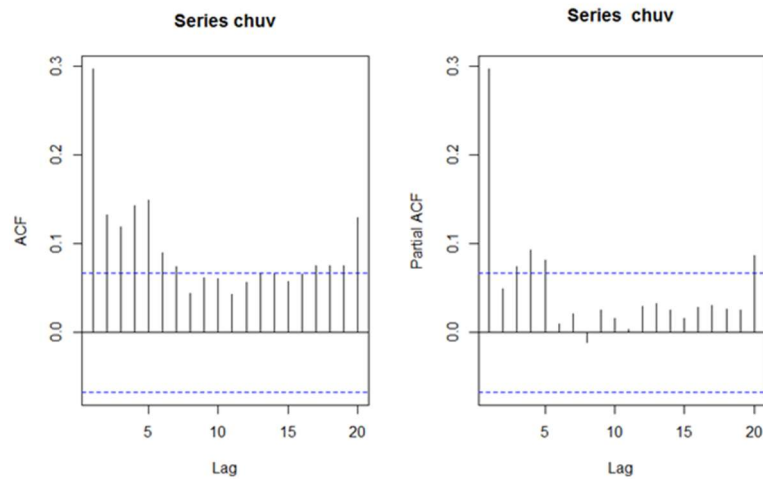
### 3.1.6.3.

#### Função de Auto-Correlação (ACF) e Função de Auto-Correlação Parcial (PACF)

Foram realizados os cálculos das funções ACF e PACF para série de Geração (Figura 5) e chuva (Figura 6):



**Figura 5: Funções ACF e PACF para Série Geração (carg)**



**Figura 6: Funções ACF e PACF para Série Chuva (chuv)**

Os resultados sugerem que as duas séries são de fato estacionárias e podem ser utilizadas sem problemas na modelagem, confirmando os resultados anteriores.

### 3.1.6.4.

#### Modelo Auto-Regressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA)

Os resultados da seleção do melhor modelo ARIMA, através do teste KPSS, para a série de geração são mostrados na Tabela 14:

Modelo	Média Zero	AIC
ARIMA(2,0,2)	Não	5772,049
ARIMA(0,0,0)	Não	6476,935
ARIMA(1,0,0)	Não	5816,971
ARIMA(0,0,1)	Não	6043,214
ARIMA(0,0,0)	Sim	7751,777
<b>ARIMA(1,0,2)</b>	<b>Não</b>	<b>5769,855</b>
ARIMA(1,0,1)	Não	5812,028
ARIMA(1,0,3)	Não	5770,825
ARIMA(2,0,3)	Não	5772,924
ARIMA(1,0,2)	Sim	Infinito
ARIMA(0,0,2)	Não	5930,969

**Tabela 14: Seleção do Modelo ARIMA**

O melhor modelo ajustado é o ARIMA(1,0,2) com média diferente de zero. Foi utilizado, portanto, para as previsões, o modelo ARIMA (1,0,2) com média diferente de zero e com a chuva como variável exógena para as previsões de geração (Tabela 15 e Tabela 16):

	AR1	MA1	MA2	Intercepto
<b>Valores</b>	0,9374	-0,2998	-0,2659	202,769
<b>s.e.</b>	0,0182	0,0397	0,0375	16,578

**Tabela 15: Coeficientes Modelo ARIMA (1,0,2)**

Estimadores	Valores
Sigma <sup>2</sup> estimated	50,33
log likelihood	-2880,09
AIC	5770,19
AICc	5770,26
BIC	5793,93

**Tabela 16: Estimadores do Modelo Ajustado ARIMA (1,0,2)**

Para gerar os indicadores de erros, a série de geração foi dividida em duas séries: série de amostras (*insample*) e validação (*outsample*). A série *insample* foi delimitada de 2010 a 2015. Os dados de 2016 foram utilizados para a série de validação. Os resultados são apresentados conforme Tabela 17:

Erros	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Amostra	-0,01243	7,0774	5,6507	-47,3168	68,5031	0,9231	0,0086

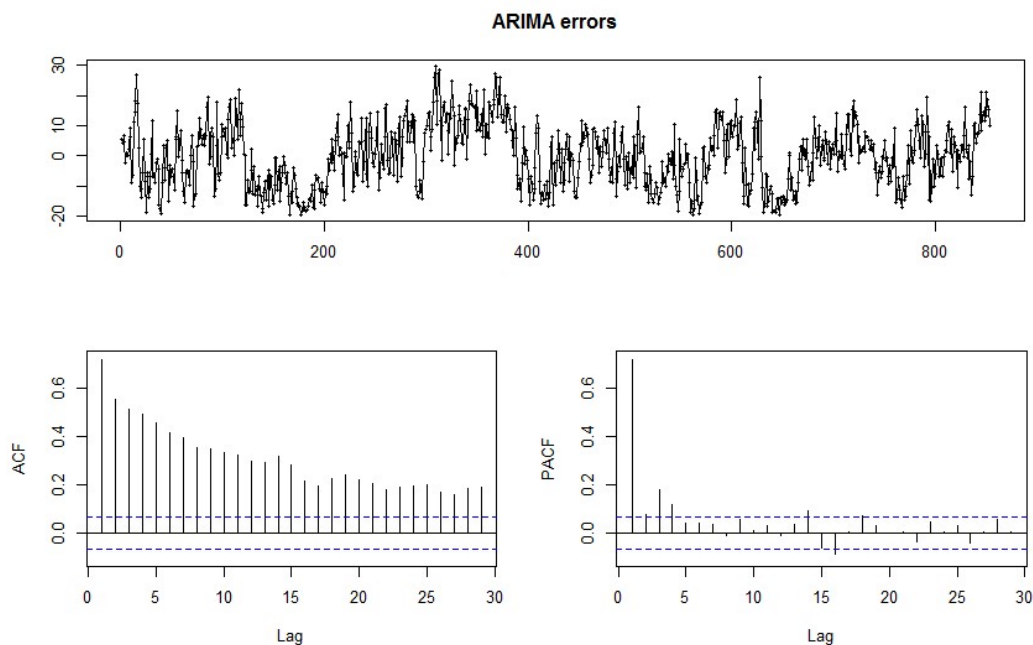
**Tabela 17: Erros do Modelo Ajustado ARIMA (1,0,2)**

Onde:

- ME: *Mean Error* (erro médio).
- RMSE: *Root Mean Squared Error* (erro quadrático médio).
- MAE: *Mean Absolute Error* (erro médio absoluto).
- MPE: *Mean Percentage Error* (erro percentual médio).
- MAPE: *Mean Absolute Percentage Error* (erro percentual médio absoluto).
- MASE: *Mean Absolute Scaled Error* (erro escalonado absoluto médio).
- ACF1: *Autocorrelation of errors at lag 1* (auto correlação dos erros no lag 1).

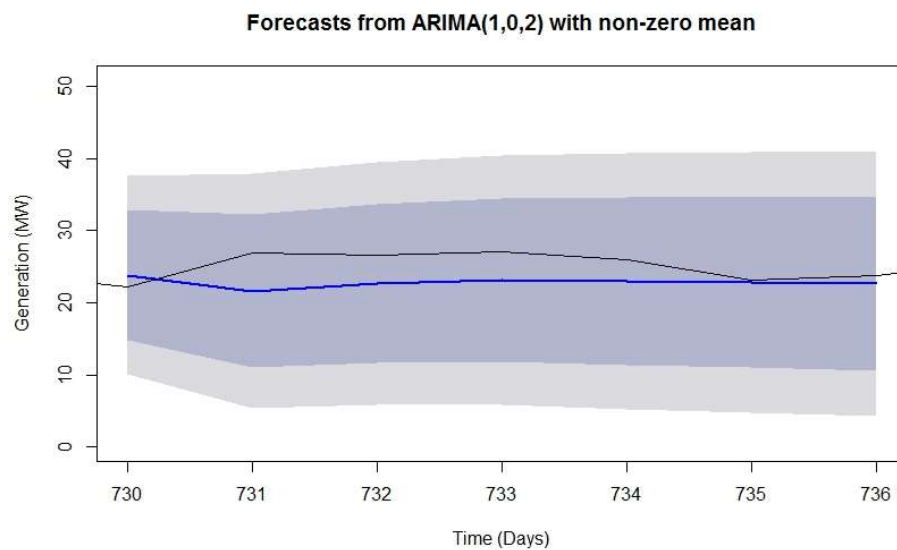
### 3.1.6.5. Teste de Normalidade do Resíduo do Modelo

Para testar a aleatoriedade e independência dos resíduos do modelo, foram utilizadas as funções ACF e PACF. Os resultados sugerem aleatoriedade e independência dos resíduos e são apresentados na Figura 7:

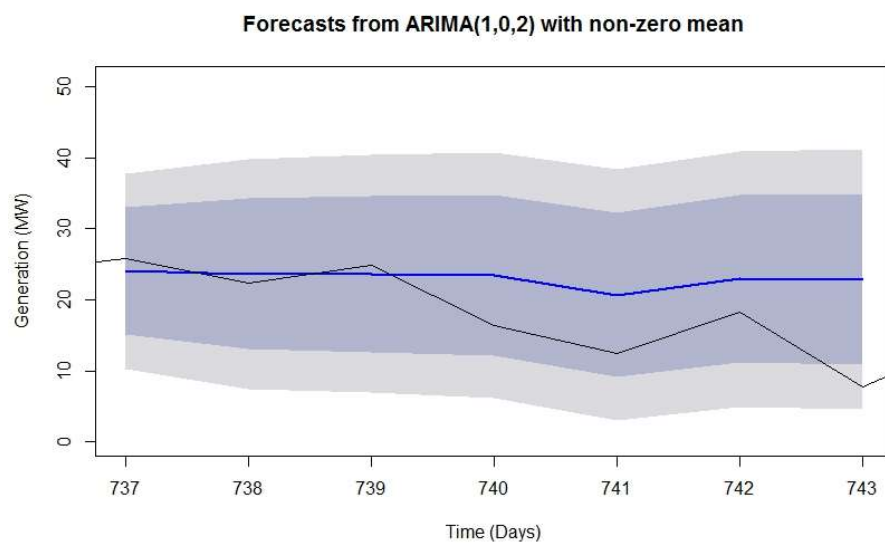


**Figura 7: Cálculo das Funções ACF e PACF dos Erros do Modelo ARIMA (1,0,2)**

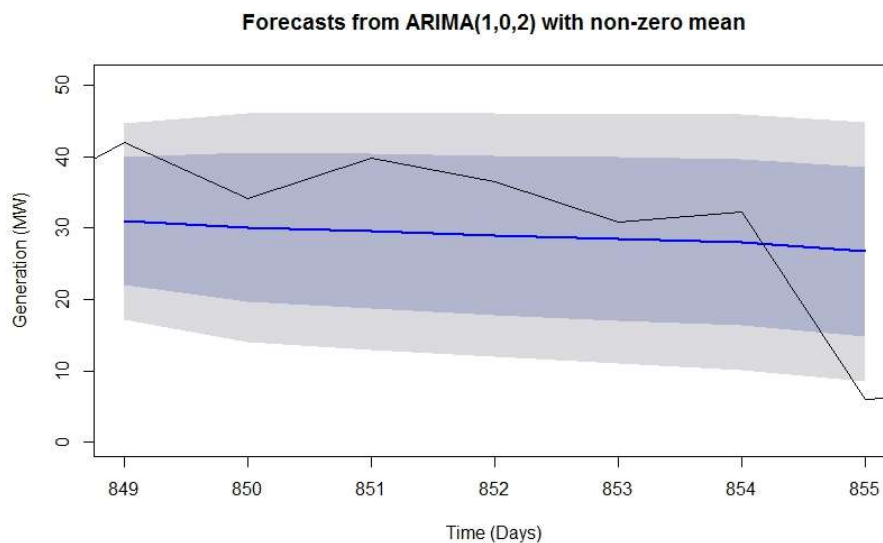
Para a construção do modelo de agendamento ótimo, utilizamos o ARIMA (1,0,2) com a precipitação (chuva) como variável externa. A previsão foi realizada semanalmente com um horizonte de 7 dias e os novos dados reais foram incorporados ao modelo todas as semanas para aumentar o poder de previsão. A Figura 8, a Figura 9 e a Figura 10 mostram a previsão para as semanas 1, 2 e 18 (a última) respectivamente. A linha azul mostra a previsão e a linha preta representa os valores das medidas reais.



