



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

FRANCISCO EVANDRO DE MELO

**CARACTERIZAÇÃO E PREVISÃO DE POTENCIAL SOLAR: ESTUDO DE
CASO PARA PARNAÍBA (PI), MARACANAÚ (CE) E PETROLINA (PE).**

FORTALEZA

2016

FRANCISCO EVANDRO DE MELO

CARACTERIZAÇÃO E PREVISÃO DE POTENCIAL SOLAR: ESTUDO DE CASO
PARA PARNAÍBA (PI), MARACANAÚ (CE) E PETROLINA (PE).

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica. Área de concentração: Energias Renováveis.

Orientador: Prof. Dr. Paulo Cesar Marques de Carvalho.

FORTALEZA

2016

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca de Pós-Graduação em Engenharia - BPGE

-
- M485c Melo, Francisco Evandro de.
 Caracterização e previsão de potencial solar: estudo de caso para Parnaíba (PI),
Maracanau (CE) e Petrolina (PE) / Francisco Evandro de Melo. – 2016.
 103 f. : il. color., enc. ; 30 cm.
- Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia,
Departamento de Engenharia Elétrica, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica,
Fortaleza, 2016.
 Área de Concentração: Energias Renováveis.
 Orientação: Prof. Dr. Paulo César Marques de Carvalho.

1. Engenharia elétrica. 2. Radiação solar. 3. Análise de séries temporais. I. Título.

FRANCISCO EVANDRO DE MELO

CARACTERIZAÇÃO E PREVISÃO DE POTENCIAL SOLAR: ESTUDO DE
CASO PARA PARNAÍBA (PI), MARACANAÚ (CE) E PETROLINA (PE)

Dissertação apresentada ao
Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica da Universidade
Federal do Ceará, como requisito à
obtenção do título de Mestre em
Engenharia Elétrica. Área de
Concentração: Sistema de Energia
Elétrica.

Aprovada em: 19/02/2016

BANCA EXAMINADORA


Prof. Paulo César Marques de Carvalho, Dr. (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (DEE-UFC)


Prof. Paulo Alexandre Costa Rocha, Dr.
Universidade Federal do Ceará (UFC)


Prof. Paulo Peixoto Praça, Dr.
Universidade Federal do Ceará (DEE-UFC)


Prof. Sérgio Daher, Dr-Ing.
Universidade Federal do Ceará (DEE-UFC)

A Jeová Deus.

Aos meus pais, José Marcondes de Melo
e Lucia de Fátima Melo, a minha esposa
Grece Mara de Oliveira Melo, ao meu
filho Nicolas Guilherme e a todos os
amigos.

AGRADECIMENTOS

Ao CNPq, pelo projeto “Previsão de potencial eólico visando operação integrada ótima de unidades geradoras de eletricidade: estudo de caso para o Nordeste do Brasil”.

Ao Prof. Dr. Paulo Cesar Marques de Carvalho, pela excelente orientação.

Aos professores participantes da banca examinadora Prof. Dr. Sergio Daher, Prof. Dr. Paulo Peixoto Praça e ao Prof. Dr. Paulo Alexandre Costa Rocha pelo tempo, pelas valiosas colaborações e sugestões.

Aos professores entrevistados, pelo tempo concedido nas entrevistas.

Aos colegas da turma de mestrado, pelas reflexões, críticas e sugestões recebidas.

A todos que de forma direta e indireta contribuíram para este trabalho.

“Em todo o espaço há energia... é (só) uma questão de tempo até que os homens tenham êxito em associar seus mecanismos ao aproveitamento desta energia”.

Nikola Tesla.

RESUMO

O uso do recurso solar como fonte complementar em uma matriz energética requer uma boa estratégia de previsão pois como a variância da irradiação solar causa uma variação na potência elétrica produzida, se faz necessário prever resultados que possibilitem garantir decisões e ações estratégicas que mantenham o recurso solar estável na malha energética. Dentro desta premissa, a presente dissertação apresenta a caracterização e previsão de séries de dados de irradiação solar, registradas nos períodos de agosto de 2012 a julho de 2013, em Parnaíba (PI), maio de 2012 a abril 2013, em Maracanaú (CE) e maio de 2012 a março de 2013, em Petrolina (PE). Estes levantamentos constituem-se como séries temporais e, portanto, para suas previsões, necessitam de métodos estatísticos específicos para o seu tratamento. Como a sazonalidade é uma característica presente em dados de séries temporais de irradiação solar, a caracterização e previsão são feitas utilizando a componente de baixa sazonalidade da irradiação solar, o índice de transparência atmosférica, Kt. O uso desta componente justifica-se pelo fato de propiciar resultados de previsões mais precisos e confiáveis, com baixa interferência das componentes de tendências, presentes nas séries de dados temporais, no processo de previsão. As previsões realizadas neste estudo utilizam o método ARIMA, o método de Alisamento Exponencial na modalidade Simples (AES) e o método de Médias Móveis (MA). Com adaptação gráfica dos dados e do método de previsão entre a estação seca e validação do modelo (calibração) em períodos de 30, 150 e 180 dias, na estação chuvosa, obtêm-se prognósticos de um período experimental de 30 dias para cada localidade. É realizada então a avaliação dos métodos de previsão utilizados, sendo o método ARIMA com previsão de 30 dias e validação do modelo em 30 dias, o que apresenta os menores índices de erro, com valores de Erro Quadrático Médio de Previsão (EQMP) de 0,008 para Parnaíba (PI), 0,015 para Maracanaú (CE) e 0,010 para Petrolina (PE). Através das equações de regressão, transformasse os valores de Kt obtidos com a previsão do método ARIMA, obtêm-se as previsões de 30 dias de médias diárias de irradiação solar de 6,4 kWh/m² para Parnaíba, 5,69 kWh/m² para Maracanaú e 6,54 kWh/m² para Petrolina.

Palavras-chave: Irradiação solar. Caracterização. Previsão.

ABSTRACT

The use of solar resource, as a supplementary source in the country's energy matrix, requires a good forecast strategy that enables decision-making and strategic actions to keep the electrical potential generated in the national energy grid stable. Based on such premise, this dissertation presents the characterization and forecast of data series on solar irradiation registered at three locations in the Northeastern region of Brazil: from August 2012 to July 2013 in Parnaíba (PI), from May 2012 to April 2013 in Maracanaú (CE), and from May 2012 to March 2013 in Petrolina (PE). Those surveys consist of time series and, therefore, they require specific statistical methods for their own treatment and forecast. As seasonality is a characteristic found in time series data of solar irradiation, the characterization and forecast are made by using the low seasonality component of solar radiation: the atmospheric transparency index, known as K_t . The use of this component is justified for providing more accurate and reliable forecast results, with low interference from trend components present in time series data within the forecast process. The forecasts made in this study have used the ARIMA method, the Simple Exponential Smoothing method (SES), and the Moving Average (MA) method. Forecasts are obtained from a 30-day trial period for each location, adapted graphically between the dry season, and validated within periods of 30, 150 and 180 days in the rainy season. Then, the evaluation of the forecast methods used is done, being the ARIMA method a 30-day forecast and in need of validation within 30 days, which shows the lowest error rates, with Root Mean Squared Error for Prediction values (RMSEP) of 0.008 for Parnaíba (PI), 0.015 for Maracanaú (CE), and 0.010 for Petrolina (PE). Also, through the regression equations, by transforming the K_t values obtained with the ARIMA method forecast, one obtains a 30-day forecast of daily solar irradiation with averages of 6.4 kW/m² for Parnaíba, 5.69 kW/m² for Maracanaú, and 6.54 kW/m² for Petrolina.

Keywords: Solar Irradiation. Characterization. Forecast.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Matriz Energética Brasileira para 2013	2
Figura 2 - Irradiação Incidente na Terra.....	6
Figura 3 - Maneiras de aproveitamento da energia solar.	7
Figura 4 - (a) Coletor solar plano; (b) Coletor solar côncavo.	8
Figura 5 - Célula fotovoltaica.....	9
Figura 6 - Células monocristalina, policristalina e amorfa (filme fino).....	10
Figura 7 - Piranômetros.....	11
Figura 8 - Pireliômetros.....	11
Figura 9 - Heliógrafos	12
Figura 10 - Parnaíba (PI).....	13
Figura 11 - Maracanaú (CE).....	14
Figura 12 - Petrolina (PE)	14
Figura 13 - Data logger Symphonie – plus instalado nas torres em estudo	16
Figura 14 - Piranômetro semelhante ao instalado nas torres em estudo.....	17
Figura 15 - Irradiação diária global em Parnaíba	18
Figura 16 - Irradiação diária global em Maracanaú	18
Figura 17 - Irradiação diária global em Petrolina.....	19
Figura 18 - Médias diárias ago/2012 a jul/2013 em Parnaíba.	19
Figura 19 - Médias diárias ago/2012 a jul/2013 em Maracanaú.	20
Figura 20 - Médias diárias mai/2012 a mar/2013 em Petrolina.	20
Figura 21 - Irradiação solar diária global – setembro 2012/Parnaíba.	21
Figura 22 - Período contínuo máximo diário de irradiância global > 300 W/m ² (set-2012 - Parnaíba).	21
Figura 23 - Histograma de Irradiância Solar (set-2012 - Parnaíba)	22
Figura 24 - Irradiação solar diária global – agosto 2012/Maracanaú.....	22
Figura 25 - Período contínuo máximo diário de irradiância global > 300 W/m ² (ago-2012 - Maracanaú).	23
Figura 26 - Histograma de Irradiância Solar (ago-2012 - Maracanaú).	23
Figura 27 - Irradiação Solar global (out - 2012 - Petrolina).....	24
Figura 28 - Período contínuo máximo diário de irradiância global > 300W/m ² (out-2012 - Petrolina).....	24
Figura 29 - Histograma de Irradiância Solar (out-2012 - Petrolina).	25
Figura 30 - Irradiação solar diária global – janeiro 2013/Parnaíba.....	25

Figura 31 - Período contínuo máximo diário de irradiância global > 300 W/m ² (jan-2013 - Parnaíba).	26
Figura 32 - Histograma de Irradiância Solar (jan-2013 - Parnaíba).	26
Figura 33 - Irradiação solar diária global – abril 2013/Maracanaú.	27
Figura 34 - Período contínuo máximo diário de irradiância global > 300 W/m ² (abril-2013 - Maracanaú).	27
Figura 35 - Histograma de Irradiância Solar (abril-2013 - Maracanaú).	28
Figura 36 - Irradiação solar diária global – junho 2012/Petrolina.	28
Figura 37 - Período contínuo máximo diário de irradiância global > 300 W/m ² (junho-2012 - Petrolina).	29
Figura 38 - Histograma de Irradiância Solar (junho-2012 - Petrolina).	29
Figura 39 - Dia característico do mês de set/2012 em Parnaíba.	31
Figura 40 - Dia característico do mês de jan/2013 em Parnaíba.	31
Figura 41 - Dia característico do mês de ago/2012 em Maracanaú.	32
Figura 42 - Dia característico do mês de abril/2013 em Maracanaú.	32
Figura 43 - Dia característico do mês de out/2012 em Petrolina.	33
Figura 44 - Dia característico do mês de jun/2012 em Petrolina.	33
Figura 45 - Histograma com curva normal para Parnaíba (ago-2012 a jul-2013).	34
Figura 46 - Histograma com curva normal para Maracanaú (maio-2012 a abril-2013).	34
Figura 47 - Histograma com curva normal para Petrolina (maio-2012 a março-2013).	35
Figura 48 - Etapas da metodologia ARIMA.	41
Figura 49 - Explicação dos gráficos de previsão do XLSTAT.	46
Figura 50 - Irradiação diária extraterrestre e irradiação diária global do período (ago. 2012 a jul. 2013) em Parnaíba.	48
Figura 51 - Irradiação diária extraterrestre e irradiação diária global do período (mai. 2012 a abr. 2013) Maracanaú.	49
Figura 52 - Irradiação diária extraterrestre e irradiação diária global do período (mai. 2012 a mar. 2013) Petrolina.	49
Figura 53 - Kt para Parnaíba no período (ago -2012 a jul 2013).	50
Figura 54 - Kt para Maracanaú no período (mai. 2012 a abr. 2013).	50
Figura 55 - Kt para Petrolina no período (mai. 2012 a mar. 2013).	51
Figura 56 - Distribuição de frequência de Weibull para Kt em Parnaíba (ago-2012 a jul-2013).	53
Figura 57 - Distribuição de frequência de Weibull para Kt em Maracanaú (maio-2012 a abril-2013).	53

Figura 58 - Distribuição de frequência de Weibull para Kt em Petrolina (maio-2012 a março-2013).....	54
Figura 59 - Regressão para Parnaíba.....	55
Figura 60 - Regressão para Maracanaú.....	56
Figura 61 - Regressão para Petrolina.....	56
Figura 62 - Resíduos da previsão ARIMA (1,0,0) para Kt Parnaíba.....	59
Figura 63 - Resíduos da previsão ARIMA (1,0,0) para Kt Maracanaú.....	59
Figura 64 - Resíduos da previsão ARIMA (1,0,0) para Kt Petrolina.....	60
Figura 65 - Previsão de 30/180 dias no modelo ARIMA para valores de Kt em Parnaíba.....	62
Figura 66 - Previsão de 30/150 dias no modelo ARIMA para valores de Kt em Parnaíba.....	62
Figura 67 - Previsão de 30/30 dias no modelo ARIMA para valores de Kt em Parnaíba.....	63
Figura 68 - Previsão de 30/180 dias no modelo ARIMA para valores de Kt em Maracanaú.....	63
Figura 69 - Previsão de 30/150 dias no modelo ARIMA, para valores de Kt em Maracanaú.....	64
Figura 70 - Previsão de 30/30 dias no modelo ARIMA para valores de Kt em Maracanaú.....	64
Figura 71 - Previsão de 30/180 dias no modelo ARIMA para valores de Kt em Petrolina.....	65
Figura 72 - Previsão de 30/150 dias no modelo ARIMA para valores de Kt em Petrolina.....	65
Figura 73 - Previsão de 30/150 dias no modelo ARIMA para valores de Kt em Petrolina.....	66
Figura 74 - Previsão AES de 30/180 dias para Parnaíba.....	67
Figura 75 - Previsão AES de 30/150 dias para Parnaíba.....	68
Figura 76 - Previsão AES de 30/30 dias para Parnaíba.....	68
Figura 77 - Previsão AES de 30/180 dias para Maracanaú.....	69
Figura 78 - Previsão AES de 30/150 dias para Maracanaú.....	70
Figura 79 - Previsão AES de 30/30 dias para Maracanaú.....	70
Figura 80 - Previsão AES de 30/180 dias para Petrolina.....	71
Figura 81 - Previsão AES de 30/150 dias para Petrolina.....	72
Figura 82 - Previsão AES de 30/30 dias para Petrolina.....	72
Figura 83 - Previsão MA de 30/180 dias para Parnaíba.....	73
Figura 84 - Previsão MA de 30/150 dias para Parnaíba.....	74
Figura 85 - Previsão MA de 30/30 dias para Parnaíba.....	74
Figura 86 - Previsão MA de 30/180 dias para Maracanaú.....	75
Figura 87 - Previsão MA de 30/150 dias para Maracanaú.....	76
Figura 88 - Previsão MA de 30/30 dias para Maracanaú.....	76
Figura 89 - Previsão MA de 30/180 dias para Petrolina.....	77
Figura 90 - Previsão MA de 30/150 dias para Petrolina.....	78
Figura 91 - Previsão MA de 30/30 dias para Petrolina.....	78

Figura 92 - Previsão de 30 dias no modelo ARIMA para valores em kWh/m² em Parnaíba..... 80

Figura 93 - Previsão de 30 dias no modelo ARIMA para valores em kWh/m² em Maracanaú. 80

Figura 94 - Previsão de 30 dias no modelo ARIMA para valores em kWh/m² em Petrolina. 81

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Informações referentes às torres de coletas de dados.....	15
Tabela 2 - Sensores instalados nas torres em estudo.....	17
Tabela 3 - Dados estatísticos referentes à irradiação diária global em Parnaíba, Maracanaú e Petrolina.	30
Tabela 4 - P-valor das distribuições de frequências para as localidades de Parnaíba, Maracanaú e Petrolina.	52
Tabela 5 - Índices da regressão nas três localidades.	55
Tabela 6 - Teste de Dickey-Fuller para as três localidades em análise.	57
Tabela 7 - Parâmetros dos Modelos ARIMA para valores de Kt em Parnaíba, Maracanaú e Petrolina.	58
Tabela 8 - Teste de Durbin-Watson para Parnaíba, Maracanaú e Petrolina.....	59
Tabela 9 - Índices de Estimativas das previsões para Parnaíba, Maracanaú e Petrolina no modelo ARIMA.	61
Tabela 10 - Índices de Estimativas das previsões em AES para Parnaíba.	67
Tabela 11 - Índices de Estimativas das previsões em AES para Maracanaú.	69
Tabela 12 - Índices de Estimativas das previsões em AES para Petrolina.....	71
Tabela 13 - Índices de Estimativas das previsões em MA para Parnaíba.	73
Tabela 14 - Índices de Estimativas das previsões em MA para Maracanaú.....	75
Tabela 15 - Índices de Estimativas das previsões em MA para Petrolina.	77
Tabela 16 - Comparativo dos índices de Estimativas das previsões escolhidas para Parnaíba, Maracanaú e Petrolina	79

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

FV	Fotovoltaica
AEH	Alisamento Exponencial Holt
AELB	Alisamento Exponencial Linear de Brown
AES	Alisamento Exponencial Simples
AIE	Agência Internacional de Energia
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
AR1	<i>Autoregressive 1</i>
ARIMA	<i>Autoregressive integrated moving average</i>
ARMA	<i>Autoregressive moving average models</i>
CE	Ceará
CEMIG	Companhia Energética de Minas Gerais
CNPq	Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico
CO ²	Dióxido de Carbono
CRESESB	Centro de Referência para Energia Solar e Eólica
dn	Número do dia do ano, variando de 1 em 1° de janeiro a 365 em 31° de dezembro
E _o	Fator de correção da excentricidade da órbita terrestre
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
EPIA	<i>European Photovoltaic Industry Association</i>
EQMP	Erro Quadrático Médio de Previsão
FPE	<i>Final Prediction Error Akaike</i>
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

Isc	Constante solar igual a 1.367 Wm^{-2}
Kt	Índice de transparência atmosférica
LPT	Luz para Todos
MA	<i>Moving Average</i>
MAPE	<i>The Mean Absolute Percentage Error</i>
MSE	<i>Mean square error</i>
NRG	Formato de arquivos para gravação
OMM	Organização Mundial de Meteorologia
PE	Pernambuco
PI	Piauí
Pr1	Parâmetro estimador do modelo de previsão 1
Pr2	Parâmetro estimador do modelo de previsão 2
Pr3	Parâmetro estimador do modelo de previsão 3
PRODEEM	Programa de Desenvolvimento Energético de Estados e Municípios
PROINFA	Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia
R ²	Coefficiente de determinação para o modelo regressivo
REN 21	<i>Renewable Energy Policy Network for the 21st Century</i>
REQM	Raiz do Erro Quadrático Médio
SSE	<i>Sum of squared errors</i>
Variância RB	Variância de ruído branco

LISTA DE SÍMBOLOS

\overline{H}	Irradiação diária média mensal sobre uma superfície horizontal
$\overline{H_c}$	Irradiação diária média para céu totalmente claro para um local e mês em questão
a'	Constante empírica
b'	Constante empírica
\overline{S}	Número médio de horas mensais de brilho do Sol
\overline{S}_o	Número médio de horas mensais de brilho do Sol em um mês em questão
\overline{H}_o	Irradiação solar média, sobre uma superfície horizontal, extraterrestre.
ϕ	Latitude do local tendo o Norte como positivo (graus)
δ	Declinação solar (graus)
Γ	Ângulo do dia dado (graus)
ω_s	Ângulo do nascer do Sol (graus)

Sumário

1.	INTRODUÇÃO	1
2.	RECURSO SOLAR	6
2.1	Formas de captação do recurso solar.....	8
2.1.1	<i>Energia Solar Térmica</i>	8
2.1.2	<i>Energia Solar FV</i>	8
2.2	Medição de Irradiação solar	10
2.2.1	<i>Piranômetros</i>	10
2.2.2	<i>Pireliômetros</i>	11
2.2.3	<i>Heliógrafos</i>	12
3.	CARACTERIZAÇÃO DO POTENCIAL SOLAR	13
3.1	Áreas de Estudo	13
3.2	Descrição da base de dados	15
3.3	<i>Data Logger</i> e Sensores Utilizados.....	16
3.4	Resultados das Caracterizações.....	18
3.4.1	<i>Médias mensais</i>	18
3.4.2	<i>Médias diárias do período para as três localidades</i>	19
3.4.3	<i>Maiores valores médios de irradiação global em Parnaíba, Maracanaú e Petrolina</i>	20
3.4.4	<i>Menores valores médios de irradiação global em Parnaíba, Maracanaú e Petrolina</i>	25
3.3.5	<i>Dias característicos</i>	30
3.3.6	<i>Histogramas de irradiação nas três localidades</i>	33
4.	ESTIMATIVA E PREVISÃO DE IRRADIAÇÃO SOLAR	36
4.1	Definições Estatísticas Utilizadas.	36
4.2	Breve Histórico da Estimativa de Irradiação Solar	38
4.3	O Modelo ARMA (ARIMA e SARIMA)	40
4.3.1	<i>A metodologia ARIMA</i>	41
4.3.2	<i>Critério de avaliação de previsão</i>	41
4.4	O modelo de Alisamento exponencial	42
4.4.1	<i>Alisamento Exponencial Simples (AES)</i>	42
4.4.2	<i>Alisamento Exponencial Linear de Brown (AELB)</i>	43
4.4.3	<i>Alisamento Exponencial de Holt (AEH)</i>	44
4.5	O modelo de médias móveis (MA).....	45
4.6	Software de previsão	45
4.6.1	<i>Entendendo os gráficos de previsão do XLSTAT</i>	46
4.7	Índice de transparência atmosférica Kt.....	47
4.8	Distribuições de frequência para valores de Kt	51

4.9	Regressão para os valores de K_t	54
4.10	Estimativas, modelagens e previsões da irradiação solar	56
4.10.1	<i>ARIMA – Identificação</i>	57
4.10.2	<i>ARIMA – Estimativa dos parâmetros</i>	58
4.10.3	<i>ARIMA – Verificação de diagnóstico</i>	58
4.10.4	<i>ARIMA - Previsão</i>	60
4.10.5	<i>Previsão com Alisamento Exponencial</i>	66
4.10.6	<i>Previsão com Médias Móveis (MA)</i>	72
4.10.7	<i>Avaliação das previsões</i>	78
4.10.8	<i>Modelos selecionados transformados de K_t para kWh/m^2</i>	80
5.	CONCLUSÕES	82
	REFERÊNCIAS	87
	APÊNDICE 1 – MÉDIAS DIÁRIAS	91

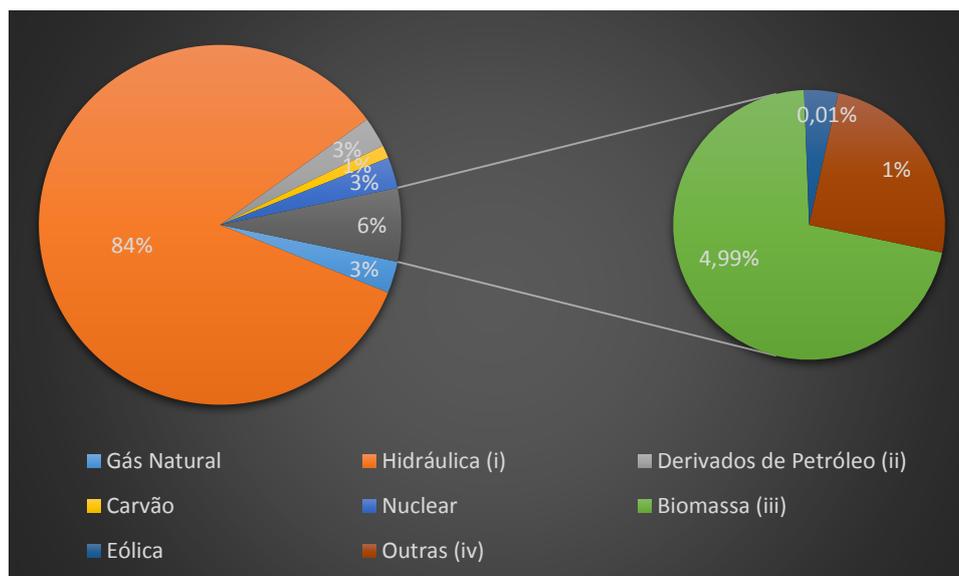
1. INTRODUÇÃO

A escassez de recursos das matrizes elétricas, as crescentes demandas energéticas e a preocupação de preservação ao meio ambiente são motivos que estão impulsionando os países a incrementar em suas matrizes energéticas, fontes alternativas de energia, menos poluentes, renováveis e que produzam pouco impacto ambiental (PEREIRA et al., 2006). Entre estas, estão presentes a eólica, a biomassa, as hidroelétricas, as-geotérmicas, a fotovoltaica entre outras.

Ainda sobre essa tendência, a tecnologia fotovoltaica (FV) ganhou espaço mundial a tal ponto que, nos últimos dez anos, a capacidade instalada de energia solar fotovoltaica aumentou 48 vezes, e apenas no ano de 2014 foram adicionados 44 GW, elevando a capacidade mundial para 177 GW (GREENPEACE, 2015). Um estudo feito pela EPIA (*European Photovoltaic Industry Association*) mostra que, em anos anteriores, as instalações não ultrapassavam os 30 GW. Esta nova cultura de energia poderia suprir parcela significativa da energia global principalmente em países onde a incidência solar é abundante (MARTINAZZO, 2004).