**Figura 8: Previsão do Modelo ARIMA (1,0,2) para a Semana 1**



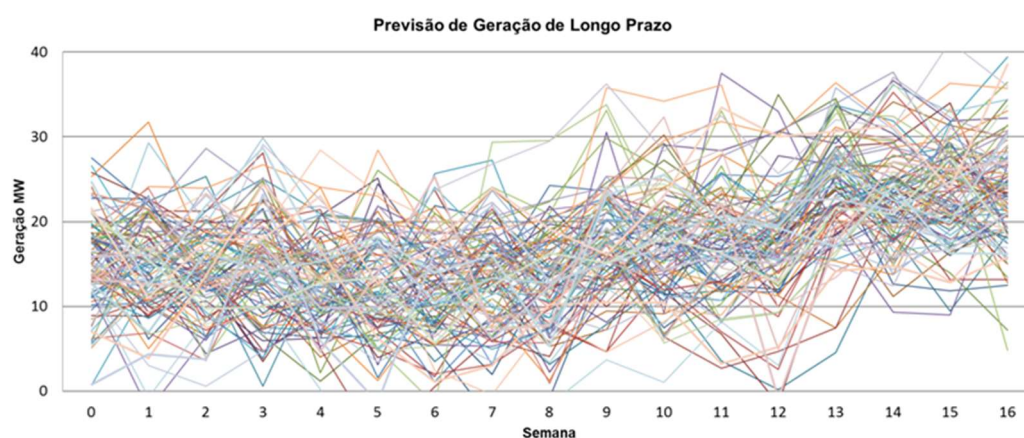
**Figura 9: Previsão do Modelo ARIMA (1,0,2) para a Semana 2**



**Figura 10: Previsão do Modelo ARIMA (1,0,2) para a Semana 18**

### 3.2. Estimativa da Geração de energia de Longo Prazo

A estimativa da geração de energia de longo prazo para o parque eólico foi feita utilizando a o modelo proposto por Luz (2016). Foram geradas 10.000 simulações de geração para os meses Março, Abril, Maio e Junho. A Figura 11 mostra o gráfico da geração de longo prazo para o parque eólico estudado, na semana 0. Como esperado, o gráfico apresenta um formato de sorriso.



**Figura 11: Gráfico da Simulação de Previsão de Geração de Longo Prazo**

### 3.3. Estimativa dos Preços SPOT de Energia

A aproximação do preço da energia no mercado spot é assumida como o PLD - Preço de Liquidação de Diferenças, determinado pela Câmara de Compensação de Energia Elétrica (CCEE). Utilizamos a simulação mensal feita pelo Operador do Sistema Nacional (ONS) para o ano de 2016, no mercado de energia da região Nordeste do Brasil, onde o parque eólico está localizado. A simulação foi realizada utilizando a metodologia NEWAVE, padrão de mercado atualmente. Foram geradas duas mil simulações de preço para cada mês.

### 3.4. Descrição do Modelo de Otimização da Manutenção

Foram desenvolvidos 2 modelos para a otimização temporal da manutenção do parque. O primeiro, puramente probabilístico, faz a comparação para 10.000 simulações semanais, entre o faturamento mínimo de curto e longo prazo. Para cada trajetória é verificado então se o valor mínimo está no curto ou no longo prazo. O parque pára para manutenção na semana em que a probabilidade de o mínimo estar no curto prazo é maior que a probabilidade em que o mínimo está no longo prazo, o que ocorre quando temos mais de 5.000 trajetórias indicando o curto prazo naquela semana.

O segundo método utiliza o método dos mínimos quadrados de Monte Carlo para encontrar o valor mínimo da função de custo, onde a parada é vista como uma opção de abandono de um custo futuro por um custo atual. Este método também utiliza as 10.000 trajetórias geradas para o faturamento.

Assumimos que a manutenção das turbinas eólicas será feita dentro de um período de 18 semanas entre março e Junho de cada ano, com 4 equipes de manutenção trabalhando simultaneamente. Cada uma dessas equipes de manutenção atua em uma única turbina eólica por vez, e leva 2 dias completos. Uma vez que o parque tem um total de 28 turbinas eólicas, a manutenção é realizada em 14 dias. Quando há manutenção, quatro das 28 turbinas eólicas são retiradas da linha por dois dias, reduzindo a produção em  $4/28$ , ou  $1/7$  do total.

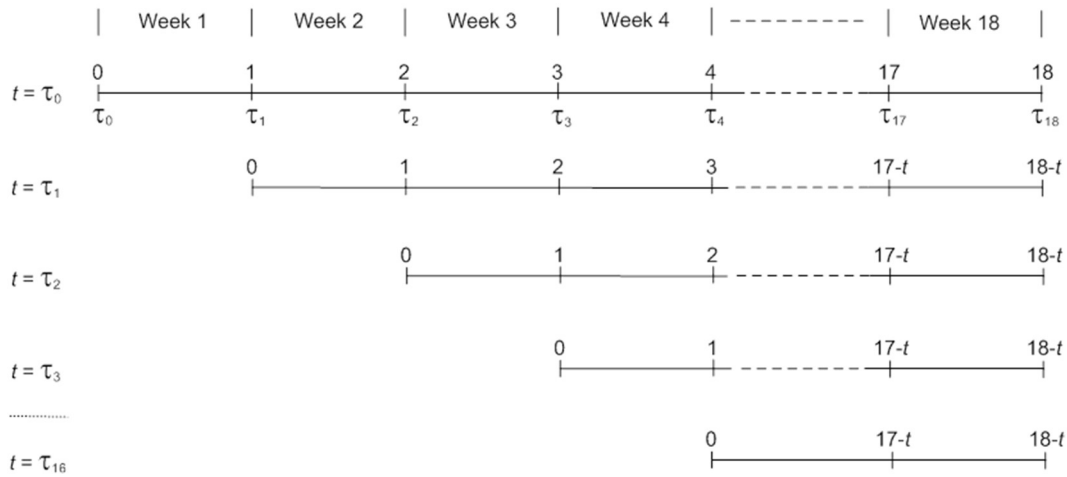


A manutenção pode começar a qualquer momento entre março e Junho, e uma vez iniciada, as manutenções são realizadas ininterruptamente durante os 14 dias até que todo o trabalho seja concluído. Também assumimos que não há custo adicional para adiar a alocação de equipes de manutenção e que a perda de geração deve ser devolvida ao cliente através de compras no mercado livre no PLD mais um prêmio. Idealmente, esta interrupção ocorre em períodos de baixa geração e baixo PLD.

### **3.4.1. Modelo Probabilístico**

A previsão de geração é dividida em dois horizontes: curto prazo e longo prazo. A previsão de curto prazo é considerada no modelo como determinística, enquanto a previsão de longo prazo é considerada estocástica. A cada sete dias uma nova previsão é realizada e se o momento ideal de início da manutenção ocorrer nos próximos sete dias, a manutenção é programada, caso contrário, na próxima semana uma nova previsão é feita e o modelo de otimização é reaplicado.

O objetivo é minimizar os custos de inatividade devido a interrupções de manutenção programadas. Assumimos que o parque eólico tem algum critério, dentro dos limites, para decidir quando ocorrerá essa interrupção. Dado que os meses de março, abril, maio e Junho são historicamente os períodos com as velocidades de vento mais baixas do ano, nós nos concentramos em uma janela de 18 semanas de programação de manutenção a partir de 01 de março, como mostrado na Figura 12:



**Figura 12: Modelo de Manutenção**

Assumimos que todos os custos operacionais são fixos, independente do funcionamento do parque eólico. Assim, postergações na manutenção afetam apenas o custo ( $\Pi$ ) das compras no mercado SPOT de energia, que é função da perda de energia devido à manutenção ( $q$ ) e do PLD ( $\Pi = q * \omega_1$ ), tal que:

$$\Pi = q * \omega$$

No início do período  $t = \tau_0$  os gestores recebem a previsão de geração para uma semana adiante, da qual é possível determinar a quantidade de geração que será perdida ( $q_1$ ).

O preço do mercado *spot* ( $\omega_1$ ) para a semana seguinte é conhecido nesse momento e o custo de oportunidade para a primeira semana é calculado. Para a segunda semana e todas as semanas remanescentes, a geração e os preços são obtidos por simulação da geração (conforme Capítulo 3.1.6) e de preços spot (utilizando metodologia NEWAVE). Então o custo da parada imediata na primeira semana ( $t = \tau_0$ ) é equivalente ao custo do déficit de faturamento das primeiras duas semanas, pois a parada dura 14 dias:

$$t = \tau_0 \quad \Pi_{\tau_0,0} = \bar{q}_1 \bar{\omega}_1 + \tilde{q}_2 \tilde{\omega}_2$$

De forma similar, o custo de parada para a semana seguinte é:

$$\Pi_{\tau_0,1} = \tilde{q}_2 \tilde{\omega}_2 + \tilde{q}_3 \tilde{\omega}_3$$

O custo de parada na terceira semana é:

$$\Pi_{\tau_0,2} = \tilde{q}_3 \tilde{\omega}_3 + \tilde{q}_4 \tilde{\omega}_4$$

Assim é feito sucessivamente.

O custo da última oportunidade de parada, tendo sido feita a previsão em  $t = \tau_0$ , é dado por:

$$\Pi_{\tau_0,16} = \tilde{q}_{17} \tilde{\omega}_{17} + \tilde{q}_{18} \tilde{\omega}_{18}$$

Como o custo de parada nos 16 períodos de duas semanas é calculado, o período com o menor custo de oportunidade pode ser determinado como:

$$\min \Pi_{\tau_0,j} \quad \tau_0 = 0; \quad j = 0, 1, 2, \dots, 16$$

Se o menor custo ocorrer em  $\Pi_{\min} = \Pi_{\tau_0,0}$ , então é ótimo parar imediatamente e iniciar a manutenção das turbinas. Caso contrário, se o mínimo ocorrer em  $\Pi_{\min} \in \Pi_{\tau_0,j} \quad j = 1, 2, 3, \dots, 16$ , espera-se até a próxima semana para decidir e move para  $t = \tau_1$ . Há então 16 semanas restantes para executar a manutenção. O custo de parada na semana 1 ( $t = \tau_1$ ) é dado por:

$$\Pi_{\tau_1,0} = \bar{q}_1 \bar{\omega}_1 + \tilde{q}_2 \tilde{\omega}_2$$

Para as semanas subsequentes é dado por:

$$\Pi_{\tau_1,1} = \tilde{q}_2 \tilde{\omega}_2 + \tilde{q}_3 \tilde{\omega}_3$$

$$\Pi_{\tau_1,2} = \tilde{q}_3 \tilde{\omega}_3 + \tilde{q}_4 \tilde{\omega}_4$$

.....

$$\Pi_{\tau_1,12} = \tilde{q}_{13}\tilde{\omega}_{13} + \tilde{q}_{14}\tilde{\omega}_{14}$$

Ou:

$$\Pi_{\tau_1,j} = \tilde{q}_{j+1}\tilde{\omega}_{j+1} + \tilde{q}_{j+2}\tilde{\omega}_{j+2} \quad j = 1, 2, 3, \dots, 16 - \tau_1$$

Uma vez que o custo de parada em todas as possíveis 16 semanas restantes é calculado, o período com o menor custo de oportunidade pode ser determinado como:

$$\min \Pi_{\tau_1,j} \quad j = 0, 1, 2, \dots, 16 - \tau_1$$

Onde:

$$\text{Se } \begin{cases} \Pi_{\min} = \Pi_{\tau_1,0} & \text{Pára imediatamente} \\ \Pi_{\min} \in \Pi_{\tau_1,j} & j = 1, 2, 3, \dots, 16 - \tau_1 \quad \text{Aguarda} \end{cases}$$

Se não for ótimo para a empresa parar imediatamente, então se espera mais uma semana até o tempo  $t = \tau_2$ . A oportunidade final para a manutenção ocorre em  $t = \tau_{16}$  quando há apenas mais duas semanas restantes e necessariamente a manutenção precisa ser realizada.

$$\Pi_{\tau_{16},0} = \bar{q}_1\bar{\omega}_1 + \tilde{q}_2\tilde{\omega}_2$$

$$\Pi_{\min} = \Pi_{\tau_{16},0}$$

Uma forma de resolução do problema é a realização de  $n$  simulações de geração e  $m$  simulações de preço para cada semana, onde o método de comparação proposto acima é realizado para cada simulação. Obtemos assim uma probabilidade, para cada semana, daquela semana ser a semana ótima para parada. Esse método, no entanto, apresenta o inconveniente de ser necessário atribuir um

valor arbitrário de probabilidade de para a parada, uma vez que o valor de 100% (10.000 simulações), na prática, é impossível de ser atingido.

### 3.4.2. Modelo de Opções Reais

Outra forma de modelar o problema, através da qual é possível resolver o problema modelado acima, é utilizar a parada como uma opção de abandono. O conceito por trás dessa abordagem é o abandono de uma perda de geração futura por uma perda de geração atual.

Uma opção de abandono pode ser modelada como um derivativo *put*, que pode ser apreçado através do modelo LSM de Simulação de Monte Carlo (Longstaff e Schwartz, 2001), descrito no Capítulo 2.1.1.

A vantagem deste método é a facilidade de cálculo e resultados muito próximos do cálculo exato, utilizando como critério a programação dinâmica. Se uma *put* tem grande valor, isso significa que ela tem uma grande probabilidade de ser exercida no futuro. Nesse caso o seu exercício imediato não é ótimo.

O exercício imediato somente será ótimo quando a probabilidade do exercício futuro for baixa, ou seja, quando a *put* tiver baixo valor. Dessa forma, o que se quer é determinar o valor mínimo da *put*, cujo valor  $V$  é dado por:

$$V_{opção} = \max(K - S_T, 0)$$

Onde:

$K$  = preço de exercício (*strike*)

$S_T$  = preço do ativo na maturidade T

O preço de exercício  $K$  pode ser determinado como o valor da receita atual ( $\Pi$ ), que é a receita obtida através da previsão de curto prazo, que pode ser considerada no modelo como determinística.

Para cada semana, se tem a previsão de geração de curto prazo, longo prazo e do PLD e é calculado o valor da *put* para as semanas restantes no período, utilizando a metodologia LSM.

O valor da *put*, em um cenário ideal, deveria ser zero no momento da parada, o que indicaria que em nenhum dos cenários simulados a opção foi exercida. No entanto, em função das características estocásticas dos ativos envolvidos, esse cenário é altamente improvável. Espera-se a parada com a *put* com um valor baixo, porém que muito provavelmente será maior que zero.

A forma encontrada para definir o valor mínimo para a *put* foi interpolar um polinômio de segunda ordem, com concavidade voltada para cima, de forma que se tenha um valor mínimo para a função, que é obtido igualando a primeira derivada da função obtida a zero.

Seja  $\Omega$  o polinômio de segunda ordem que representa o valor da *put* no tempo e  $\tau$  os tempos discretos de possível exercício, temos que:

$$\Omega_{\tau} = a\tau^2 + b\tau + c$$

O mínimo da função é obtido igualando a derivada a zero:

$$2a\tau + b = 0$$

$$\tau = -\frac{b}{2a}$$

Duas condições de contorno devem ser aplicadas para garantir que a função tenha um valor mínimo (seja côncava) e não tenha valores menores que zero (função não pode ter raiz real):

$$\begin{cases} b^2 - 4ac < 0 \\ a > 0 \end{cases}$$

Esse método nos permite encontrar um valor mínimo para a *put*. Porém, tem como desvantagem o fato de que é preciso gerar os primeiros valores de *put* para que seja possível interpolar a função para projeção do valor da *put* e definição do ponto de mínimo dessa função.

Apesar disso, para a modelagem da parada ótima em questão esta limitação não é um grande problema pois se sabe que o valor mínimo de geração não se

encontra historicamente em Março, mas em Abril ou Maio. A perda dos primeiros pontos de medição para a interpolação da curva pode se tornar um problema para o caso em que tenhamos uma assimetria de preços muito grande entre os meses de Março e os demais meses.

Em particular, se o PLD de Março for muito menor que o PLD de Abril, Maio e Junho, a parada ótima poderia estar nesse mês e nesse caso a metodologia proposta falharia. No entanto, se trata de um caso extremo e pouco provável, que não invalida o método proposto.

## 4 Aplicação e Resultados

Foi selecionado para a aplicação do modelo um parque eólico na região Nordeste do Brasil em virtude do grande potencial eólico da região. O ano de 2016 foi utilizado para a aplicação do modelo e geração dos resultados e foi selecionado pois os dados estão completos para esse ano, sendo possível fazer a comparação dos resultados do modelo com os resultados ideais.

Os resultados dos dois métodos (probabilístico e opções reais) foram comparados com o modelo de seleção aleatória das paradas e com o modelo de informação perfeita. Foram realizadas 10.000 simulações de geração e 2.000 simulações de preço para cada semana. Foram utilizadas as séries históricas de geração descritas no capítulo 3.1 e o modelo de Mínimos Quadrados de Monte Carlo (LSM) descrito no capítulo 3.4. O parque eólico onde foi aplicado o modelo conta com 28 aerogeradores e uma capacidade instalada de 75,6 MW.

O modelo foi aplicado para a manutenção anual dos equipamentos, que ocorre entre Março e Junho de cada ano e que requer dois dias de trabalho de uma equipe de manutenção para cada aerogerador. O parque conta com quatro equipes que trabalham simultaneamente quando se iniciam os trabalhos de manutenção anual dos aerogeradores. A atividade de manutenção anual dos aerogeradores dura 14 dias ininterruptos.

Os cálculos foram realizados utilizando software R (código no apêndice) e software Excel. Os ajustes do modelo de previsão de curto prazo e previsões foram realizados com o software R e os cálculos do método LSM foram realizados em Excel, juntamente com o pacote Solver.

### 4.1. Modelo Probabilístico – Resultados

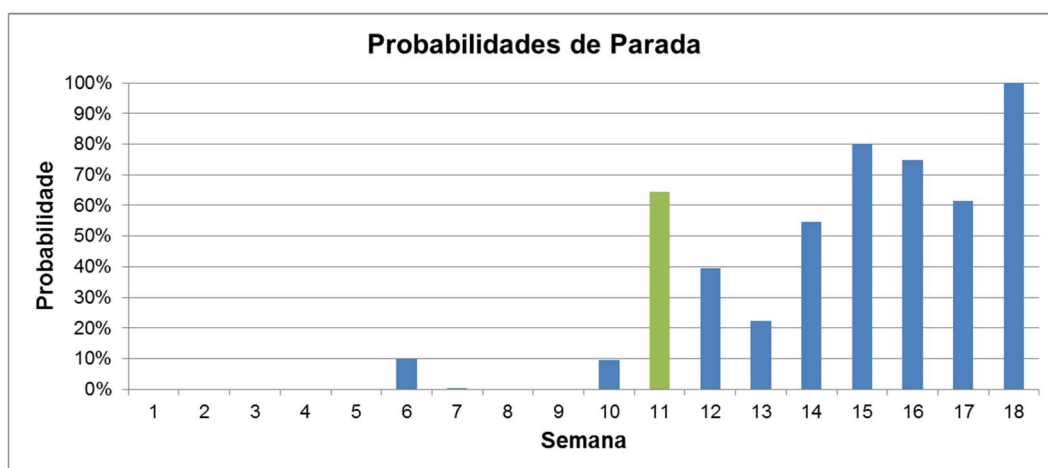
A aplicação do modelo probabilístico gerou, para cada semana, as probabilidades apresentadas na Tabela 18 e figura. A parada ocorre sempre que a probabilidade de parar na semana atual (curto prazo) for maior que a



probabilidade de parar nas semanas seguintes (longo prazo), o que ocorre quando a probabilidade calculada é maior que 50%. Essa condição ocorre, para o parque estudado, no ano de 2016, pela primeira vez, na semana 10 (64% de probabilidade). É importante notar que há, posteriormente, probabilidades de parada acima de 64%, como nas semanas 14 e 16. No entanto, essas probabilidades somente são conhecidas posteriormente e naturalmente as probabilidades tendem a aumentar pois há menos semanas no longo prazo para comparação. Por isso, independente de haver possibilidade de haver um cálculo que indique maior probabilidade de parada nas semanas seguintes, sempre que a probabilidade calculada for acima de 50% é feita a parada do parque para a manutenção.

<b>Semana</b>	<b>Probabilidade</b>
0	0,00%
1	0,00%
2	0,00%
3	0,00%
4	0,00%
5	9,89%
6	0,01%
7	0,00%
8	0,00%
9	9,54%
<b>10</b>	<b>64,30%</b>
11	39,65%
12	22,36%
13	54,70%
14	80,30%
15	74,76%
16	61,39%
17	100,00%

**Tabela 18: Resultados da Aplicação do Modelo Probabilístico**



**Figura 13: Gráfico de Probabilidades de Parada da Aplicação do Modelo Probabilístico**

Os valores reais médios do PLD para os meses de Março, Abril, Maio e Junho de 2016 estão apresentados na Tabela 19. A queda nos meses 5 e 6 foi prevista pelo Newave e explica porque o modelo indica a parada no início do mês de Maio (07 de Maio de 2016). No mês de Maio, quando a parada ocorre, ainda se tem uma geração que está baixa e o PLD está bastante reduzido em relação aos meses de Março e de Abril.

Mês	PLD-NE(R\$)
3	249,11
4	266,71
5	106,07
6	118,60

**Tabela 19: Valores dos PLD's da região NE – Período de Março a Junho de 2016**

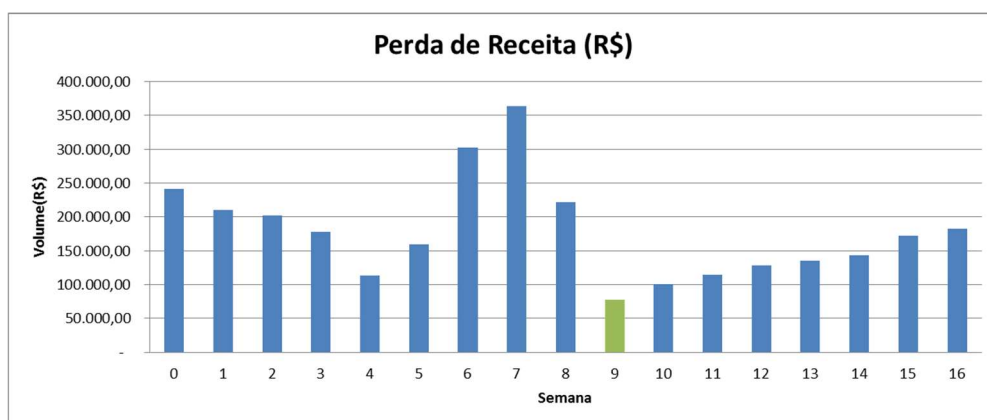
O custo da parada na semana 10 é de R\$ 100.564,27, ou seja, quando é feita a parada para manutenção, o parque deixará de vender ou terá que comprar no mercado à vista o montante de R\$ 100.564,27 para cobrir a perda de geração pela manutenção.

#### 4.1.1.Custos Reais de Parada

A parada para manutenção faz com que, durante o período de 14 dias o parque eólico fique sempre com 4 turbinas paradas para o procedimento, o que representa 4/28 (1/7) avos de perda de geração. A Tabela 20 e a Figura 14 são uma análise, a posteriori, da perda de geração em virtude dos procedimentos de geração, considerando o início da manutenção em cada uma das 16 semanas possíveis:

Semana	Perda Receita (R\$)
0	241.580,15
1	210.794,39
2	201.746,39
3	77.519,10
4	112.733,12
5	159.639,67
6	302.318,10
7	364.352,63
8	222.284,22
9	76.949,76
10	100.564,27
11	114.351,10
12	127.709,43
13	134.702,18
14	143.036,95
15	172.183,34
16	182.677,92

**Tabela 20: Perda de Receita em Virtude da Manutenção por Semana**

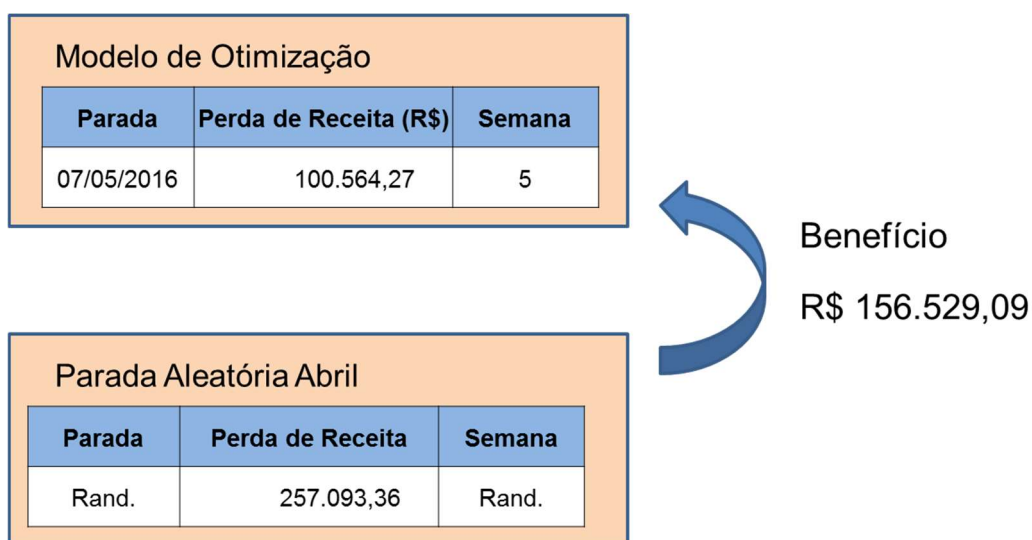


**Figura 14: Perda de Receita em Virtude da Manutenção por Semana**

#### 4.1.2.

#### Comparação Entre o Modelo Probabilístico e o Modelo de Seleção Aleatória da Parada

Para garantir que o modelo tenha um bom poder de predição, comparamos os resultados do modelo com um modelo onde o início da manutenção é selecionado aleatoriamente no mês de Abril, o que é semelhante à prática de manutenção atual para o parque eólico. Os custos estimados de parada (perda de faturamento) de um modelo de parada aleatória são de R\$ 257.093,36 (Figura 15). O modelo de otimização representa uma redução de R\$ 156.529,09 nos custos de parada, indicando que o modelo de otimização proposto é melhor do que um modelo aleatório.