O Brasil, por estar localizado entre os trópicos, tem considerável potencial solar durante todo o ano. O fato de estar muito próximo da linha do equador, o contempla com índices de irradiação solar de pouca variação. Com foco na região Nordeste brasileira, onde predomina o clima semiárido, são alcançados os maiores índices de irradiação do país, com um potencial favorável para o desenvolvimento de sistemas fotovoltaicos. Embora haja certa segurança com a matriz renovável baseada em hidroelétricas, ver figura 1, o país mostra-se com a matriz energética vulnerável às relações climáticas sazonais e, portanto, a complementa com o uso das termelétricas, uma energia não renovável e altamente poluente. Outros fatores, como a crescente dificuldade de aproveitamento hidroelétrico na matriz nacional, o forte ganho de competitividade da energia eólica no Brasil, e a crescente preocupação com as mudanças climáticas, produzem importantes mudanças da interação de como a sociedade interage com a energia e como aumenta seu consumo.

Figura 1 - Matriz Energética Brasileira para 2013



Fonte - EPE– Anuário Estatístico de Energia Elétrica 2013 – Adaptado.

É fato que, no caso brasileiro, a matriz energética se torna cada vez mais limitada por ser inviável implantar novas hidroelétricas sem causar impactos ambientais e mesmo assim sem ter o resultado esperado, ou seja, o abastecimento necessário.

As hidroelétricas brasileiras têm regimes sazonais: elevadas vazões em dezembro – abril (estação chuvosa) e baixos níveis de reservatório em julho – outubro (estação seca). As termelétricas são complementares a este sistema operando na estação seca, onde os reservatórios das hidroelétricas estão em baixa, formando o sistema assim chamado de “hidrotérmico”. O recurso solar, energia limpa e renovável, diferente das termoelétricas, comporta-se de forma complementar aos regimes hídricos sazonais: os mais baixos níveis de irradiação são encontrados durante os meses de chuva devido à maior cobertura de nuvens; assim, plantas solares (FV e térmicas) conectadas à rede podem poupar água dos reservatórios durante os críticos meses secos.

O governo brasileiro está desenvolvendo políticas para diversificar a matriz de geração de eletricidade do país. Uma das estratégias foi o chamado “Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia (PROINFA); um programa governamental visando promover o uso da energia eólica, da biomassa e de pequenas centrais hidroelétricas”. O sucesso foi obtido principalmente no setor eólico: no final de 2002 os parques eólicos brasileiros apresentavam uma potência nominal de 22 MW, com uma fração insignificante de 0,03% da potência total do país. Final de 2015, o setor eólico apresenta uma potência nominal de 7.904 MW e uma participação de 2%, de acordo com

a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL). Porém plantas fotovoltaicas (FV) não foram incluídas no PROINFA.

O primeiro registro do uso de sistemas FV no modo autônomo no Brasil data dos anos 1980. Desde então, o programa mais importante de eletrificação rural no país usando sistemas de energia renováveis foi o chamado “Programa de Desenvolvimento Energético de Estados e Municípios” (PRODEEM), que iniciou operação em 1994. O objetivo deste projeto foi abastecer de eletricidade uma população de cerca de 3,72 milhões de pessoas, vivendo em comunidades rurais e remotas, não conectadas à rede. A atividade foi conduzida por um período de quatro anos (Borges Neto et al., 2010).

Desde 2004 o PRODEEM foi integrado a outro programa de eletrificação governamental, “Luz para Todos” (LPT). Este é um programa maior, que tem dado prioridade para a extensão da rede elétrica para o abastecimento de eletricidade de comunidades rurais, mas em alguns casos específicos a energia elétrica pode ser fornecida por fontes renováveis de energia no modo autônomo.

Em 2011, iniciou-se a operação da maior unidade FV conectada à rede no país, instalada em uma área rural do estado do Ceará, com uma potência nominal de 1 MWp, obtida por 4.680 módulos FV em uma área de cerca de 12.000 m². A mesma está projetada para uma potência final de 50 MWp (PEREIRA, 2014).

Já a resolução 482 da ANEEL, publicada em abril de 2012, fornece as condições gerais para o acesso da micro geração (75 kW) e da mini geração (de 3 MW hidráulica e 5MW outras fontes) à rede de distribuição (ANEEL, 2012). “A 482 considera as fontes hidro, solar, eólica, biomassa ou cogeração como fontes de eletricidade” para alimentar a rede. Com tais iniciativas, um cenário otimista para unidades FV conectadas à rede, e para a matriz elétrica no Brasil, parece finalmente se tornar realidade.

A utilização da energia solar pode contribuir com vários benefícios para o país, pois torna possível o desenvolvimento de regiões mais distantes, onde o custo da eletrificação pela rede convencional é elevado em comparação ao retorno financeiro do investimento, regulando a oferta de energia em períodos de estiagem, diminuindo a dependência do mercado de petróleo e reduzindo as emissões de gases poluentes na atmosfera como estabelece a protocolo de Kyoto. Existe um grande leque de possibilidades a médio e longo prazo para aproveitamento dessa abundante forma de energia renovável, que vai desde pequenos sistemas fotovoltaicos autônomos até as grandes centrais que empregam energia solar (PEREIRA et al., 2006).

O Atlas Solar Brasileiro (2006) afirma que as perspectivas e oportunidades de aproveitamento do potencial econômico, relacionado com a exploração comercial dos recursos energéticos da irradiação solar, dependem basicamente de dois fatores:

- Do desenvolvimento de tecnologia competitiva de conversão e armazenamento dessa energia;
- De informações seguras e da política energética do país.

A maior parte dos possíveis investidores e produtores do setor energético não dispõem de informações nem de conhecimento, com o embasamento científico necessário, sobre as opções em fontes renováveis de energia e, por conta disso, tendem a evitar os riscos econômicos e financeiros associados ao desenvolvimento de projetos nessa área (PEREIRA et al., 2006).

Baseado nestas tratativas é que esta dissertação se sustenta, pois com a caracterização do potencial solar e sua estimativa é possível embasar cientificamente os resultados coletados e atrair a atenção de investidores e apoio governamental para a aplicação dessa fonte de energia.

Este estudo compromete-se, como objetivo geral, caracterizar e prever o recurso solar para três localidades do Nordeste Brasileiro, Parnaíba (PI), Maracanaú (CE) e Petrolina (PE). E como objetivos específicos:

- Descrever o comportamento da irradiação solar em três localidades do Nordeste brasileiro, (Maracanaú (CE), Parnaíba (PI) e Petrolina (PE)), para identificar maiores e menores valores de médias ocorridas e caracterizar a variabilidade do recurso presente.
- Identificar o comportamento do dia característico referente aos meses com maiores e menores valores de médias ocorridas.
- Identificar e caracterizar a componente de baixa sazonalidade da irradiação solar, o Kt.
- Estimar o recurso solar para estes três locais aplicando metodologias de previsão como o ARIMA, AES e MA.

O trabalho está dividido em cinco capítulos, sendo que o primeiro visa introduzir o leitor ao tema do panorama mundial e Nacional quanto ao uso do recurso solar. Já no segundo capítulo, o leitor é apresentado ao recurso solar e suas interações com o meio. Com a abordagem deste recurso são levantados alguns fenômenos físicos envolvidos no processo.

Por sua vez, no terceiro capítulo são apresentadas as técnicas estatísticas utilizadas para a caracterização do potencial solar. É realizado o detalhamento dos métodos de caracterização realizados no estudo.

No quarto capítulo é apresentada a área de estudo, os procedimentos de coletas e descrição da base de dados. Apresenta ainda as técnicas estatísticas utilizadas para a previsão das séries de irradiação solar e o uso dos resultados obtidos.

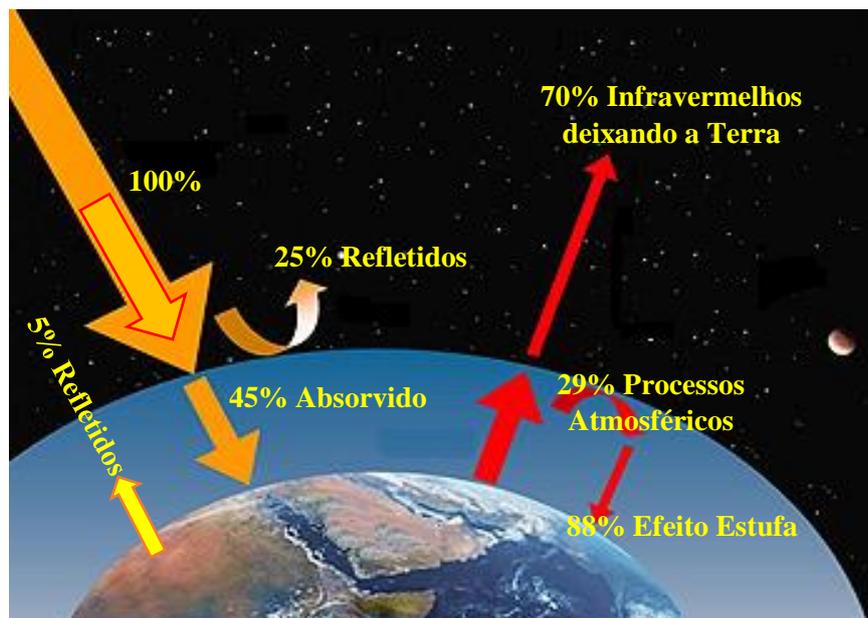
Por fim, o capítulo cinco apresenta a conclusão da pesquisa realizada.

2. RECURSO SOLAR

O Sol é a maior fonte de energia e a mais próxima da Terra, abastecendo-a diariamente. Pode-se dizer também que o mesmo é responsável pela origem de quase todas as outras formas de energia. Ou seja, a energia que provém desta grande fonte, aquece a atmosfera de forma variada, onde alguns pontos são mais aquecidos e outros menos, o que gera a circulação atmosférica e o ciclo das águas, promovendo o uso dos ventos nos parques eólicos, etc. O Sol também forneceu energia para matéria orgânicas, e renováveis (como a biomassa) que após sua deterioração formaram combustíveis fósseis como o petróleo, o carvão e o gás natural (CEMIG, 2012).

A figura 2 apresenta o diagrama da irradiação incidente na Terra. A energia no topo da atmosfera é medida por instrumentos diretamente no satélite e é considerada de valor igual a 1.367 W/m^2 .

Figura 2 - Irradiação Incidente na Terra



Fonte - Atlas Solarimétrico 2006 adaptado.

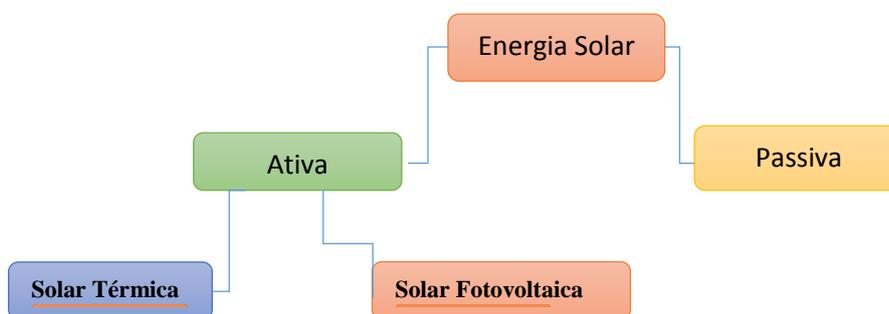
Segundo o Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Paulista (DEE – UNESP), a Terra recebe 174 PW de insolação na zona superior da atmosfera. Dessa insolação, o equivalente a 30% é refletido para o espaço, enquanto o restante é absorvido (UNESP, 2015).

Na superfície do planeta, nos oceanos e na atmosfera a irradiação solar é absorvida, aumentando assim a temperatura do globo terrestre. O ar quente que contém a água evaporada dos oceanos sobe, provocando a circulação e convecção atmosférica. Quando o ar atinge uma altitude elevada, onde a temperatura é baixa, o vapor de água condensa-se, formando nuvens, que provocarão precipitações sobre a superfície da Terra, completando o ciclo da água. O calor latente de condensação de água aumenta a convecção, produzindo fenômenos atmosféricos, como o vento, ciclones e anticiclones. A luz solar absorvida pelos oceanos e as massas de terra mantém a superfície a uma temperatura média de 14 °C. A fotossíntese das plantas verdes converte a energia solar em energia química, que produz alimentos, madeira e biomassa a partir dos quais os combustíveis fósseis são derivados. O total de energia solar absorvida pela atmosfera terrestre, oceanos e as massas de terra é de aproximadamente 3.850.000 EJ (UNESP, 2015).

A energia solar pode ser aproveitada de diversas formas e em diferentes níveis em todo o mundo, dependendo da localização geográfica; quanto mais perto do equador, mais intensidade de energia solar pode ser captada.