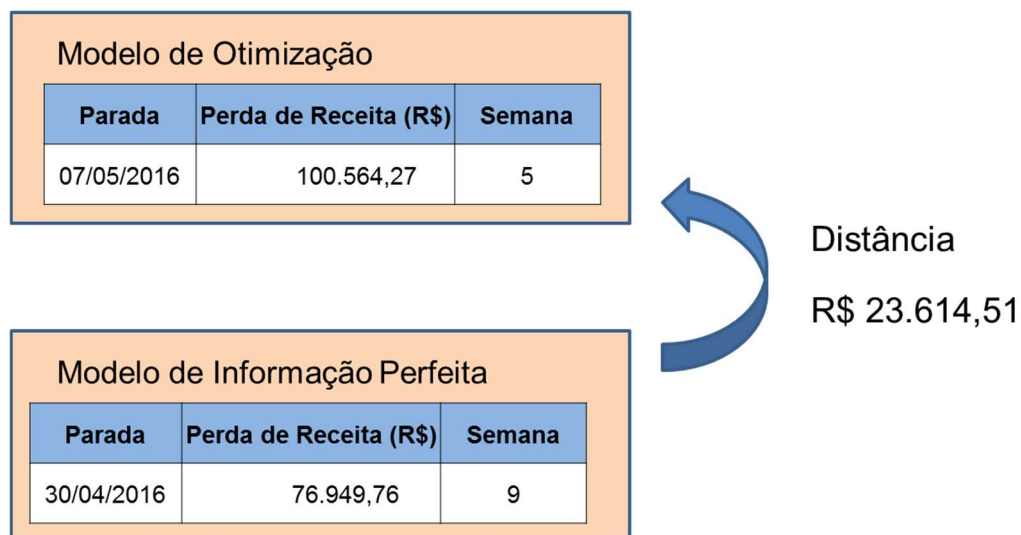
**Figura 15: Comparação entre o Modelo de Otimização Probabilístico e o Modelo de Parada Aleatória**

#### 4.1.3.

#### Comparação Entre o Modelo Probabilístico e o Modelo de Informação Perfeita

A fim de verificar até que ponto o modelo de otimização proposto está distante de um modelo de informação perfeita, os resultados foram comparados a uma situação em que toda a velocidade do vento e informações de preço da eletricidade para o período completo está disponível antes de qualquer decisão. Com informações perfeitas, a semana ideal para parar é a semana 9 e os custos

associados à manutenção (perda de faturamento) são de R \$ 76.949,76 (Figura 16). O modelo de otimização proposto proporcionaria um custo maior de R\$ 23.614,51 quando comparado ao modelo de informação perfeito.



**Figura 16: Comparação entre o Modelo de Otimização Probabilístico e o Modelo de Informação Perfeita**

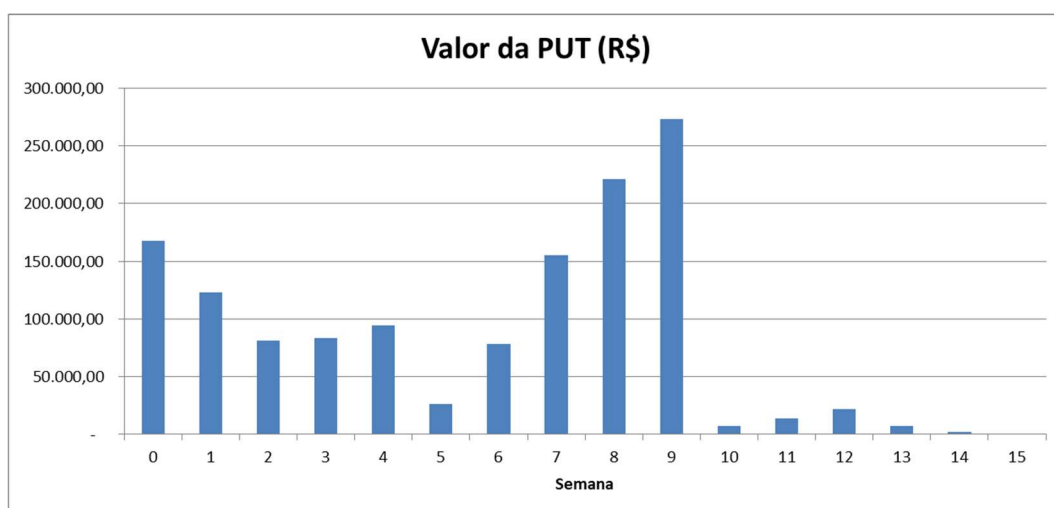
#### **4.2. Modelo de Opções Reais – Resultados**

A aplicação do modelo de mínimos Quadrados de Monte Carlo para cálculo do valor da *put* obteve os valores para a opção de abandono apresentados na Tabela 21:

Semana	PUT (R\$)
0	167.643,84
1	122.939,44
2	81.352,76
3	83.561,40
4	94.495,87
5	26.449,55
6	78.563,77
7	155.440,88
8	221.027,67
9	273.000,32
10	6.710,54
11	13.788,60
12	21.593,76
13	6.854,40
14	2.259,81
15	241,76

**Tabela 21: Resultados Aplicação Modelo de Opções Reais – Valores da PUT por Semana**

A Figura 17 mostra o gráfico do valor da PUT ao longo das semanas. As semanas 16 e 17 não foram representadas na figura, pois nelas, necessariamente, a manutenção precisa ser realizada e não há a opção de abandono.



**Figura 17: Gráfico de Resultados Aplicação Modelo de Opções Reais**

### 4.3.1. Cálculo do Momento Ótimo de Parada

O ajuste da função do tipo  $\Omega_\tau = a\tau^2 + b\tau + c$  (3) para representar o valor da *put* no tempo é realizado a partir da semana 3, quando se tem 4 pontos para interpolação da função (semanas 0, 1, 2 e 3). Na semana 3, a função que melhor se ajusta é:

$$\Omega_\tau = a\tau^2 + b\tau + c$$

$$\Omega_{\tau=4} = 1.669,61\tau^2 - 16.922,38\tau + 143.930,76$$

O mínimo da função é calculado igualando a primeira derivada da função  $\Omega_\tau$  a zero:

$$2a\tau + b = 0$$

$$\tau = -\frac{b}{2a}$$

Na semana 3, o momento ótimo de parada é:

$$\tau = 3,75$$

Arredondando para o valor mais próximo:

$$\tau = 4$$

O valor  $\tau = 4$  ocorre na semana 3. Dessa forma, a parada deve ser imediata pois o cálculo foi realizado na semana 3.

Considerando que a parada não fosse realizada na semana 3, teríamos os resultados para o ajuste da função  $\Omega_\tau = a\tau^2 + b\tau + c$  e cálculo do momento de parada ótimo para todas as demais semanas restantes conforme Tabela 22.

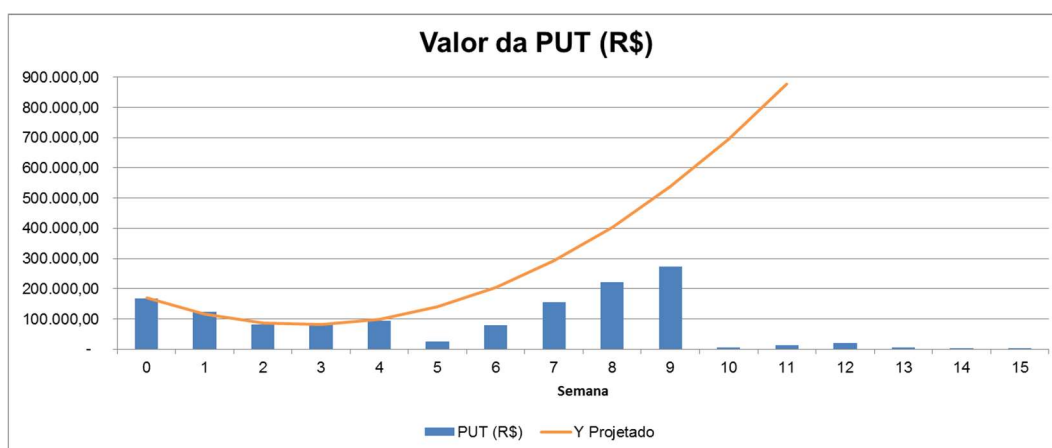
O gráfico da Figura 18 mostra simultaneamente a função  $Y$  projetada com os coeficientes calculados e os valores da PUT e é possível observar o mínimo da função na semana 3, como indicado nos cálculos da derivada. Para as semanas em

que o modelo indicou a parada para além da semana 15, a parada, na prática, deve ocorrer na semana 15, último momento possível:

Semana	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	Parada ótima (semana)
3	11.728,26	-88.024,70	245.974,16	3
4	11.076,65	-85.027,28	243.237,37	3
5	1.667,42	-34.217,41	190.545,54	9
6	4.395,99	-51.134,92	210.192,08	5
7	7.437,11	-72.423,07	237.563,13	4
8	8.432,93	-80.190,17	248.516,28	4
9	8.048,67	-76.885,49	243.444,01	4
10	1.669,61	-16.922,36	143.930,74	4
11	5,92	-1.692,98	121.102,00	142
12	37,90	-4.484,43	132.657,93	58
13	80,84	-6.773,83	141.893,40	41
14	119,54	-8.425,87	148.480,70	34
15	150,18	-9.591,68	153.146,79	31

**Tabela 22: Cálculo do Momento Ótimo de Parada**

O gráfico da Figura 18 mostra simultaneamente a função Y projetada com os coeficientes calculados e os valores da PUT e é possível observar o mínimo da função na semana 3, como indicado nos cálculos da derivada.



**Figura 18: Valores da PUT e Função Ajustada**



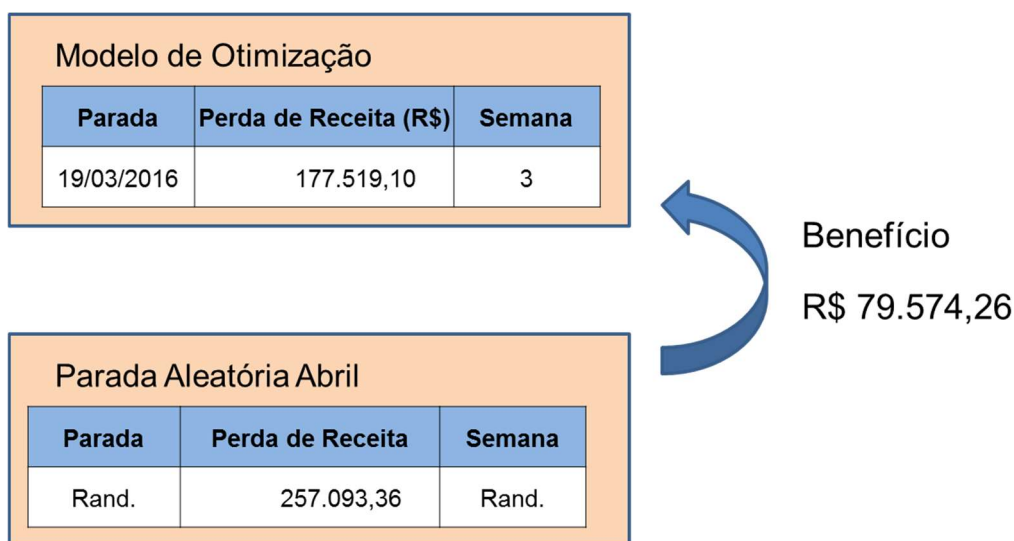
Foi visto que o momento ideal de parada seria a semana 9, onde a perda de faturamento é de R\$ 76.949,76. O modelo proposto indica a parada na semana 3, quando a perda de faturamento é de 177.519,10.

Entre os meses de Abril e Maio houve uma queda de 60,23% no PLD, o que justifica grande parte da queda de receita em virtude da parada na semana 9 em diante.

#### 4.3.2.

#### Comparação Entre o Modelo de Opções Reais e o Modelo de Seleção Aleatória da Parada

Os custos estimados de perda (perda de receita) do modelo de parada aleatória são R\$ 257.093,36 e os custos relativos à parada na semana 3 indicada pelo modelo de otimização são de R\$ 177.519,10. O modelo de otimização representa uma redução de 9,86% (Figura 19) nos custos de parada, indicando que o modelo proposto é melhor que o modelo de seleção aleatória de parada no mês de Abril.

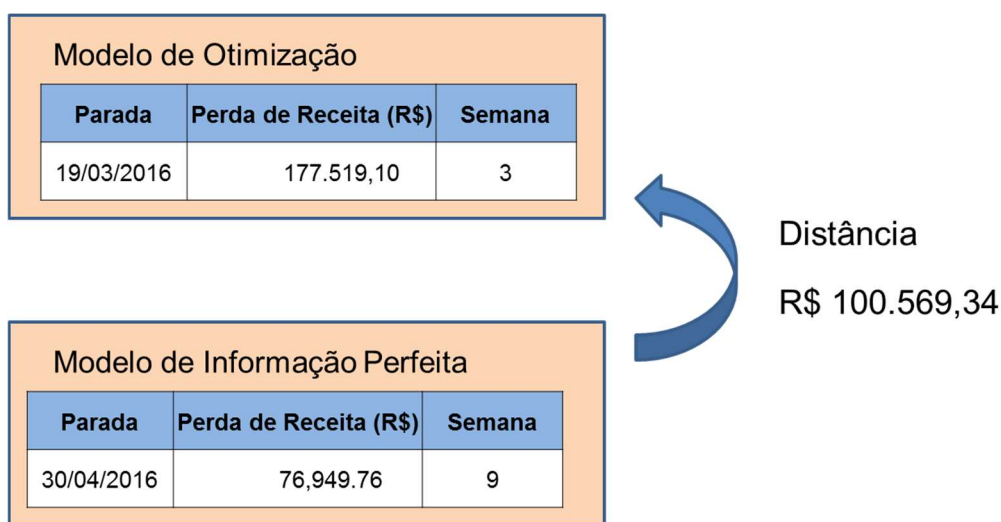


**Figura 19: Comparação Entre o Modelo de Opções Reais e o Modelo de Seleção Aleatória da Parada**

### 4.3.3.

#### Comparação Entre o Modelo de Opções Reais e o Modelo de Informação Perfeita

A fim de verificar até que ponto o modelo de otimização proposto está distante de um modelo de informação perfeita, os resultados foram comparados a uma situação em que toda a velocidade do vento e informações de preço da eletricidade para o período completo está disponível antes de qualquer decisão. Com informações perfeitas, a semana ideal para parar é a semana 9 e os custos associados à manutenção (perda de faturamento) são de R \$ 76.949,76. O modelo de otimização proposto proporciona um custo R\$ 100.569,34 maior quando comparado ao modelo de informação perfeita (Figura 20).