O aproveitamento direto desta fonte ocorre de duas maneiras: passiva e ativa, ver figura 3. A energia solar passiva está relacionada ao uso direto, sem tratamento. Por exemplo, dependendo do projeto arquitetônico na construção de edifícios pode-se aumentar consideravelmente o uso de energia natural. A ativa, por sua vez, baseia-se no uso de mecanismos artificiais capazes de transformá-la em outras formas de energia e adequá-la, por exemplo, à matriz energética do país.

Figura 3 - Maneiras de aproveitamento da energia solar.



Fonte - Alternativas Energéticas – Uma visão CEMIG – adaptado.

Baseando-se nestas formas de aproveitamento apresentadas, e em destaque para a solar FV, segundo estudo do Conselho Consultivo Alemão sobre Mudança Global, em 2050, a energia solar fotovoltaica deverá contribuir com cerca de 20% da demanda por eletricidade mundial. Em 2100 esta contribuição deverá ser de 70% (WBGU, 2008).

2.1 Formas de captação do recurso solar

2.1.1 Energia Solar Térmica

Este tipo de energia está relacionado ao aquecimento de líquidos ou gases pela absorção dos raios solares ocasionando seu aquecimento. Geralmente empregada para o aquecimento de água para uso em chuveiros, ou gases para secagem de grãos ou uso em turbinas, esta técnica utiliza um coletor solar que irá captar a energia em um reservatório isolado termicamente onde o líquido ou gás será acondicionado (FARIA, 2015). O coletor pode ser classificado em dois tipos: coletor côncavo, que usa dispositivos para concentrar a radiação solar; ou coletor plano, que são as conhecidas placas solares, ver figura 4.

Figura 4 - (a) Coletor solar plano; (b) Coletor solar côncavo.



Os coletores solares planos são largamente utilizados para aquecimento de água em residências, hospitais, hotéis, devido ao conforto proporcionado e à redução do consumo de energia elétrica (CRESESB, 2015).

2.1.2 Energia Solar FV

A energia solar FV é a energia obtida através da conversão direta da luz em eletricidade (Efeito Fotovoltaico). O efeito fotovoltaico foi descrito por Edmond

Becquerel, em 1839, como a presença de uma diferença de potencial nos extremos de uma estrutura de material semiconductor, produzida pela absorção da luz. A célula fotovoltaica, figura 5, constitui-se como unidade fundamental do processo de conversão.

Figura 5 - Célula fotovoltaica.

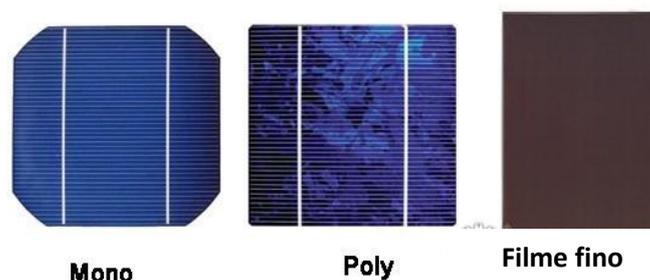


A tecnologia das células FV apoiou-se na busca de fontes de energia para sistemas de abastecimento elétricos instalados em localidades remotas. Outro agente impulsionador da tecnologia fotovoltaica foi a “corrida espacial” (FARIAS et al., 2010).

A crise energética de 1973 incitou também as aplicações terrestres das células fotovoltaicas. A necessidade de torná-las economicamente viáveis induziu a uma redução em até 100 vezes o custo de produção das células solares em relação às usadas em explorações espaciais.

Em 1993, a produção de células fotovoltaicas atingiu a marca de 60 MWp, e o Silício era quase absoluto entre os materiais utilizados, já em 2015 esta marca subiu para 7,8 mil MW já instalados. O Silício, abundante no globo terrestre, tem sido explorado sob diversas formas: monocristalino, policristalino e amorfo, figura 6. No entanto, a busca de materiais alternativos é intensa e concentra-se na área de filmes finos, onde o silício amorfo se enquadra. Células de filmes finos, além de utilizarem menor quantidade de material do que as que apresentam estruturas cristalinas, requerem uma menor quantidade de energia no seu processo de fabricação. Ou seja, possuem uma maior eficiência energética (PINHO et al., 2014).

Figura 6 - Células monocristalina, policristalina e amorfa (filme fino)



2.2 Medição de Irradiação solar

A medição da irradiação solar constitui-se como um dos fatores mais importantes na caracterização e estimativa deste recurso, pois permite viabilizar instalações de sistemas térmicos e fotovoltaicos em uma determinada região, garantindo o máximo aproveitamento ao longo do ano, onde as variações da intensidade da irradiação solar sofrem significativas alterações.

Segundo as normas da OMM (Organização Mundial de Meteorologia) são determinados limites de precisão para quatro tipos de instrumentos: de referência ou padrão, instrumentos de primeira, segunda e terceira classe. As medições de irradiação são: irradiação global e difusa no plano horizontal e irradiação direta normal (CRESESB, 2008).

Os principais instrumentos de medição para irradiação solar são:

2.2.1 Piranômetros

Os piranômetros são instrumentos que medem a irradiação global e difusa e caracterizam-se pelo uso de uma termopilha que mede a diferença de temperatura entre duas superfícies, uma pintada de preto e outra pintada de branco igualmente iluminada, ver figura 7. A expansão sofrida pelas superfícies provoca uma diferença de potencial que, ao ser medida, mostra o valor instantâneo da energia solar.

Alguns modelos de piranômetros utilizam uma célula fotovoltaica de silício monocristalino para coletar medidas solarimétricas. Estes piranômetros são largamente utilizados, pois apresentam custos bem menores do que os equipamentos tradicionais. Pelas características da célula fotovoltaica, este aparelho apresenta limitações quando

apresentam sensibilidade em apenas 60% da irradiação solar incidente (CRESESB, 2008).

Figura 7 - Piranômetro



2.2.2 *Pireliômetros*

Mede a irradiação direta e caracteriza-se por uma pequena abertura de forma a “visualizar” apenas o disco solar e a região vizinha denominada circunsolar. O instrumento segue o movimento solar onde é constantemente ajustado para focalizar melhor a região do sensor, ver figura 8. A maioria são autocalibráveis apresentando precisão na faixa de 0,5% em suas medições.

Figura 8 - Pireliômetro



2.2.3 *Heliógrafos*

Instrumento que registra a duração do brilho solar, figura 9. A irradiação solar é focalizada por uma esfera de cristal de 10 cm de diâmetro sobre uma fita que, pela ação da irradiação é enegrecida, carbonizada.

Figura 9 - Heliógrafo



3. CARACTERIZAÇÃO DO POTENCIAL SOLAR

3.1 Áreas de Estudo

O estudo foi realizado com dados obtidos de três localidades do Nordeste brasileiro - Parnaíba (PI), Maracanaú (CE) e Petrolina (PE). A escolha destas localidades se dá pelo fato das mesmas possuírem torres de coletas de dados pertencentes ao projeto do CNPq “Previsão de potencial eólico visando operação integrada ótima de unidades geradoras de eletricidade: estudo de caso para o Nordeste do Brasil”, o qual financia o estudo apresentado.

Parnaíba, figura 10, também conhecida por “Princesa do Igaracu” e “Capital do Delta”, localizada na bacia hidrográfica do Rio Parnaíba, é cortada por este, que se divide em vários braços formando o famoso Delta do Parnaíba. Localizada em terrenos do cenozoico quaternário, possui altitude de cerca de 5 metros nas regiões do centro urbano que é afastado do litoral. Situada em planície litorânea e com topografia regular, apresenta vegetação de igarapés e mangues nas margens dos rios, e de caatinga, litorânea e da mata dos cocais no restante do território. Parnaíba é a segunda maior cidade do estado de Piauí com mais de 150 mil habitantes (CARNEIRO, 2014).

Figura 10 - Parnaíba (PI)



Maracanaú, figura 11, é um município da Região Metropolitana de Fortaleza, capital do estado do Ceará, no Brasil. Localizada a 18 km de Fortaleza é considerada o maior centro industrial do estado. O clima da região é tropical quente semiárido, a

vegetação no município possui vestígios de mata atlântica, caatinga e de carnaubeiras. Possui uma reserva ambiental, a Fazenda Raposa, onde está localizada a torre 1 de medições de dados utilizados nessa pesquisa; uma reserva com cerca de 11 hectares, na qual encontram-se dezessete das 24 espécies de carnaúbas existentes no mundo (CARNEIRO, 2014 apud IBGE, 2013).

Figura 11 - Maracanaú (CE)



Petrolina, figura 12, é um município brasileiro do estado de Pernambuco, também conhecida por “Califórnia Sertaneja” ou “Capital do São Francisco”. Em conjunto com o município baiano de Juazeiro, forma o maior aglomerado urbano do semiárido. Tem a segunda maior população e o maior PIB do interior de Pernambuco. Localizada a 730 km da capital pernambucana, Recife, Petrolina possui a sexta maior economia do estado. O município de Petrolina está localizado na mesorregião do São Francisco, e na Microrregião de Petrolina no Estado de Pernambuco. Ocupa uma área municipal de 4737,1 km² e representa 4,81% do Estado de Pernambuco. O clima nesta área apresenta-se como tropical semiárido (CARNEIRO, 2014).

Figura 12 - Petrolina (PE)



3.2 Descrição da base de dados

Com o objetivo de caracterizar e prever o potencial solar foi realizado um levantamento do potencial FV em três municípios de três diferentes estados do Nordeste Brasileiro, com a instalação de três estações anemométricas e a realização de medições de irradiação solar.

Os dados foram obtidos por meio de três estações anemométricas financiadas pelo Projeto “Previsão de potencial eólico visando operação integrada ótima de unidades geradoras de eletricidade: estudo de caso para o Nordeste do Brasil”, financiado pelo CNPq. Uma vez obtidos os dados no formato NRG, os mesmos foram convertidos e analisados em uma planilha eletrônica com o objetivo de descrever o comportamento estocástico das séries e identificar padrões e sazonalidades. Os dados compreendem os períodos de agosto de 2012 até julho de 2013 (Parnaíba), maio de 2012 até abril de 2013 (Maracanaú) e maio de 2012 até março de 2013 (Petrolina). Essas estações estão numeradas de 0001, 0002 e 0003, cujas características estão representadas na tabela 1.

Tabela 1 - Informações referentes às torres de coletas de dados.

Número	Localização/Estação	Período Analisado	Altura das Torres	Altura dos Piranômetros
001	Maracanaú/Fazenda Raposa – Universidade Federal do Ceará	Maio (2012) a abril (2013)	80 m	14 m
002	Petrolina/Instituto Federal do Sertão Pernambucano	Maio (2012) a março (2013)		
003	Parnaíba/Instituto Federal de Parnaíba	Agosto (2012) a julho (2013)		
Especificações Técnicas				
MATERIAL DE CONSTRUÇÃO			Aço Carbono	
TRATAMENTO SUPERFICIAL			Galvanização	
SEÇÃO TRANSVERSAL			Triangular – 250mm	
TIPO DE SUSTENTAÇÃO			Estais de 3 pontos	
QUANTIDADE DE MÓDULOS			(13 x 6m) (1x2m)	
TRELIÇAS POR MÓDULOS			15x400mm	

Fonte - (Carneiro, 2014) – Adaptado

3.3 Data Logger e Sensores Utilizados

As estações anemométricas foram instrumentadas com conjuntos de medições, constituídos de três anemômetros, do modelo NRG 40c, instalados, a 78, 50 e 20 m de altura, o Equipamento NRG 500P para medição de direção do vento, instalado a 78 m, um sensor de temperatura, da marca NRG 110S e um Piranômetro da marca NRG LI – 200SA, instalado a 14m de altura (CARNEIRO, 2014).

Um sistema de aquisição *data logger* NRG Symphonie-plus, com faixa de medição entre 0 e 96 m/s, que permite o armazenamento de dados, para intervalos de 10 min (obtidos por meio de médias aritméticas a partir de dados processados a cada 2 s).

O *data logger* utilizado na campanha de medição possui uma taxa de amostragem de 0,5 Hz (sinais instantâneos a cada 2 segundos) e foi programado para realizar registros num intervalo de integração de 10 minutos. Neste aparelho foi conectado um *ipack* fabricado pela NRG que realiza a transmissão dos dados diariamente via GPRS. O *data logger* é alimentado por bateria, e o *ipack* é alimentado por um painel solar conectado em seu sistema, que mantém o equipamento carregado (CARNEIRO, 2014). O aparelho é mostrado na figura 13.

Figura 13 - *Data logger Symphonie – plus* instalado nas torres em estudo



Fonte - (Carneiro, 2014)

Os parâmetros, registrados diretamente pelo *data logger*, são armazenados em cartões de memória do tipo MMC (*Multi Media Card*), com capacidade de 32 M, o que garante uma autonomia de mais de 1 ano de dados gravados. Embora o *data logger*

permita a aplicação direta dos parâmetros de calibração, montagem e correção no sinal dos sensores instalados, estes são aplicados às séries temporais de dados de vento durante a etapa de leitura e pré-processamento das memórias de massa. Sendo assim, configurados para aplicar os parâmetros padrões de cada tipo de sensor.