**Figura 20: Comparação Entre o Modelo de Opções Reais e o Modelo de Informação Perfeita**

## 5 Conclusões

Neste trabalho buscou-se determinar o momento ótimo de parada para manutenção programada de um parque eólico no Nordeste do Brasil. Para tanto, foram desenvolvidos dois modelos distintos, um modelo probabilístico e um modelo de opções reais. Dados reais do parque foram utilizados para desenvolver e testar os modelos, que foram construídos usando um modelo de previsão ARIMA e técnicas de simulação. Para a previsão de longo prazo, foi utilizado um modelo recente de previsão de geração desenvolvido por Luz (2016).

Os resultados foram comparados com um modelo aleatório de parada e com o modelo de informação perfeita de agendamento de manutenção. Os resultados sugerem que estes modelos podem fornecer vantagens significativas em relação a uma decisão de parada aleatória no mês de Abril e estão próximos dos resultados do modelo de informação perfeita.

Uma das limitações do estudo foi a disponibilidade de um conjunto restrito de dados, pois o parque eólico estudado é relativamente novo, tendo entrado em operação no ano de 2014. O modelo foi aplicado apenas para o ano de 2016, que é um período relativamente curto para validação do modelo.

O modelo probabilístico forneceu resultados mais próximos do resultado ótimo. A desvantagem desse método é que é preciso estabelecer um limite de corte de forma arbitrária. A probabilidade de 50% se mostrou, para o ano de 2016, uma escolha adequada.

O modelo de opções reais, que utilizou o método de mínimos quadrados de Monte Carlo, apresentou, para o ano de 2016, resultados mais distantes do ótimo, comparado ao modelo probabilístico, o que não indica que é necessariamente um modelo menos adequado. Sua aplicação é simples e não necessita de valores de corte arbitrários. Por outro lado, grandes saltos de preço podem gerar distorções no modelo, como ocorreu em 2016. Tais distorções podem ocorrer em virtude do modelo trabalhar com o ajuste de uma derivada de uma função de segunda ordem

para cálculo do momento ótimo de parada, que prevê apenas um único mínimo global, sem mínimos locais.

Quanto mais estáveis os preços, melhor é o ajuste e grandes saltos, como os que ocorreram entre Abril e Maio podem fazer com que o modelo aponte um ótimo local em detrimento do ótimo global.

A recomendação é de utilização do modelo de opções reais para casos em que não se tenha previsão de grandes saltos nos preços entre os meses e, nos caso de haver esses saltos, utilizar o modelo probabilístico.

Como sugestão para futuros trabalhos e evolução do modelo está o ajuste de um modelo de opções reais que capture saltos drásticos nos preços da energia. Outra evolução possível é considerar no modelo os custos relativos à postergação das manutenções, o que pode ser uma realidade para empresas que trabalham com serviços de manutenção terceirizados.

Estudos futuros podem também fazer a avaliação da aplicação da metodologia em outros parques eólicos e em outras regiões, de forma a confirmar os resultados obtidos e a eficácia do modelo proposto. Espera-se que os resultados sejam similares, uma vez que o modelo fora desenvolvido para ser o mais genérico possível.

Quanto maior o parque eólico, maiores serão os benefícios de aplicação da metodologia proposta, já que a perda de geração em virtude da parada de manutenção é proporcional à capacidade de geração do parque. O modelo foi aplicado a apenas um tipo de manutenção do parque, a manutenção anual. No entanto, o modelo pode ser aplicado também para outras manutenções que envolvam a parada das turbinas, potencializando os benefícios.

Outro benefício da aplicação da metodologia é que os agentes envolvidos podem ter maior visibilidade e sensibilidade em relação aos custos de parada, pois a técnica utilizada, através opções reais, permite compreender quais são os custos associados a uma parada em determinado momento ao longo da janela de tempo disponível.

AHLSTROM et al. The future of wind forecasting and utility operations. **IEEE Power and Energy Magazine**, v. 3, n. 6, p. 57-64, 2005. ISSN 1540-7977.

ANEEL, A. N. D. E. E.-. **Evolução da Energia Eólica no Brasil**. [www.aneel.gov.br](http://www.aneel.gov.br): Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL 2016.

BLACK, F.; SCHOLES, M. The Pricing of Options and Corporate Liabilities. **The Journal of Political Economy**, v. 81, n. 3, p. 637-654, 1973. ISSN 00223808. Disponível em: <  
<http://www.jstor.org/stable/1831029> >.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. **Time series analysis forecasting and control**. Holden-Day, 1976.

DIXIT, A. K.; PINDYCK, R. S. **Investment under Uncertainty**. Princeton: Princeton University Press, 1994. 476 ISBN 978-0691034102.

ENDRENYI, J. et al. The present status of maintenance strategies and the impact of maintenance on reliability. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 16, n. 4, p. 638-646, 2001. ISSN 0885-8950.

ENDRENYI, J. et al. Comparison of two methods for evaluating the effects of maintenance on component and system reliability. 2004 International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems, 2004, 16-16 Sept. 2004. p.307-312.

HULL, J. **Options, Futures and Other Derivatives**. 7th Edition. New Jersey: Prentice Hall, 2009.

KWIATKOWSKI, D. et al. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root? **Journal of Econometrics**, v. 54, n. 1-3, p. 159-178, 1992. Disponível em: <  
<https://EconPapers.repec.org/RePEc:eee:econom:v:54:y:1992:i:1-3:p:159-178> >.

LONGSTAFF, F. A.; SCHWARTZ, E. S. Valuing American options by simulation: a simple least-squares approach. **Review of Financial Studies**, v. 14, n. 1, p. 113-147, January 1, 2001 2001. Disponível em: <  
<http://rfs.oxfordjournals.org/cgi/content/abstract/14/1/113> >.

LUZ, C. P. D. M. S. **Otimização comercial de um parque eólico no Brasil utilizando simulação de Monte Carlo com variáveis climáticas exógenas e uma nova função de preferência**. 2016. 170 (Doutor). Departamento de Administração – PUC-Rio, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro

MAJD, S.; PINDYCK, R. S. Time to Build, Option Value, and Investment Decisions. **Journal of Financial Economics**, v. 18, n. 1, p. 7-27, Mar 1987. ISSN 0304-405X. Disponível em: < [Go to ISI://A1987G940600002](http://www.isi.com/A1987G940600002) >.

MCCALL, J. J. Maintenance Policies for Stochastically Failing Equipment: A Survey. **Management Science**, v. 11, n. 5, p. 493-524, 1965. Disponível em: < <http://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/mnsc.11.5.493> >.

MCDONALD, R. L.; SIEGEL, D. R. Investment and the Valuation of Firms When There is an Option to Shut Down. **International Economic Review**, v. 26, n. 2, p. 331-349, 1985. ISSN 00206598. Disponível em: < <http://www.jstor.org/stable/2526587> >.

MERTON, R. C. Theory of Rational Option Pricing. **The Bell Journal of Economics and Management Science**, v. 4, n. 1, p. 141-183, 1973. Disponível em: < <http://www.jstor.org/stable/3003143> >.

MME. **Energia Eólica no Brasil e no Mundo**. ENERGIA, M. D. M. E.: Ministério de Minas e Energia: 8 p. 2016.

MME; EPE, E. D. P. E. **Plano Decenal de Expansão de Energia – PDE 2024**. MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA, E. D. P. E. <http://www.epe.gov.br>: 465 p. 2015.

MYERS, S. C.; MAJD, S. **Calculating abandonment value using option pricing theory**. Massachusetts Institute of Technology (MIT), Sloan School of Management. 1983

PATRA, S. B.; MITRA, J.; EARLA, R. A New Intelligent Search Method for Composite System Reliability Analysis. 2005/2006 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exhibition, 2006, 21-24 May 2006. p.803-807.

PINTO, L. I. C. et al. Confiabilidade nas estimativas do regime do vento fornecidas pelo brams no estado de Alagoas: influência do aninhamento e da resolução horizontal de grades. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 29, p. 242-258, 2014. ISSN 0102-7786. Disponível em: < [http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0102-77862014000200008&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0102-77862014000200008&nrm=iso) >.

SHERIF, Y.; SMITH, M. Optimal maintenance models for systems subject to failure—a review. **Naval Research Logistics (NRL)**, v. 28, n. 1, p. 47-74, 1981. ISSN 1931-9193.

SHI, J.; QU, X.; ZENG, S. Short-Term Wind Power Generation Forecasting: Direct Versus Indirect Arima-Based Approaches. **International Journal of Green Energy**, v. 8, n. 1, p. 100-112, 2011/02/11 2011. ISSN 1543-5075. Disponível em: < <https://doi.org/10.1080/15435075.2011.546755> >.

TOURINHO, O. A. F. **The valuation of reserves of natural resources: an option pricing approach**. 1979. 103 PhD Dissertation (Doctoral). University of California, Berkeley.

TRIGEORGIS, L. The Nature of Option Interactions and the Valuation of Investments with Multiple Real Options. **Journal of Financial and Quantitative Analysis**, v. 28, n. 1, p. 1-20, 1993. ISSN 00221090. Disponível em: < <http://www.jstor.org/stable/2331148> >.

\_\_\_\_\_. **Real options in capital investment : models, strategies, and applications**. Westport, Conn.: Praeger, 1995. xvii, 361 p. ISBN 0275946169 (alk. paper).

WWEA, W. W. E. A. **WWEA Half-year Report 2016**: World Wind Energy Association: 3 p. 2016.

## 7 Apêndice

### CÓDIGO R (Ajuste do Modelo ARIMA e Simulação de Geração)

```
setwd("C:/Users/jonas.pelajo/desktop/eolica1")
library(tseries)
library(forecast)
library(TSA)
library(stats)
library(readxl)
library(xlsx)
library(WriteXLS)

dadosteste<-read_excel("C:/Users/jonas.pelajo/desktop/eolica1/dados.xlsx")
carg= ts(dadosteste[1:2557,1],frequency=1)
chuv = ts(dadosteste[1:2557,2],frequency=1)
par(mar=c(5, 4, 4, 6) + 0.1)
plot(carg,ylab='Generation (MW)',xlab='Time (Days)')
par(new=TRUE)
plot(chuv, xlab="", ylab="", ylim=c(0,350), axes=FALSE, col="blue")
mtext("Rainfall (mm)",side=4,col="blue",line=4)
axis(4, ylim=c(0,350), col="blue",col.axis="blue",las=1)
seqplot.ts(carg,chuv, coly = "Blue",ylab='Generation (MW)',xlab='Time (Days)')
cor(carg,chuv)
fit <- lm(carg ~ chuv)
summary(fit)
fit1 <- tslm(carg~chuv)
fit1
adf.test(carg)
adf.test(chuv)
acf(carg, lag.max=20)
pacf(carg, lag.max=20)
acf(chuv, lag.max=20)
pacf(chuv, lag.max=20)
arima1<-auto.arima(carg,ic="aic",stepwise=TRUE,trace=TRUE,test="kpss")
arima1
accuracy(arima1)
fit <- Arima(carg, xreg=chuv, order=c(4,0,3))
fit
accuracy(fit)
tsdisplay(arima.errors(fit), main="ARIMA errors")
Acf(residuals(fit))
Box.test(residuals(fit),fitdf=5,lag=10,type="Ljung")

#Loop Semanal - Refaz a previsao a cada semana incorporando os dados da semana ao
modelo.
#o indice que comeca 2016 e 732 mas comecemos no sabado anterior para ficar de acordo
com as previsoes de lp
carg= ts(dadosteste[1:910,1],frequency=1)
chuv = ts(dadosteste[1:910,2],frequency=1)
j=0
for(j in 0:17) {
```



```

pchuvinloop <- chuv [1:(729+7*j)]
pchuvoutloop <- chuv [(730+7*j):(736+7*j)]
pinsampleloop<-Arima(window(carg,end=(729+7*j)),order=c(1,0,2), xreg=pchuvinloop)
poutsampleloop<-forecast(pinsampleloop,h=7, xreg=pchuvoutloop)
plot(poutsampleloop, xlim=c((730+7*j), (736+7*j)),ylab='Generation (MW)',xlab='Time
(Days)')
lines(carg, xlim=c((730+7*j), (736+7*j)))
print(poutsampleloop)
write.xlsx(poutsampleloop,
paste("/Users/jonas.pelajo/desktop/eolica1/previsao/semana",j,".xlsx",sep=""),sheetName =
"previsao")

}

```

*#Simulacao Semanal - Refaz a simulacao a cada semana incorporando os dados da semana ao modelo.*

```

j=0
nper = 10
no = 1000
m2sim = matrix(0,no,nper)
for(j in 0:16) {

  chuvinloop <- chuv [1:(728+7*j)]
  chuvoutloop <- chuv [(729+7*j):(738+7*j)]
  insampleloop<-Arima(window(carg,end=(728+7*j)),order=c(1,0,2), xreg=chuvinloop)

  for(i in 1:no){
    m2sim[i,1:nper] = simulate(insampleloop,nsim=nper,xreg=chuvoutloop)
  }

  matplot(t(m2sim),type='l',main='Simulation - 10d ahead')
  lines(carg, xlim=c((729+7*j), (738+7*j)), col="black",lwd=3)
  print(colMeans(m2sim))
  lines(colMeans(m2sim), col="blue",lwd=3)
  write.xlsx(m2sim,
paste("C:/Users/jonas.pelajo/desktop/eolica1/semana",j,".xlsx",sep=""),sheetName =
"simulacao")

}

```

## CÓDIGO R (Modelo de Otimização Probabilístico)

```

library(readxl)
library(xlsx)
library(WriteXLS)
library(stats)

rep.row<-function(x,n){
  matrix(rep(x,each=n),nrow=n)
}

List_Results <- matrix(0,2000,17)

# primeiro for vai no maximo a 17
for (j in 1:17){

  #Segundo for vai ate 2000

  for (i in 1:2000){

    #Leitura e criacao da matriz de pld

    #plds_read<-
    read_excel("/Users/jonaspelajo/Documents/OneDrive/Sim_Completa/r_plds.xlsx")
    plds_read <-read_excel("C:/Users/jonas.pelajo/desktop/Sim_Completa/r_plds.xlsx")
    plds <-ts(plds_read [i,][2:18],frequency=1)
    mat_plds <- as.matrix(plds)
    mat_plds_rep <- rep.row(mat_plds[1,],10000)

    #Leitura e criacao da matriz de geracao
    #ger_read<-
    read_excel(paste("/Users/jonaspelajo/Documents/OneDrive/Sim_Completa/r_calc_sem",j,".xlsx",sep=""))
    ger_read<-
    read_excel(paste("C:/Users/jonas.pelajo/desktop/Sim_Completa/r_calc_sem",j,".xlsx",sep=""))
    mat_ger <- as.matrix(ger_read)

    #Matriz de comparacao
    prod_rec <- mat_ger * mat_plds_rep

    #Leitura da planilha com a receita minima CP
    Min_Ger_CP<-
    read_excel("C:/Users/jonas.pelajo/desktop/Sim_Completa/Min_Ger_CP.xlsx")
    Mat_Min_Ger_CP<-as.matrix(Min_Ger_CP)

    Plds_CP <-ts(plds_read [i,][1:17],frequency=1)
    mat_plds_cp <- as.matrix(Plds_CP)
    Mat_Plds_CP_Rep <- rep.row(mat_plds_cp[1,],10000)
    Min_Rec_CP <-Mat_Plds_CP_Rep[1,j] * Mat_Min_Ger_CP[j,1]
    Mat_CP_comp <- matrix(Min_Rec_CP,10000,1)

    #Resultado Minimo de cada linha para cada simulacao
    Mat_Result <- as.matrix(apply(prod_rec,1,min))

    #Comparacao CP e LP

    Mat_Final <- ifelse(Mat_Result >Mat_CP_comp, 1, 0)
    Comp_Result <- apply(Mat_Final,2,sum)
  }
}

```

```
List_Results[i,j]<-Comp_Result/10000  
  
}  
  
print(j)  
}  
  
write.xlsx(List_Results,  
paste("C:/Users/jonas.pelajo/desktop/Otimizacao.xlsx",sep=""),sheetName = "Resultados")
```

## DADOS DE GERAÇÃO EM MW (DE 01/03/2010 A 30/06/2015)

**Obs.: Dados dispostos com ordenação por coluna.**

01/03/2010	26,29716	20/04/2010	14,73887	09/03/2011	13,53768	28/04/2011	3,343433
02/03/2010	25,24243	21/04/2010	13,95192	10/03/2011	6,577568	29/04/2011	2,164105
03/03/2010	27,75738	22/04/2010	9,154821	11/03/2011	6,445318	30/04/2011	1,005544
04/03/2010	25,66323	23/04/2010	25,57688	12/03/2011	8,239995	01/05/2011	3,957689
05/03/2010	18,55884	24/04/2010	26,33323	13/03/2011	3,061444	02/05/2011	2,900775
06/03/2010	21,75254	25/04/2010	35,9777	14/03/2011	12,61302	03/05/2011	5,531584
07/03/2010	21,02461	26/04/2010	20,63988	15/03/2011	7,786407	04/05/2011	3,671328
08/03/2010	23,11876	27/04/2010	24,54729	16/03/2011	7,488023	05/05/2011	8,747139
09/03/2010	30,13134	28/04/2010	29,19575	17/03/2011	3,329225	06/05/2011	2,329146
10/03/2010	27,32784	29/04/2010	19,14687	18/03/2011	1,717075	07/05/2011	3,264739
11/03/2010	11,91242	30/04/2010	15,00337	19/03/2011	7,972214	08/05/2011	9,584363
12/03/2010	14,49185	01/05/2010	7,361237	20/03/2011	10,062	09/05/2011	13,70928
13/03/2010	31,26367	02/05/2010	5,393868	21/03/2011	4,644082	10/05/2011	12,39551
14/03/2010	35,11753	03/05/2010	13,86885	22/03/2011	11,65775	11/05/2011	9,374511
15/03/2010	39,13861	04/05/2010	15,95208	23/03/2011	15,98378	12/05/2011	9,780007
16/03/2010	47,90324	05/05/2010	13,16935	24/03/2011	3,951132	13/05/2011	9,326419
17/03/2010	38,24564	06/05/2010	15,61653	25/03/2011	11,42604	14/05/2011	5,568746
18/03/2010	23,54284	07/05/2010	10,85004	26/03/2011	14,23719	15/05/2011	10,00298
19/03/2010	9,434625	08/05/2010	21,25632	27/03/2011	5,883525	16/05/2011	8,032328
20/03/2010	6,103214	09/05/2010	27,79345	28/03/2011	4,191588	17/05/2011	4,600363
21/03/2010	6,615823	10/05/2010	19,1261	29/03/2011	9,654314	18/05/2011	9,047709
22/03/2010	13,25897	11/05/2010	4,299793	30/03/2011	19,18184	19/05/2011	10,88501
23/03/2010	24,67517	12/05/2010	7,51644	31/03/2011	19,99939	20/05/2011	7,389654
24/03/2010	10,8708	13/05/2010	7,023505	01/04/2011	9,326419	21/05/2011	19,33158
25/03/2010	1,215396	14/05/2010	23,28053	02/04/2011	13,68633	22/05/2011	16,08652
26/03/2010	10,49372	15/05/2010	24,40193	03/04/2011	16,53245	23/05/2011	21,3689
27/03/2010	15,17169	16/05/2010	33,12283	04/04/2011	4,586154	24/05/2011	18,51403
28/03/2010	6,532756	17/05/2010	26,74528	05/04/2011	10,88392	25/05/2011	25,36484
29/03/2010	9,874004	18/05/2010	29,74442	06/04/2011	12,6939	26/05/2011	22,31761
30/03/2010	20,61037	19/05/2010	24,44127	07/04/2011	20,79399	27/05/2011	16,0264
31/03/2010	32,04187	20/05/2010	27,70711	08/04/2011	15,9805	28/05/2011	25,62497
01/04/2010	13,29722	21/05/2010	27,49288	09/04/2011	8,6597	29/05/2011	30,22424
02/04/2010	13,706	22/05/2010	22,31105	10/04/2011	10,18004	30/05/2011	33,63107
03/04/2010	9,677267	23/05/2010	27,59344	11/04/2011	13,17481	31/05/2011	27,12017
04/04/2010	14,30386	24/05/2010	36,55917	12/04/2011	2,469047	01/03/2012	35,17873
05/04/2010	19,93381	25/05/2010	39,97037	13/04/2011	1,355298	02/03/2012	26,92344
06/04/2010	16,41878	26/05/2010	18,08449	14/04/2011	6,263882	03/03/2012	18,69656
07/04/2010	4,669221	27/05/2010	19,9666	15/04/2011	3,971898	04/03/2012	21,95583
08/04/2010	3,325946	28/05/2010	27,0699	16/04/2011	7,101107	05/03/2012	17,27131
09/04/2010	1,452574	29/05/2010	29,90946	17/04/2011	16,55978	06/03/2012	21,17763
10/04/2010	9,676174	30/05/2010	27,12782	18/04/2011	11,9922	07/03/2012	25,80969
11/04/2010	22,381	31/05/2010	4,24733	19/04/2011	8,788672	08/03/2012	34,95358
12/04/2010	12,28949	01/03/2011	3,765325	20/04/2011	4,749009	09/03/2012	7,431188
13/04/2010	13,34313	02/03/2011	3,992665	21/04/2011	6,901091	10/03/2012	8,869553
14/04/2010	23,71991	03/03/2011	12,93982	22/04/2011	3,539077	11/03/2012	13,47975
15/04/2010	26,02173	04/03/2011	8,715442	23/04/2011	4,229842	12/03/2012	24,59211
16/04/2010	5,506446	05/03/2011	8,955898	24/04/2011	1,124679	13/03/2012	16,30293
17/04/2010	14,47765	06/03/2011	16,06575	25/04/2011	1,323602	14/03/2012	16,51387
18/04/2010	13,46445	07/03/2011	21,88916	26/04/2011	2,880009	15/03/2012	25,81734
19/04/2010	13,4251	08/03/2011	7,058481	27/04/2011	2,977284	16/03/2012	36,38648

17/03/2012	37,15703	06/05/2012	39,36158	25/03/2013	10,36803	14/05/2013	10,64674
18/03/2012	19,48023	07/05/2012	48,10325	26/03/2013	13,34422	15/05/2013	16,5412
19/03/2012	15,00009	08/05/2012	49,40827	27/03/2013	5,038649	16/05/2013	21,40715
20/03/2012	15,08425	09/05/2012	32,55885	28/03/2013	17,17185	17/05/2013	19,30972
21/03/2012	20,00376	10/05/2012	19,35781	29/03/2013	22,67611	18/05/2013	9,172309
22/03/2012	26,49827	11/05/2012	30,8538	30/03/2013	29,91712	19/05/2013	2,373958
23/03/2012	24,89268	12/05/2012	36,81165	31/03/2013	18,24953	20/05/2013	6,556802
24/03/2012	13,34969	13/05/2012	38,70688	01/04/2013	21,51099	21/05/2013	6,775398
25/03/2012	27,52786	14/05/2012	31,95006	02/04/2013	19,39825	22/05/2013	12,29277
26/03/2012	23,68602	15/05/2012	34,79182	03/04/2013	12,78243	23/05/2013	17,09425
27/03/2012	13,33548	16/05/2012	29,18919	04/04/2013	4,38286	24/05/2013	24,55494
28/03/2012	7,87166	17/05/2012	21,42355	05/04/2013	5,205875	25/05/2013	24,20628
29/03/2012	29,97067	18/05/2012	34,75138	06/04/2013	13,01196	26/05/2013	32,51732
30/03/2012	32,96326	19/05/2012	32,9097	07/04/2013	11,39762	27/05/2013	25,64355
31/03/2012	14,07434	20/05/2012	45,73913	08/04/2013	5,96987	28/05/2013	26,6644
01/04/2012	19,86496	21/05/2012	37,18217	09/04/2013	9,326419	29/05/2013	31,15656
02/04/2012	26,29606	22/05/2012	34,04859	10/04/2013	16,4472	30/05/2013	27,60109
03/04/2012	31,46369	23/05/2012	13,22072	11/04/2013	28,41317	31/05/2013	29,98488
04/04/2012	34,37758	24/05/2012	26,81414	12/04/2013	34,02236	01/03/2014	20,60272
05/04/2012	35,99301	25/05/2012	25,28396	13/04/2013	30,28764	02/03/2014	17,37624
06/04/2012	38,95717	26/05/2012	27,80985	14/04/2013	12,43486	03/03/2014	25,51895
07/04/2012	25,5124	27/05/2012	37,40514	15/04/2013	5,164342	04/03/2014	27,79673
08/04/2012	32,09543	28/05/2012	34,42239	16/04/2013	7,529556	05/03/2014	29,21324
09/04/2012	25,02602	29/05/2012	32,79275	17/04/2013	7,983144	06/03/2014	19,97863
10/04/2012	30,81773	30/05/2012	25,0446	18/04/2013	5,594977	07/03/2014	11,34734
11/04/2012	34,48688	31/05/2012	24,81945	19/04/2013	10,06855	08/03/2014	20,64097
12/04/2012	25,72444	01/03/2013	37,83031	20/04/2013	4,062616	09/03/2014	17,86698
13/04/2012	33,85622	02/03/2013	47,7841	21/04/2013	7,815918	10/03/2014	9,455391
14/04/2012	32,42442	03/03/2013	46,90425	22/04/2013	11,98237	11/03/2014	20,41473
15/04/2012	9,793123	04/03/2013	33,7196	23/04/2013	2,701853	12/03/2014	11,85667
16/04/2012	6,243116	05/03/2013	41,20107	24/04/2013	7,874939	13/03/2014	15,00009
17/04/2012	5,582954	06/03/2013	46,89441	25/04/2013	23,6434	14/03/2014	14,16942
18/04/2012	7,932867	07/03/2013	41,06007	26/04/2013	25,70367	15/03/2014	27,21089
19/04/2012	12,14741	08/03/2013	34,75028	27/04/2013	18,16209	16/03/2014	13,3628
20/04/2012	9,977837	09/03/2013	32,00471	28/04/2013	2,701853	17/03/2014	23,79095
21/04/2012	5,576396	10/03/2013	32,1785	29/04/2013	18,5971	18/03/2014	9,584363
22/04/2012	16,4625	11/03/2013	40,72999	30/04/2013	10,60739	19/03/2014	24,40739
23/04/2012	27,95303	12/03/2013	34,05405	01/05/2013	18,65721	20/03/2014	37,05429
24/04/2012	27,90275	13/03/2013	28,82741	02/05/2013	22,41051	21/03/2014	21,83123
25/04/2012	29,17607	14/03/2013	38,04016	03/05/2013	29,11815	22/03/2014	21,852
26/04/2012	30,62209	15/03/2013	36,66956	04/05/2013	21,97223	23/03/2014	22,24329
27/04/2012	34,55573	16/03/2013	32,40584	05/05/2013	11,57578	24/03/2014	23,63356
28/04/2012	35,58642	17/03/2013	28,60335	06/05/2013	22,77994	25/03/2014	27,3191
29/04/2012	22,71655	18/03/2013	28,61756	07/05/2013	8,987595	26/03/2014	15,12032
30/04/2012	27,41309	19/03/2013	25,84466	08/05/2013	12,72997	27/03/2014	10,89376
01/05/2012	29,57501	20/03/2013	20,19504	09/05/2013	18,07684	28/03/2014	7,989702
02/05/2012	38,93422	21/03/2013	36,88706	10/05/2013	22,72748	29/03/2014	13,64261
03/05/2012	46,98513	22/03/2013	26,52231	11/05/2013	27,86887	30/03/2014	4,896561
04/05/2012	50,82041	23/03/2013	14,38693	12/05/2013	19,8114	31/03/2014	14,4066
05/05/2012	31,18498	24/03/2013	9,130775	13/05/2013	27,24368	01/04/2014	11,84246