As principais especificações do *data logger* são: a) taxa de amostragem de 0,5 Hz; b) Alimentação com 2 pilhas D de 1,5V e /ou externa 12 V; c) Intervalo de Integração de 10 minutos; e d) Autonomia de 664 dias com 1card 32 MB. Os sensores utilizados são detalhados na tabela 2.

Tabela 2 - Sensores instalados nas torres em estudo

Sensor	Especificação
Anemômetros	NRG 40c
Biruta (Sensor de direção dos ventos)	NRG 500P
Sensor de Temperatura	NRG 110S
Piranômetro	NRG LI – 200SA

Fonte - autor.

O sensor de radiação solar utilizado foi fabricado pela NRG Systems Inc. e pertencente à linha de LI-200SZ, fornece a irradiância solar em W/m^2 . A Figura 14 apresenta uma imagem do tipo de sensor instalado nas torres em estudo.

Figura 14 - Piranômetro semelhante ao instalado nas torres em estudo.



Fonte - (Carneiro, 2014)

Os dados de irradiação solar, nas três localidades, foram obtidos a partir desse sistema computadorizado de aquisição de dados com médias de registros de 10 em 10

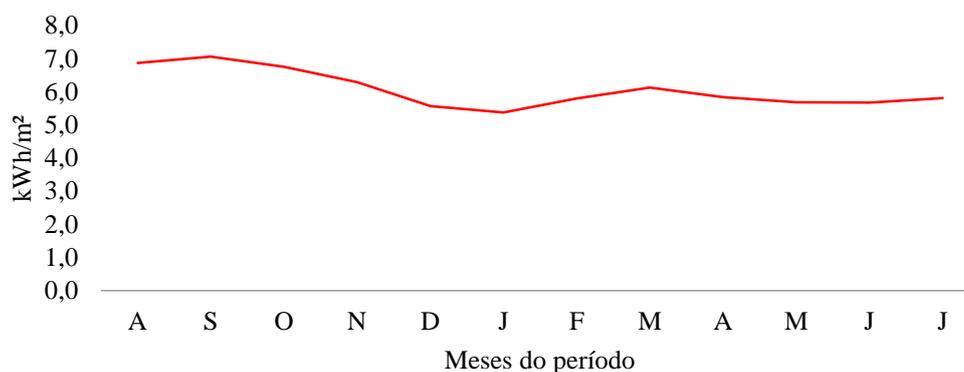
minutos e foram utilizados nesta pesquisa para realizar a caracterização do potencial solar de Parnaíba – PI, Maracanaú – CE e Petrolina – PE.

3.4 Resultados das Caracterizações

3.4.1 Médias mensais

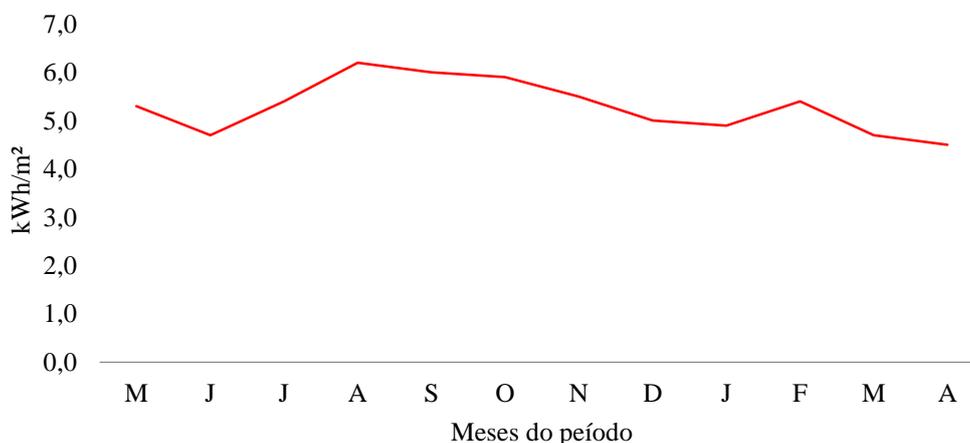
A figura 15 mostra a irradiação diária global mensal de agosto de 2012 a julho de 2013 para Parnaíba; o valor médio da irradiação para o período é de 6 kWh/m². Devido à ocorrência de poucas chuvas no segundo semestre em todas as localidades, os maiores valores de irradiação global são encontrados neste semestre.

Figura 15 - Irradiação diária global em Parnaíba



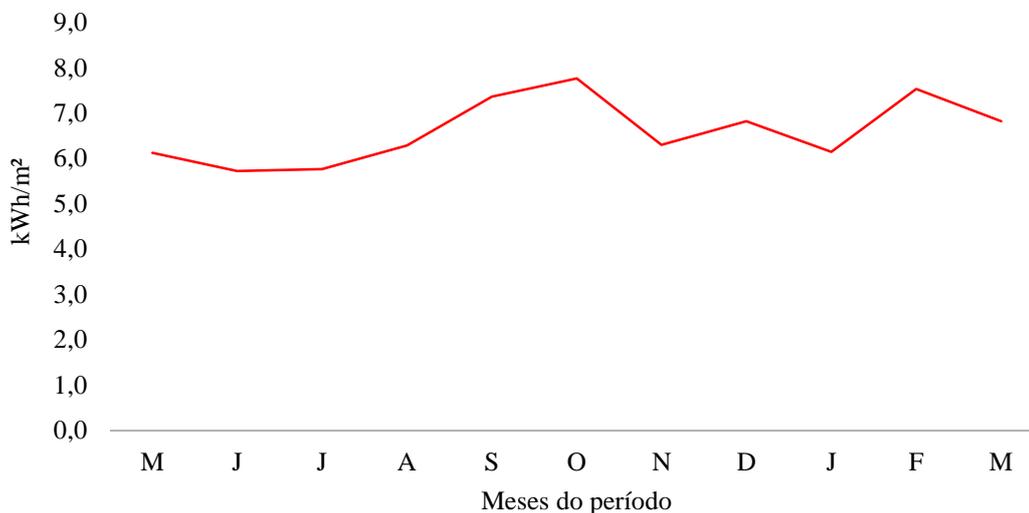
A figura 16 mostra a irradiação diária global mensal de maio de 2012 a abril de 2013 para Maracanaú, o valor médio é de 5,3 kWh/m².

Figura 16 - Irradiação diária global em Maracanaú



A figura 17 mostra a irradiação global mensal de maio de 2012 a março de 2013 para Petrolina, que teve como valor médio 6,6 kWh/m².

Figura 17 - Irradiação diária global em Petrolina

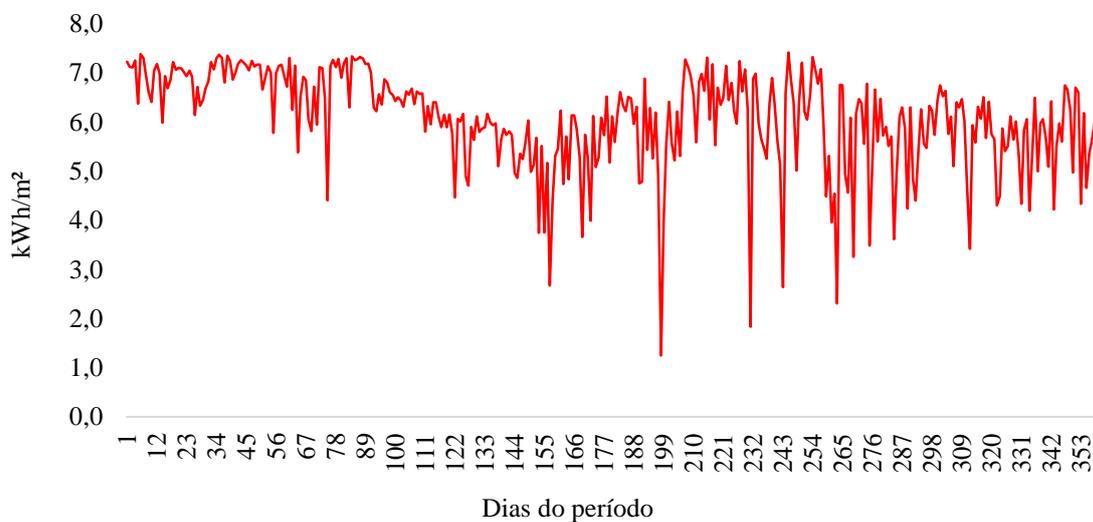


3.4.2 Médias diárias do período para as três localidades.

As figuras 18, 19 e 20 mostram as médias diárias de irradiação global durante todo o período observado nas três localidades.

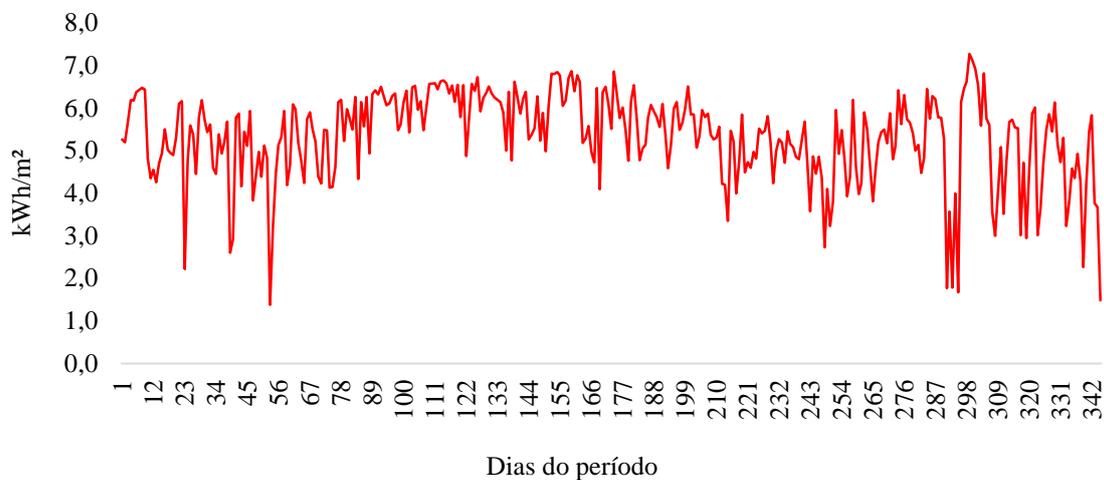
❖ Parnaíba

Figura 18 - Médias diárias ago/2012 a jul/2013 em Parnaíba.



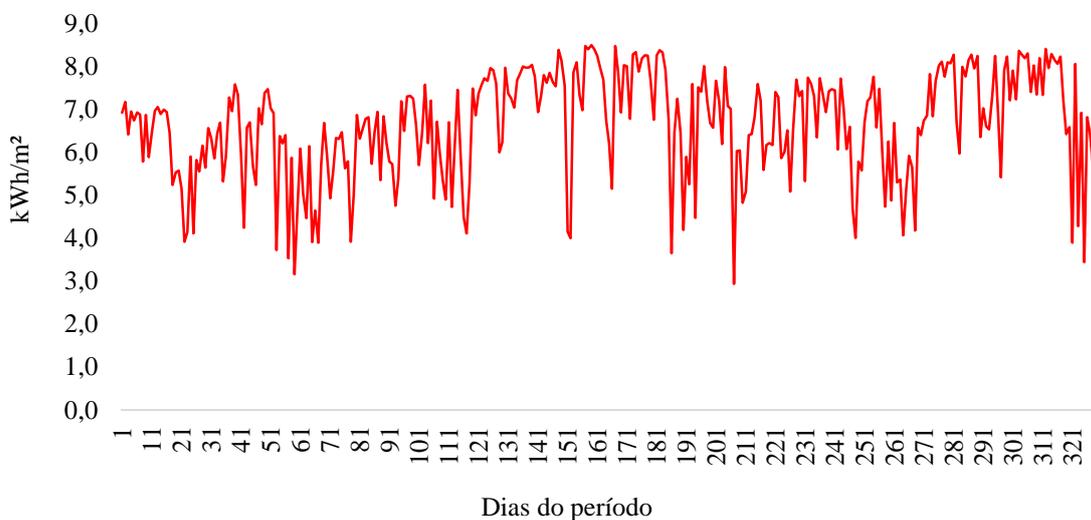
❖ Maracanaú

Figura 19 - Médias diárias ago/2012 a jul/2013 em Maracanaú.



❖ Petrolina

Figura 20 - Médias diárias mai/2012 a mar/2013 em Petrolina.



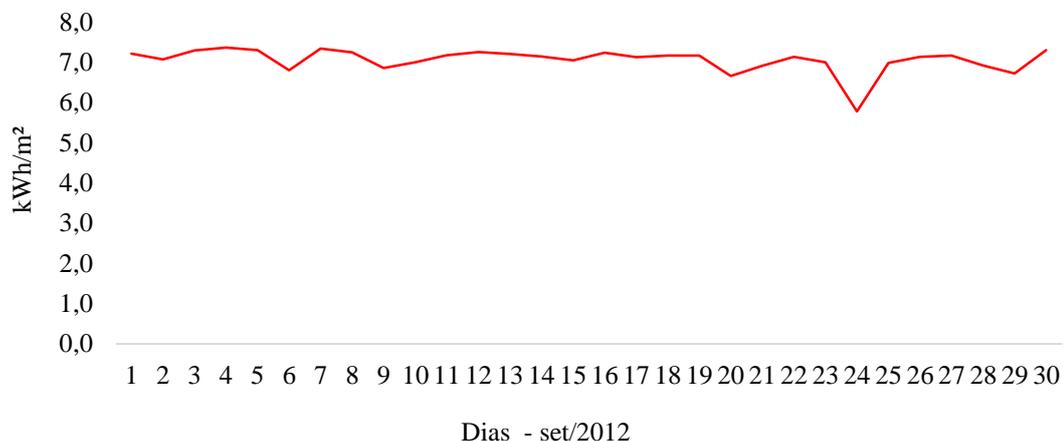
3.4.3 *Maiores valores médios de irradiação global em Parnaíba, Maracanaú e Petrolina*

- *Parnaíba*

O mês com maiores valores médio de irradiação global no período estudado para Parnaíba foi setembro de 2012 (fig. 21), com uma média diária de 7,1 kWh/m²; o

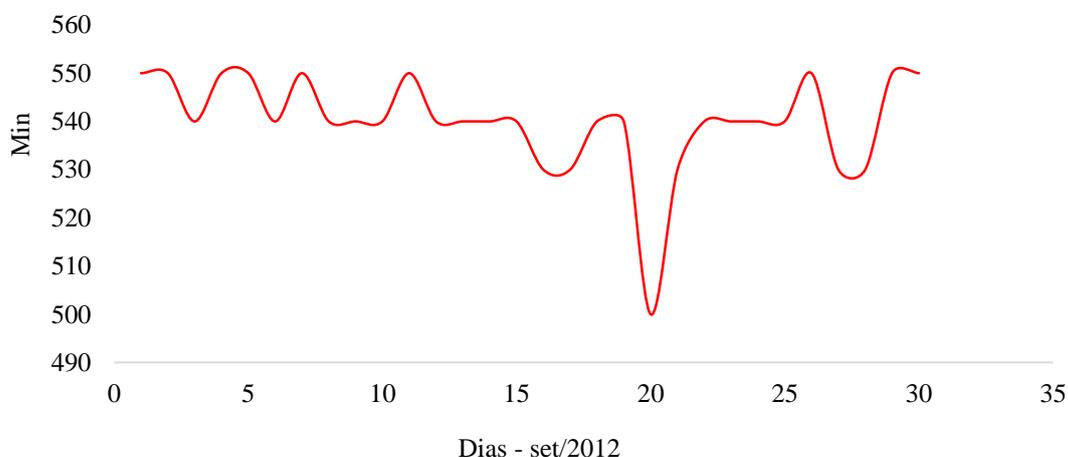
pico de irradiância é de 1.033 W/m^2 alcançado no dia 3 de setembro, na faixa horária de 11 às 12hs.

Figura 21 - Irradiação solar diária global – setembro 2012/Parnaíba.



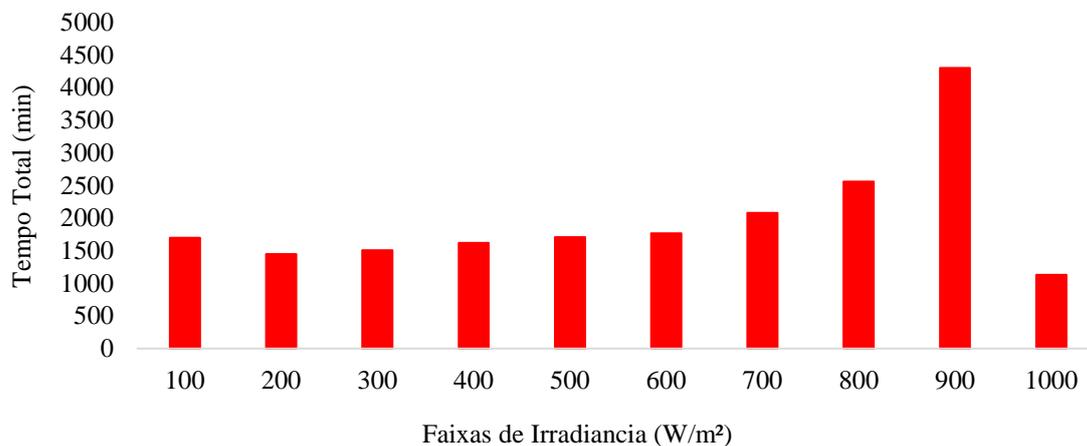
A figura 22 apresenta a duração (em minutos) do período contínuo máximo diário de irradiância global $> 300 \text{ W/m}^2$ para o mês de setembro de 2012 em Parnaíba; o valor mínimo é de 500 min (8hs e 20 min). Este trabalho adota o valor de 300 W/m^2 como uma medida mínima de irradiância para o acionamento de, por exemplo, um motor bomba com 3 módulos FV de um motor-bomba de 12 Vcc que forneça 5 bar (CARVALHO, ET AL, 2004).

Figura 22 - Período contínuo máximo diário de irradiância global $> 300 \text{ W/m}^2$ (set-2012 - Parnaíba).



O histograma de setembro para Parnaíba (fig. 23) mostra que a faixa de irradiância com maior tempo acumulado é a de 900-1000 W/m², alcançando o valor de 4.300 min (71hs e 40 min) durante todo o mês.

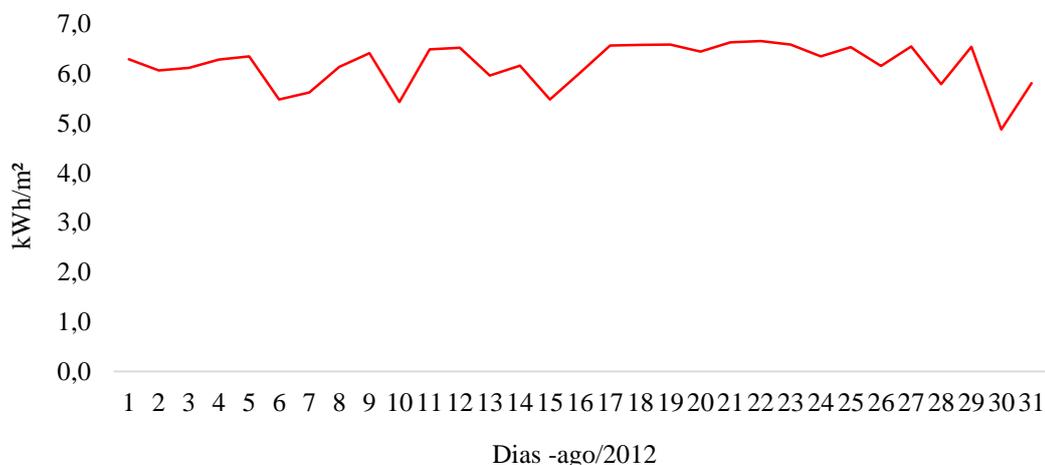
Figura 23 - Histograma de Irradiância Solar (set-2012 - Parnaíba)



- *Maracanaú*

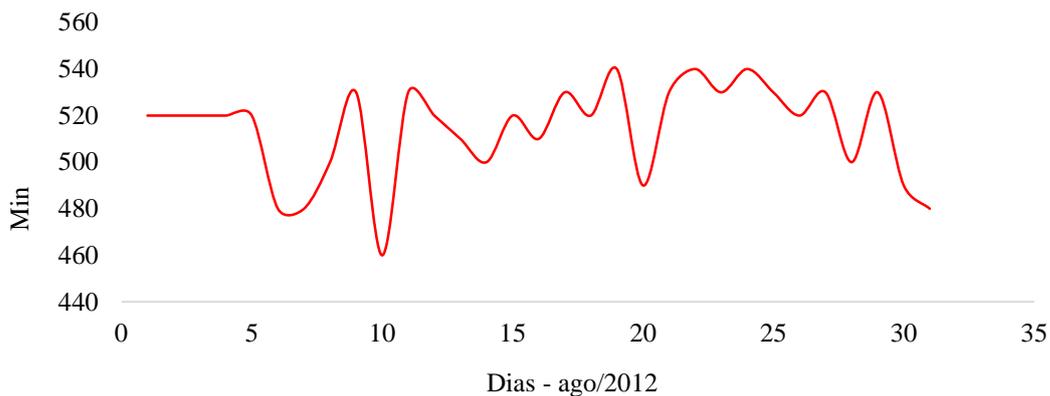
Em Maracanaú, o mês com maiores valores médios de irradiação diária global, foi agosto de 2012 (fig. 24), com uma média diária de 6,2 kWh/m²; o pico de irradiação é de 943,5 W/m² ocorrido no dia 22 de agosto, na faixa horária de 11 às 12hs.

Figura 24 - Irradiação solar diária global – agosto 2012/Maracanaú.



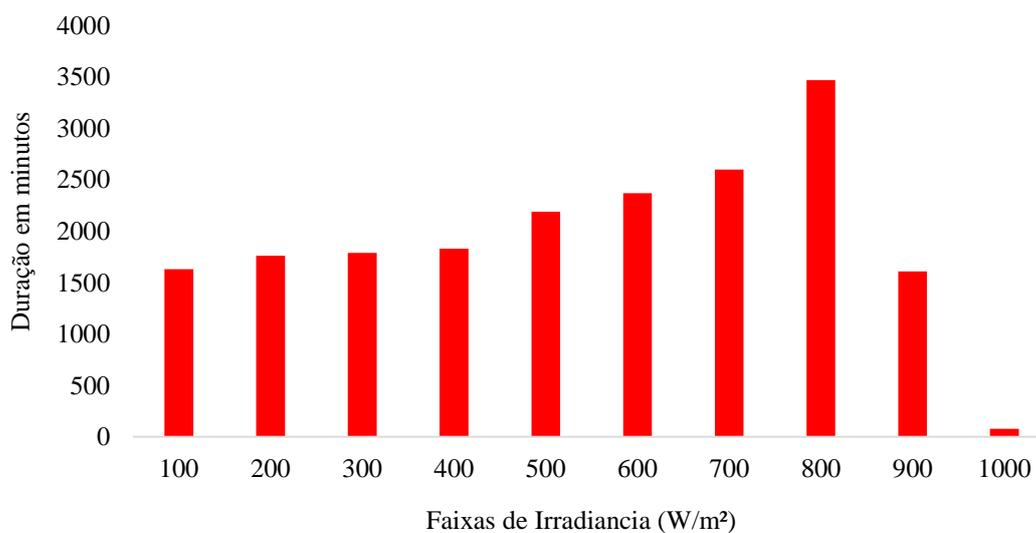
A figura 25 apresenta a duração (em minutos) do período contínuo máximo diário de irradiância global $> 300 \text{ W/m}^2$ para o mês de agosto de 2012 em Maracanaú; o valor mínimo é de 460 min (7hs e 40min).

Figura 25 - Período contínuo máximo diário de irradiância global $> 300 \text{ W/m}^2$ (ago-2012 - Maracanaú).



O histograma de agosto (Maracanaú), apresentado na figura 26, mostra que a faixa de irradiação com maior tempo acumulado é a de $800\text{-}900 \text{ W/m}^2$, alcançando o valor de 3.470 min (57hs e 50 min) durante todo o mês.

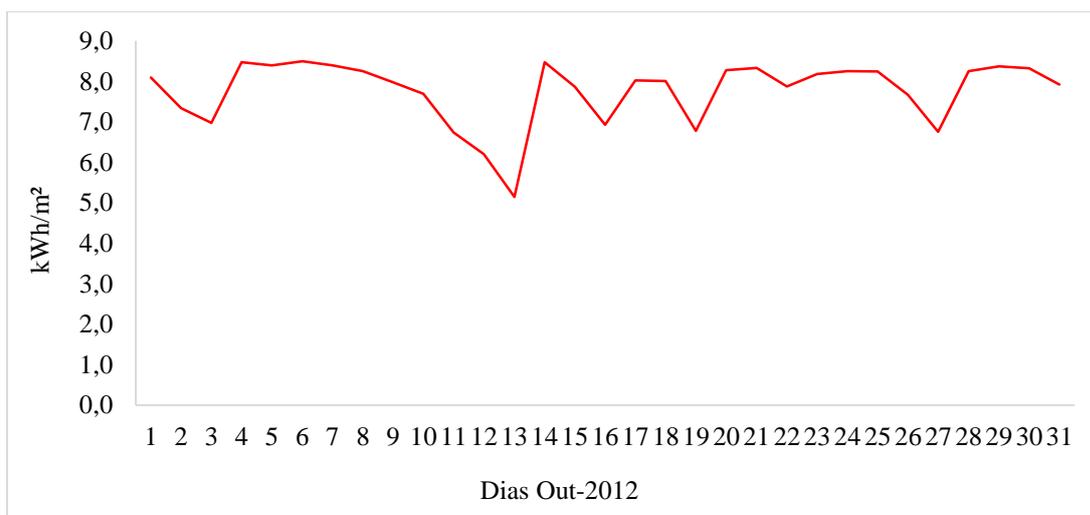
Figura 26 - Histograma de Irradiância Solar (ago-2012 - Maracanaú).