02/04/2014	6,017961	22/05/2014	18,07137	10/04/2015	1,905033	30/05/2015	25,67275
03/04/2014	5,227735	23/05/2014	23,27506	11/04/2015	5,397767	31/05/2015	33,39023
04/04/2014	4,351163	24/05/2014	23,74176	12/04/2015	3,908192	01/03/2016	27,11382
05/04/2014	6,549151	25/05/2014	14,01422	13/04/2015	4,294363	02/03/2016	25,91715
06/04/2014	11,80093	26/05/2014	12,17801	14/04/2015	8,480901	03/03/2016	23,13398
07/04/2014	10,05544	27/05/2014	16,86472	15/04/2015	18,8225	04/03/2016	23,77528
08/04/2014	7,774384	28/05/2014	15,58593	16/04/2015	20,90128	05/03/2016	25,85136
09/04/2014	2,984935	29/05/2014	16,89969	17/04/2015	9,587698	06/03/2016	22,40224
10/04/2014	3,762046	30/05/2014	26,67861	18/04/2015	13,59071	07/03/2016	24,93462
11/04/2014	8,642212	31/05/2014	22,75808	19/04/2015	5,720274	08/03/2016	16,43442
12/04/2014	10,69265	01/03/2015	4,038054	20/04/2015	6,980551	09/03/2016	12,45132
13/04/2014	18,56103	02/03/2015	5,970302	21/04/2015	4,353587	10/03/2016	18,28106
14/04/2014	11,51894	03/03/2015	21,21691	22/04/2015	9,026705	11/03/2016	7,782373
15/04/2014	12,6316	04/03/2015	10,83908	23/04/2015	3,197349	12/03/2016	15,10459
16/04/2014	10,48717	05/03/2015	4,720708	24/04/2015	10,08644	13/03/2016	17,19979
17/04/2014	15,27006	06/03/2015	2,339735	25/04/2015	16,95398	14/03/2016	8,49086
18/04/2014	12,96605	07/03/2015	10,07321	26/04/2015	23,9772	15/03/2016	13,54952
19/04/2014	21,11861	08/03/2015	5,081073	27/04/2015	24,1	16/03/2016	19,56839
20/04/2014	19,26382	09/03/2015	5,827418	28/04/2015	16,01873	17/03/2016	18,57354
21/04/2014	17,34782	10/03/2015	13,14931	29/04/2015	25,39535	18/03/2016	22,3582
22/04/2014	22,34384	11/03/2015	28,20332	30/04/2015	20,62456	19/03/2016	19,51626
23/04/2014	12,08074	12/03/2015	23,06954	01/05/2015	19,79479	20/03/2016	20,06529
24/04/2014	29,92477	13/03/2015	31,96319	02/05/2015	25,81278	21/03/2016	13,77544
25/04/2014	17,59483	14/03/2015	35,47159	03/05/2015	21,94124	22/03/2016	9,37368
26/04/2014	9,598572	15/03/2015	30,25323	04/05/2015	16,79295	23/03/2016	17,57551
27/04/2014	7,801709	16/03/2015	19,12124	05/05/2015	11,09955	24/03/2016	12,47704
28/04/2014	1,005544	17/03/2015	46,94589	06/05/2015	12,16297	25/03/2016	20,30402
29/04/2014	7,36233	18/03/2015	32,40971	07/05/2015	18,4838	26/03/2016	17,23522
30/04/2014	26,33213	19/03/2015	19,99456	08/05/2015	12,69056	27/03/2016	15,3734
01/05/2014	16,77947	20/03/2015	10,36117	09/05/2015	20,64228	28/03/2016	28,14472
02/05/2014	13,84809	21/03/2015	1,757281	10/05/2015	33,50395	29/03/2016	5,297731
03/05/2014	16,26358	22/03/2015	1,385203	11/05/2015	26,26138	30/03/2016	4,729572
04/05/2014	16,06466	23/03/2015	9,933159	12/05/2015	20,41706	31/03/2016	8,979132
05/05/2014	17,74566	24/03/2015	12,5867	13/05/2015	23,893	01/04/2016	6,156983
06/05/2014	23,72865	25/03/2015	4,328511	14/05/2015	30,65217	02/04/2016	0,489153
07/05/2014	19,61466	26/03/2015	3,482386	15/05/2015	27,21005	03/04/2016	1,028126
08/05/2014	21,14593	27/03/2015	8,109586	16/05/2015	17,82809	04/04/2016	3,331743
09/05/2014	11,92772	28/03/2015	10,73374	17/05/2015	23,26989	05/04/2016	12,94835
10/05/2014	2,130223	29/03/2015	7,798634	18/05/2015	25,92615	06/04/2016	6,250776
11/05/2014	4,511832	30/03/2015	1,709162	19/05/2015	19,25482	07/04/2016	2,64594
12/05/2014	3,060351	31/03/2015	1,41265	20/05/2015	20,2955	08/04/2016	7,914091
13/05/2014	1,156375	01/04/2015	1,370543	21/05/2015	28,60992	09/04/2016	12,40177
14/05/2014	3,395896	02/04/2015	0,081019	22/05/2015	24,5914	10/04/2016	22,26012
15/05/2014	18,0823	03/04/2015	3,726007	23/05/2015	17,35512	11/04/2016	10,1943
16/05/2014	10,5604	04/04/2015	0,148223	24/05/2015	25,41726	12/04/2016	27,06972
17/05/2014	6,228907	05/04/2015	5,362253	25/05/2015	22,74889	13/04/2016	19,61244
18/05/2014	7,508789	06/04/2015	1,510945	26/05/2015	16,58149	14/04/2016	21,47894
19/05/2014	1,673356	07/04/2015	5,43338	27/05/2015	20,93101	15/04/2016	18,7141
20/05/2014	4,543528	08/04/2015	5,361942	28/05/2015	24,08592	16/04/2016	21,63325
21/05/2014	5,080182	09/04/2015	5,167719	29/05/2015	21,3157	17/04/2016	30,74271

18/04/2016	32,26908						
19/04/2016	36,13768						
20/04/2016	31,08364						
21/04/2016	26,08469						
22/04/2016	13,9982						
23/04/2016	30,22649						
24/04/2016	31,5145						
25/04/2016	28,69614						
26/04/2016	17,10114						
27/04/2016	21,29037						
28/04/2016	40,2063						
29/04/2016	27,39894						
30/04/2016	5,915409						
01/05/2016	27,00344						
02/05/2016	5,784321						
03/05/2016	9,765636						
04/05/2016	19,9153						
05/05/2016	16,64697						
06/05/2016	10,91977						
07/05/2016	14,85464						
08/05/2016	24,4847						
09/05/2016	19,87288						
10/05/2016	14,08164						
11/05/2016	14,08238						
12/05/2016	17,99352						
13/05/2016	20,30968						
14/05/2016	13,93909						
15/05/2016	20,31374						
16/05/2016	22,91667						
17/05/2016	22,2828						
18/05/2016	25,73785						
19/05/2016	30,73254						
20/05/2016	32,32759						
21/05/2016	21,82952						
22/05/2016	29,86687						
23/05/2016	24,98262						
24/05/2016	15,56017						
25/05/2016	27,36928						
26/05/2016	24,20213						
27/05/2016	22,16504						
28/05/2016	10,23508						
29/05/2016	22,80201						
30/05/2016	20,61856						
31/05/2016	18,88831						
31/05/2016	18,88831						

**DADOS DE PRECIPITAÇÃO EM MM DE CHUVA (DE 01/03/2010 A  
30/06/2015)**

**Obs.: Dados dispostos com ordenação por coluna.**

01/03/2010	0,00	20/04/2010	47,40	09/03/2011	96,40	28/04/2011	16,90
02/03/2010	0,00	21/04/2010	0,70	10/03/2011	39,80	29/04/2011	10,50
03/03/2010	0,00	22/04/2010	16,00	11/03/2011	77,00	30/04/2011	56,80
04/03/2010	0,00	23/04/2010	46,30	12/03/2011	69,40	01/05/2011	8,60
05/03/2010	0,00	24/04/2010	0,00	13/03/2011	31,20	02/05/2011	102,00
06/03/2010	0,00	25/04/2010	0,00	14/03/2011	42,30	03/05/2011	14,30
07/03/2010	0,00	26/04/2010	0,00	15/03/2011	0,00	04/05/2011	54,20
08/03/2010	0,00	27/04/2010	0,00	16/03/2011	3,60	05/05/2011	64,40
09/03/2010	0,00	28/04/2010	0,00	17/03/2011	0,00	06/05/2011	34,50
10/03/2010	0,00	29/04/2010	11,00	18/03/2011	11,30	07/05/2011	8,20
11/03/2010	0,00	30/04/2010	11,00	19/03/2011	20,00	08/05/2011	0,00
12/03/2010	2,80	01/05/2010	51,90	20/03/2011	59,00	09/05/2011	15,60
13/03/2010	27,20	02/05/2010	0,00	21/03/2011	40,00	10/05/2011	18,40
14/03/2010	13,80	03/05/2010	40,40	22/03/2011	34,20	11/05/2011	110,00
15/03/2010	3,30	04/05/2010	10,40	23/03/2011	9,00	12/05/2011	3,60
16/03/2010	0,00	05/05/2010	62,00	24/03/2011	3,00	13/05/2011	0,00
17/03/2010	0,00	06/05/2010	4,60	25/03/2011	80,00	14/05/2011	0,00
18/03/2010	0,00	07/05/2010	5,10	26/03/2011	0,00	15/05/2011	50,80
19/03/2010	41,20	08/05/2010	0,00	27/03/2011	9,20	16/05/2011	22,40
20/03/2010	21,40	09/05/2010	0,00	28/03/2011	27,30	17/05/2011	5,50
21/03/2010	89,40	10/05/2010	0,00	29/03/2011	42,40	18/05/2011	0,00
22/03/2010	54,20	11/05/2010	0,00	30/03/2011	31,80	19/05/2011	3,00
23/03/2010	42,50	12/05/2010	0,00	31/03/2011	9,40	20/05/2011	27,30
24/03/2010	37,60	13/05/2010	29,20	01/04/2011	11,20	21/05/2011	9,20
25/03/2010	30,20	14/05/2010	19,00	02/04/2011	56,60	22/05/2011	0,00
26/03/2010	99,40	15/05/2010	0,00	03/04/2011	26,60	23/05/2011	0,60
27/03/2010	0,80	16/05/2010	3,00	04/04/2011	33,80	24/05/2011	3,80
28/03/2010	18,10	17/05/2010	0,00	05/04/2011	29,20	25/05/2011	26,10
29/03/2010	5,00	18/05/2010	0,00	06/04/2011	64,50	26/05/2011	0,60
30/03/2010	23,60	19/05/2010	9,00	07/04/2011	0,00	27/05/2011	0,00
31/03/2010	17,20	20/05/2010	0,00	08/04/2011	45,10	28/05/2011	12,20
01/04/2010	24,60	21/05/2010	18,80	09/04/2011	75,00	29/05/2011	0,00
02/04/2010	32,00	22/05/2010	53,00	10/04/2011	94,40	30/05/2011	30,20
03/04/2010	60,00	23/05/2010	0,60	11/04/2011	58,30	31/05/2011	0,00
04/04/2010	108,40	24/05/2010	15,80	12/04/2011	131,60	01/03/2012	0,00
05/04/2010	0,00	25/05/2010	10,80	13/04/2011	0,50	02/03/2012	0,00
06/04/2010	0,00	26/05/2010	5,30	14/04/2011	51,20	03/03/2012	0,40
07/04/2010	0,40	27/05/2010	23,40	15/04/2011	41,20	04/03/2012	0,20
08/04/2010	7,00	28/05/2010	17,20	16/04/2011	54,90	05/03/2012	2,80
09/04/2010	10,40	29/05/2010	6,00	17/04/2011	12,50	06/03/2012	5,20
10/04/2010	57,30	30/05/2010	2,20	18/04/2011	62,40	07/03/2012	4,00
11/04/2010	55,50	31/05/2010	84,20	19/04/2011	28,70	08/03/2012	11,50
12/04/2010	18,20	01/03/2011	22,90	20/04/2011	9,40	09/03/2012	58,00
13/04/2010	95,60	02/03/2011	14,20	21/04/2011	0,00	10/03/2012	173,20
14/04/2010	0,00	03/03/2011	2,40	22/04/2011	19,00	11/03/2012	8,40
15/04/2010	0,30	04/03/2011	4,60	23/04/2011	1,40	12/03/2012	5,60
16/04/2010	12,40	05/03/2011	4,40	24/04/2011	1,50	13/03/2012	56,40
17/04/2010	38,60	06/03/2011	0,00	25/04/2011	35,00	14/03/2012	4,80
18/04/2010	112,40	07/03/2011	35,80	26/04/2011	70,60	15/03/2012	42,00
19/04/2010	14,00	08/03/2011	30,20	27/04/2011	5,60	16/03/2012	10,10