- *Petrolina*

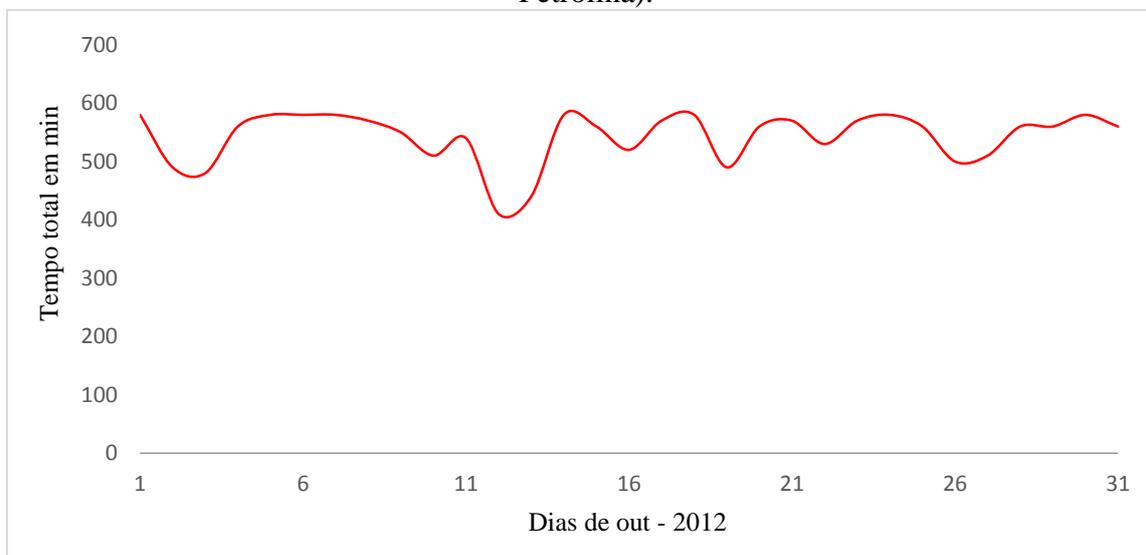
Em Petrolina, o mês com maiores valores médios de irradiação diária global, foi outubro de 2012 (fig. 27), com uma média diária de 7,8 kWh/m²; o pico de irradiação foi de 1.119 Wh/m² ocorrido no dia 6 de outubro, na faixa horária de 10 às 11hs.

Figura 27 - Irradiação Solar global (out - 2012 - Petrolina).



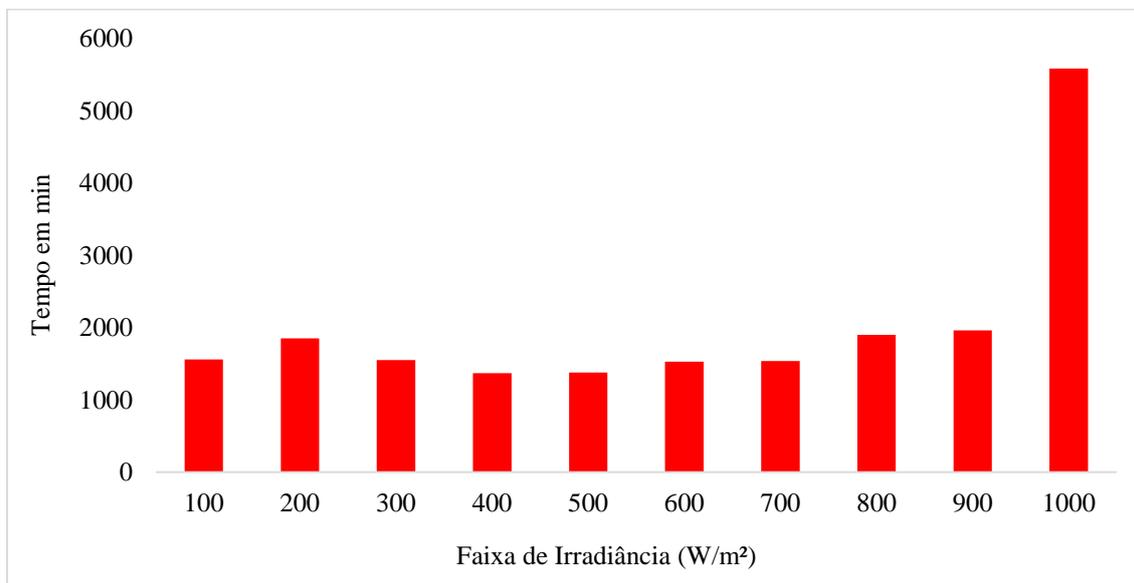
A figura 28 apresenta a duração (em minutos) do período contínuo máximo diário de irradiância global > 300 W/m² para o mês de outubro de 2012 em Petrolina; o valor mínimo é de 410 min (6hs e 50 min).

Figura 28 - Período contínuo máximo diário de irradiância global > 300W/m² (out-2012 - Petrolina).



O histograma de outubro (Petrolina), apresentado na fig. 29, mostra que a faixa de irradiação com maior tempo acumulado é a de 1000-1100 W/m², alcançando o valor de 5.580 min (93hs e 00 min) durante todo o mês.

Figura 29 - Histograma de Irradiância Solar (out-2012 - Petrolina).

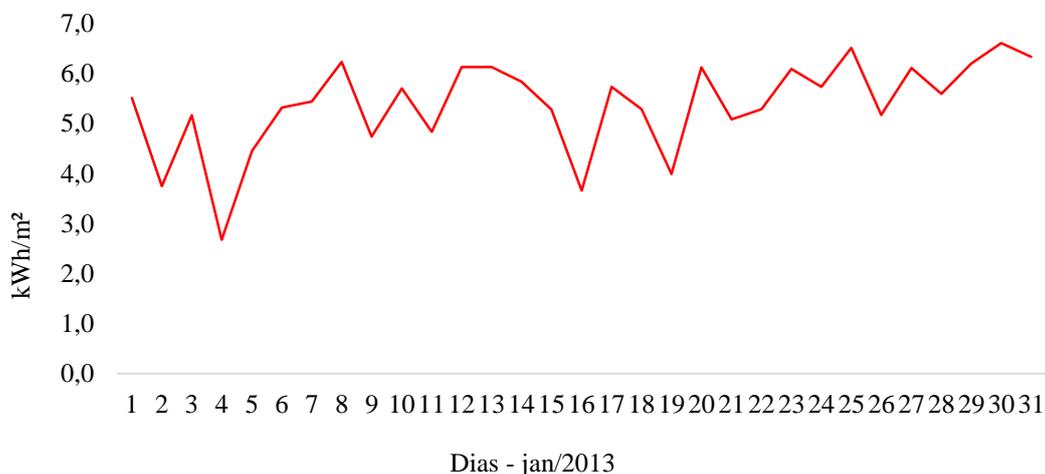


3.4.4 Menores valores médios de irradiação global em Parnaíba, Maracanaú e Petrolina.

- *Parnaíba*

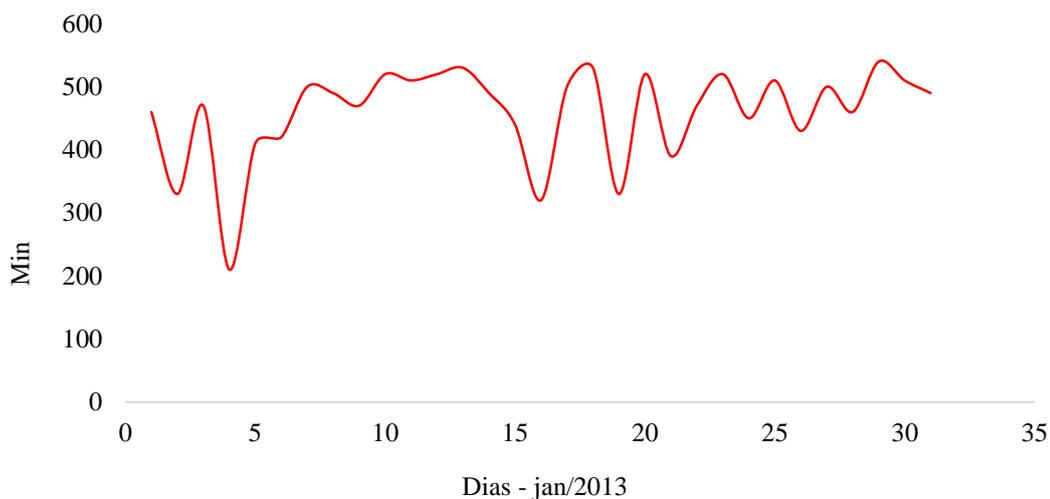
O mês com menores valores médios de irradiação global, no período estudado para Parnaíba, foi janeiro de 2013 (fig. 30), com uma média diária de 5,4 kWh/m².

Figura 30 - Irradiação solar diária global – janeiro 2013/Parnaíba.



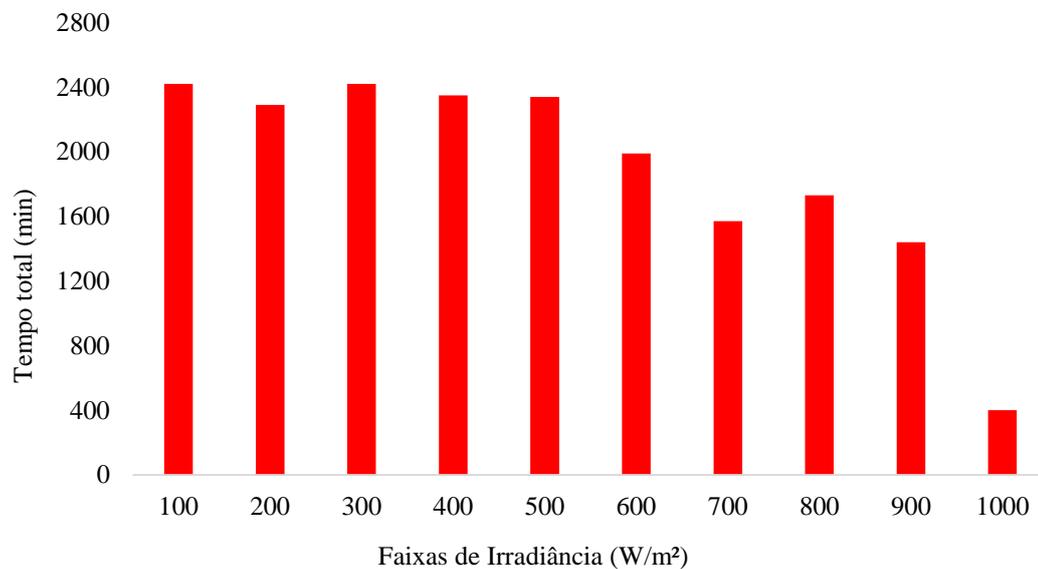
A figura 31 apresenta a duração (em minutos) do período contínuo máximo diário de irradiância global $> 300 \text{ W/m}^2$ para o mês de janeiro de 2013 em Parnaíba; o valor mínimo é de 200 min (3hs e 20min).

Figura 31 - Período contínuo máximo diário de irradiância global $> 300 \text{ W/m}^2$ (jan-2013 - Parnaíba).



O histograma de janeiro (Parnaíba), apresentado na figura 32, mostra que as faixas de irradiância com maior tempo acumulado são as de 100-200 e de 300-400 W/m^2 , alcançando o valor de 2.400 min (40hs) nas duas faixas durante todo o mês.