17/03/2012	17,40	06/05/2012	0,20	25/03/2013	23,40	14/05/2013	48,40
18/03/2012	0,40	07/05/2012	0,00	26/03/2013	2,60	15/05/2013	135,80
19/03/2012	0,00	08/05/2012	0,00	27/03/2013	17,00	16/05/2013	1,00
20/03/2012	6,00	09/05/2012	0,00	28/03/2013	34,20	17/05/2013	3,40
21/03/2012	2,10	10/05/2012	0,00	29/03/2013	17,80	18/05/2013	4,60
22/03/2012	59,80	11/05/2012	2,70	30/03/2013	14,20	19/05/2013	137,60
23/03/2012	36,80	12/05/2012	10,80	31/03/2013	1,00	20/05/2013	19,60
24/03/2012	32,40	13/05/2012	4,00	01/04/2013	27,20	21/05/2013	5,40
25/03/2012	26,20	14/05/2012	4,00	02/04/2013	0,40	22/05/2013	37,00
26/03/2012	27,60	15/05/2012	5,70	03/04/2013	8,70	23/05/2013	50,00
27/03/2012	338,50	16/05/2012	3,10	04/04/2013	1,30	24/05/2013	4,30
28/03/2012	118,20	17/05/2012	0,20	05/04/2013	93,20	25/05/2013	7,40
29/03/2012	3,30	18/05/2012	0,20	06/04/2013	30,80	26/05/2013	0,80
30/03/2012	26,00	19/05/2012	10,80	07/04/2013	7,40	27/05/2013	2,40
31/03/2012	0,00	20/05/2012	5,40	08/04/2013	4,70	28/05/2013	0,00
01/04/2012	11,50	21/05/2012	2,60	09/04/2013	20,00	29/05/2013	1,60
02/04/2012	27,80	22/05/2012	0,00	10/04/2013	8,40	30/05/2013	0,00
03/04/2012	33,30	23/05/2012	120,60	11/04/2013	0,80	31/05/2013	0,00
04/04/2012	1,20	24/05/2012	3,40	12/04/2013	0,80	01/03/2014	0,00
05/04/2012	5,50	25/05/2012	0,00	13/04/2013	0,00	02/03/2014	0,00
06/04/2012	1,50	26/05/2012	0,00	14/04/2013	0,00	03/03/2014	0,00
07/04/2012	1,20	27/05/2012	1,00	15/04/2013	0,00	04/03/2014	0,40
08/04/2012	6,60	28/05/2012	2,60	16/04/2013	19,40	05/03/2014	34,20
09/04/2012	9,80	29/05/2012	0,00	17/04/2013	15,40	06/03/2014	1,40
10/04/2012	0,50	30/05/2012	0,00	18/04/2013	14,20	07/03/2014	0,00
11/04/2012	5,10	31/05/2012	0,00	19/04/2013	34,60	08/03/2014	2,80
12/04/2012	0,40	01/03/2013	0,00	20/04/2013	68,50	09/03/2014	1,00
13/04/2012	0,00	02/03/2013	6,00	21/04/2013	10,40	10/03/2014	17,00
14/04/2012	0,00	03/03/2013	0,00	22/04/2013	10,40	11/03/2014	38,20
15/04/2012	23,60	04/03/2013	0,00	23/04/2013	45,20	12/03/2014	8,20
16/04/2012	45,30	05/03/2013	0,00	24/04/2013	18,80	13/03/2014	52,70
17/04/2012	34,80	06/03/2013	0,00	25/04/2013	8,00	14/03/2014	22,60
18/04/2012	36,00	07/03/2013	0,00	26/04/2013	44,20	15/03/2014	0,00
19/04/2012	17,90	08/03/2013	0,00	27/04/2013	5,20	16/03/2014	11,00
20/04/2012	16,60	09/03/2013	0,00	28/04/2013	50,50	17/03/2014	18,40
21/04/2012	29,50	10/03/2013	0,00	29/04/2013	3,60	18/03/2014	25,90
22/04/2012	66,10	11/03/2013	3,80	30/04/2013	11,60	19/03/2014	92,60
23/04/2012	17,20	12/03/2013	0,00	01/05/2013	22,00	20/03/2014	0,00
24/04/2012	14,40	13/03/2013	0,00	02/05/2013	20,40	21/03/2014	2,10
25/04/2012	15,60	14/03/2013	1,40	03/05/2013	0,00	22/03/2014	0,00
26/04/2012	3,50	15/03/2013	0,00	04/05/2013	0,00	23/03/2014	0,00
27/04/2012	16,10	16/03/2013	11,80	05/05/2013	10,00	24/03/2014	0,00
28/04/2012	0,00	17/03/2013	25,20	06/05/2013	11,00	25/03/2014	0,00
29/04/2012	0,00	18/03/2013	16,40	07/05/2013	9,60	26/03/2014	0,00
30/04/2012	0,00	19/03/2013	6,60	08/05/2013	5,50	27/03/2014	0,00
01/05/2012	0,00	20/03/2013	20,50	09/05/2013	9,10	28/03/2014	41,80
02/05/2012	0,00	21/03/2013	5,00	10/05/2013	12,20	29/03/2014	37,80
03/05/2012	0,00	22/03/2013	13,20	11/05/2013	0,00	30/03/2014	18,20
04/05/2012	0,00	23/03/2013	0,60	12/05/2013	0,00	31/03/2014	81,60
05/05/2012	0,00	24/03/2013	23,00	13/05/2013	0,20	01/04/2014	22,30

02/04/2014	61,40	22/05/2014	42,60	10/04/2015	70,20	30/05/2015	0,00
03/04/2014	37,40	23/05/2014	4,10	11/04/2015	33,20	31/05/2015	42,20
04/04/2014	33,80	24/05/2014	1,20	12/04/2015	45,60	01/03/2016	0,00
05/04/2014	50,40	25/05/2014	0,00	13/04/2015	53,60	02/03/2016	0,00
06/04/2014	4,60	26/05/2014	0,00	14/04/2015	126,80	03/03/2016	0,00
07/04/2014	5,80	27/05/2014	0,80	15/04/2015	54,80	04/03/2016	1,60
08/04/2014	72,30	28/05/2014	23,80	16/04/2015	31,60	05/03/2016	0,40
09/04/2014	53,50	29/05/2014	20,70	17/04/2015	3,50	06/03/2016	4,00
10/04/2014	86,30	30/05/2014	0,90	18/04/2015	6,60	07/03/2016	0,00
11/04/2014	0,00	31/05/2014	0,00	19/04/2015	17,40	08/03/2016	0,00
12/04/2014	31,30	01/03/2015	29,60	20/04/2015	17,20	09/03/2016	70,80
13/04/2014	16,80	02/03/2015	42,40	21/04/2015	17,60	10/03/2016	5,60
14/04/2014	13,80	03/03/2015	60,90	22/04/2015	0,00	11/03/2016	3,50
15/04/2014	18,80	04/03/2015	6,10	23/04/2015	58,60	12/03/2016	3,00
16/04/2014	6,40	05/03/2015	0,80	24/04/2015	50,60	13/03/2016	0,00
17/04/2014	52,40	06/03/2015	53,00	25/04/2015	77,60	14/03/2016	136,20
18/04/2014	69,00	07/03/2015	39,40	26/04/2015	3,00	15/03/2016	55,00
19/04/2014	14,50	08/03/2015	85,60	27/04/2015	1,00	16/03/2016	24,20
20/04/2014	2,00	09/03/2015	100,40	28/04/2015	0,00	17/03/2016	40,60
21/04/2014	22,00	10/03/2015	49,20	29/04/2015	22,60	18/03/2016	91,80
22/04/2014	2,40	11/03/2015	50,20	30/04/2015	10,50	19/03/2016	0,00
23/04/2014	27,00	12/03/2015	3,60	01/05/2015	0,00	20/03/2016	1,20
24/04/2014	34,40	13/03/2015	7,20	02/05/2015	14,20	21/03/2016	7,60
25/04/2014	1,00	14/03/2015	0,00	03/05/2015	0,00	22/03/2016	63,20
26/04/2014	30,80	15/03/2015	0,00	04/05/2015	16,40	23/03/2016	2,60
27/04/2014	1,20	16/03/2015	14,60	05/05/2015	0,00	24/03/2016	0,00
28/04/2014	38,80	17/03/2015	1,00	06/05/2015	16,80	25/03/2016	0,40
29/04/2014	44,60	18/03/2015	4,00	07/05/2015	7,80	26/03/2016	1,60
30/04/2014	6,60	19/03/2015	19,60	08/05/2015	3,10	27/03/2016	111,60
01/05/2014	14,00	20/03/2015	4,20	09/05/2015	28,60	28/03/2016	56,60
02/05/2014	2,30	21/03/2015	13,10	10/05/2015	12,20	29/03/2016	4,00
03/05/2014	2,60	22/03/2015	92,90	11/05/2015	11,10	30/03/2016	52,70
04/05/2014	59,20	23/03/2015	133,00	12/05/2015	0,00	31/03/2016	120,40
05/05/2014	23,80	24/03/2015	36,10	13/05/2015	0,00	01/04/2016	85,80
06/05/2014	24,00	25/03/2015	1,00	14/05/2015	10,10	02/04/2016	167,00
07/05/2014	5,00	26/03/2015	65,60	15/05/2015	6,00	03/04/2016	143,40
08/05/2014	11,20	27/03/2015	40,20	16/05/2015	0,80	04/04/2016	16,60
09/05/2014	0,00	28/03/2015	1,00	17/05/2015	21,80	05/04/2016	27,60
10/05/2014	5,20	29/03/2015	9,80	18/05/2015	4,40	06/04/2016	1,30
11/05/2014	37,00	30/03/2015	8,20	19/05/2015	0,00	07/04/2016	125,30
12/05/2014	48,20	31/03/2015	32,70	20/05/2015	0,00	08/04/2016	81,20
13/05/2014	7,00	01/04/2015	30,40	21/05/2015	8,80	09/04/2016	57,40
14/05/2014	4,60	02/04/2015	58,20	22/05/2015	3,50	10/04/2016	51,00
15/05/2014	57,40	03/04/2015	74,80	23/05/2015	21,00	11/04/2016	38,40
16/05/2014	62,20	04/04/2015	87,60	24/05/2015	6,60	12/04/2016	56,20
17/05/2014	2,00	05/04/2015	30,00	25/05/2015	3,00	13/04/2016	0,00
18/05/2014	0,00	06/04/2015	0,00	26/05/2015	3,80	14/04/2016	6,20
19/05/2014	2,00	07/04/2015	48,60	27/05/2015	48,60	15/04/2016	1,40
20/05/2014	0,00	08/04/2015	5,00	28/05/2015	16,00	16/04/2016	26,40
21/05/2014	11,00	09/04/2015	59,60	29/05/2015	0,00	17/04/2016	1,80

18/04/2016	1,10						
19/04/2016	4,20						
20/04/2016	6,00						
21/04/2016	0,00						
22/04/2016	162,00						
23/04/2016	109,40						
24/04/2016	0,00						
25/04/2016	0,00						
26/04/2016	3,20						
27/04/2016	0,00						
28/04/2016	0,00						
29/04/2016	44,00						
30/04/2016	7,00						
01/05/2016	1,40						
02/05/2016	0,00						
03/05/2016	17,90						
04/05/2016	0,00						
05/05/2016	13,00						
06/05/2016	0,00						
07/05/2016	0,60						
08/05/2016	0,00						
09/05/2016	40,60						
10/05/2016	1,90						
11/05/2016	10,00						
12/05/2016	47,80						
13/05/2016	2,90						
14/05/2016	0,40						
15/05/2016	5,20						
16/05/2016	0,00						
17/05/2016	0,00						
18/05/2016	2,50						
19/05/2016	1,50						
20/05/2016	0,00						
21/05/2016	0,00						
22/05/2016	0,00						
23/05/2016	0,00						
24/05/2016	0,60						
25/05/2016	0,00						
26/05/2016	0,00						
27/05/2016	8,70						
28/05/2016	0,00						
29/05/2016	0,00						
30/05/2016	1,90						
31/05/2016	0,70						