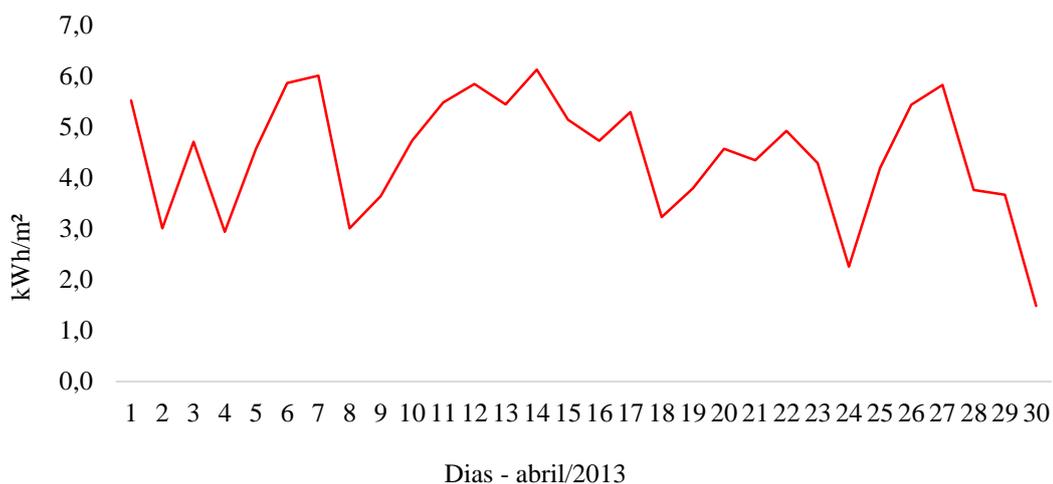
Figura 32 - Histograma de Irradiância Solar (jan-2013 - Parnaíba).



- *Maracanaú*

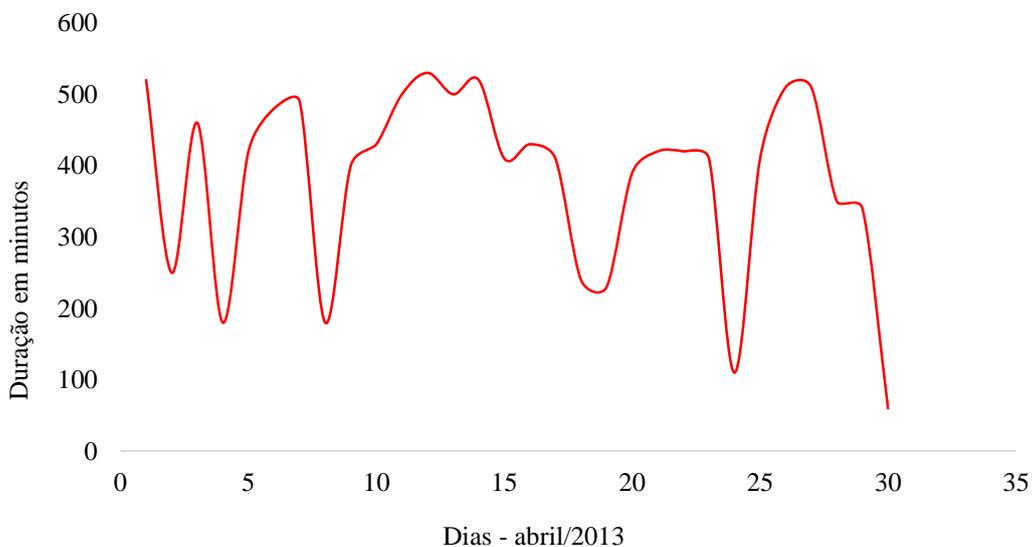
O mês com menores valores médios de irradiação global no período estudado para Maracanaú foi abril de 2013 (fig. 33), com uma média diária de 4,5 kWh/m².

Figura 33 - Irradiação solar diária global – abril 2013/Maracanaú.



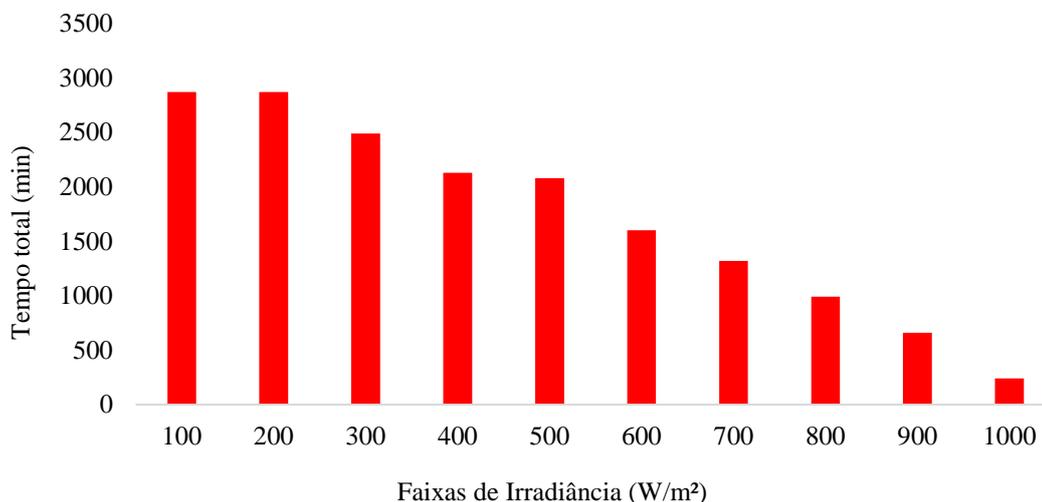
A figura 34 apresenta a duração (em minutos) do período contínuo máximo diário de irradiação global > 300 W/m² para o mês de abril de 2013 em Maracanaú; o valor mínimo é de 60 min (1h), ocorrido no dia 30.

Figura 34 - Período contínuo máximo diário de irradiação global > 300 W/m² (abril-2013 - Maracanaú).



O histograma de abril (Maracanaú), na figura 35, mostra que as faixas de irradiância com maior tempo acumulado são a de 100-200 e de 200-300 W/m², alcançando o valor de 2.870 min (47hs e 50min) nas duas faixas durante todo o mês.

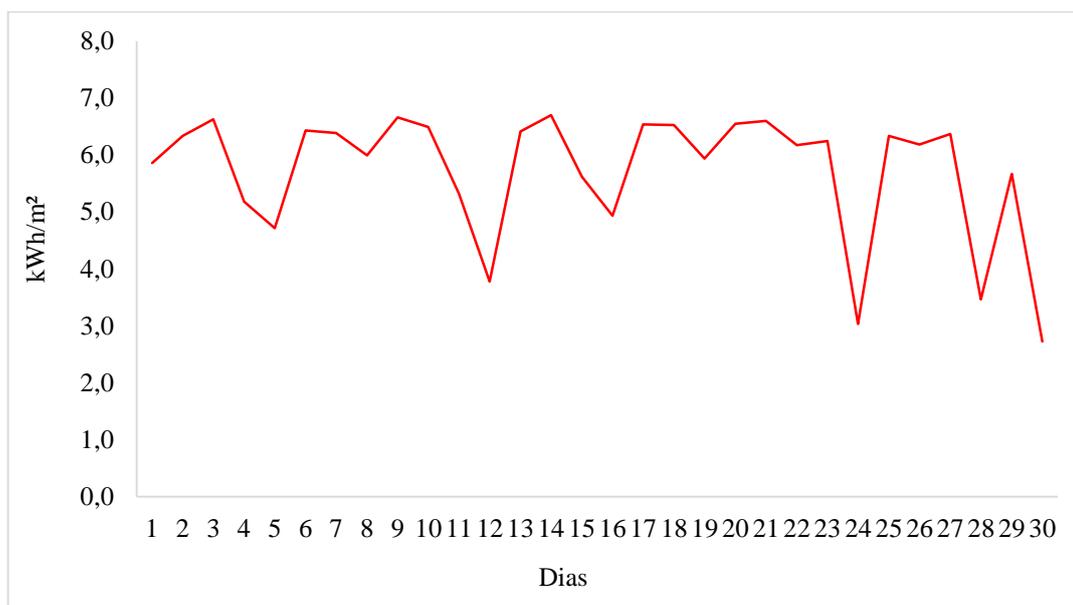
Figura 35 - Histograma de Irradiância Solar (abril-2013 - Maracanaú).



- *Petrolina*

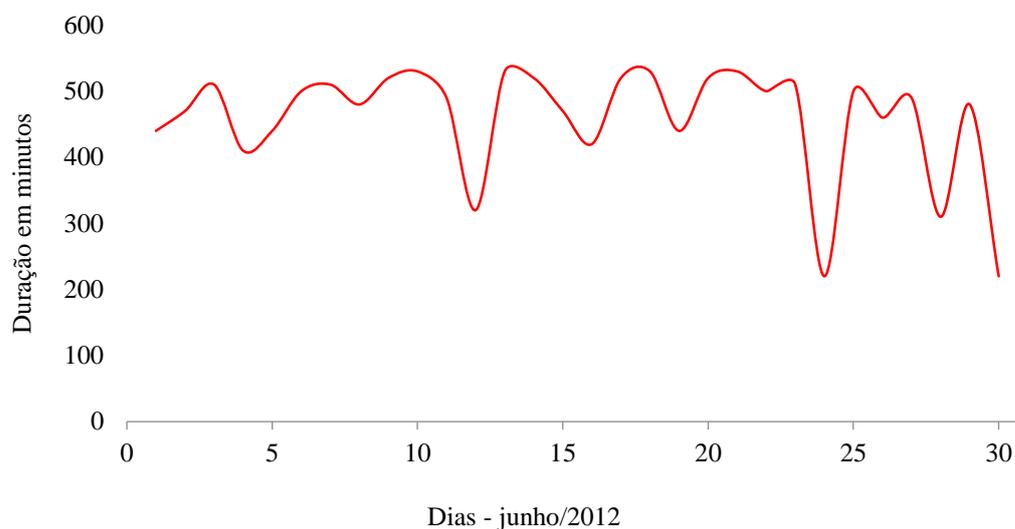
O mês com menores valores médios de irradiação diária global no período estudado para Petrolina foi junho de 2012 (fig. 36), com uma média diária de 5,7 kWh/m².

Figura 36 - Irradiação solar diária global – junho 2012/Petrolina.



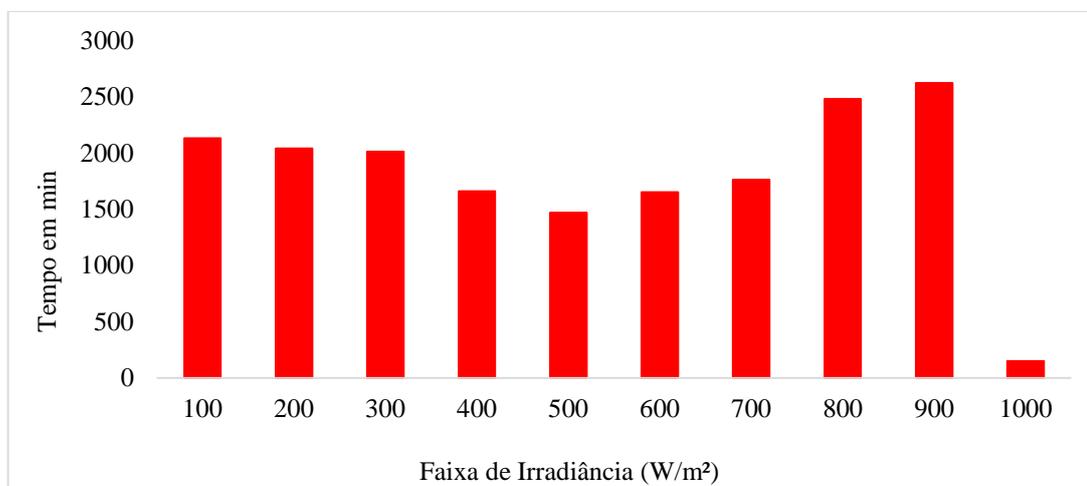
A figura 37 apresenta a duração (em minutos) do período contínuo máximo diário de irradiância global $> 300 \text{ W/m}^2$ para o mês de junho de 2012 em Petrolina; o valor mínimo é de 220 min (3h e 40 min), ocorrido no dia 30.

Figura 37 - Período contínuo máximo diário de irradiância global $> 300 \text{ W/m}^2$ (junho-2012 - Petrolina).



O histograma de junho (Petrolina), na figura 38, mostra que as faixas de irradiância com maior tempo acumulado é a de 900-1000 W/m^2 , alcançando o valor de 2.620 min (43hs e 42min) durante todo o mês.

Figura 38 - Histograma de Irradiância Solar (junho-2012 - Petrolina).



A Tab. 3 apresenta os dados referentes às medições mínima, máxima, média, 1º e 3º quartil, mediana (medidos em kWh/m².dia), desvio padrão, desvio padrão da média, assimetria, curtose, amplitude e variância, assim como o número de medições feitas nos períodos estudados em Parnaíba, Maracanaú e Petrolina.

Tabela 3 - Dados estatísticos referentes à irradiação diária global em Parnaíba, Maracanaú e Petrolina.

Locais	Mínimo *	1º quartil*	Média*	Mediana*	3º quartil*	Máximo*	Desvio. Padrão	Variância	Assimetria	Curtose	Amplitude	Nº Obs.
Parnaíba	1,25	5,59	6,07	6,23	6,80	7,41	0,98	0,97	-1,36	2,87	6,16	362
Maracanaú	1,38	4,76	5,33	5,49	6,13	6,87	1,03	1,05	-1,12	1,61	5,49	345
Petrolina	2,72	5,90	6,61	6,73	7,59	8,49	1,23	1,51	-0,69	0,00	5,77	329

*Valores em kWh/m²

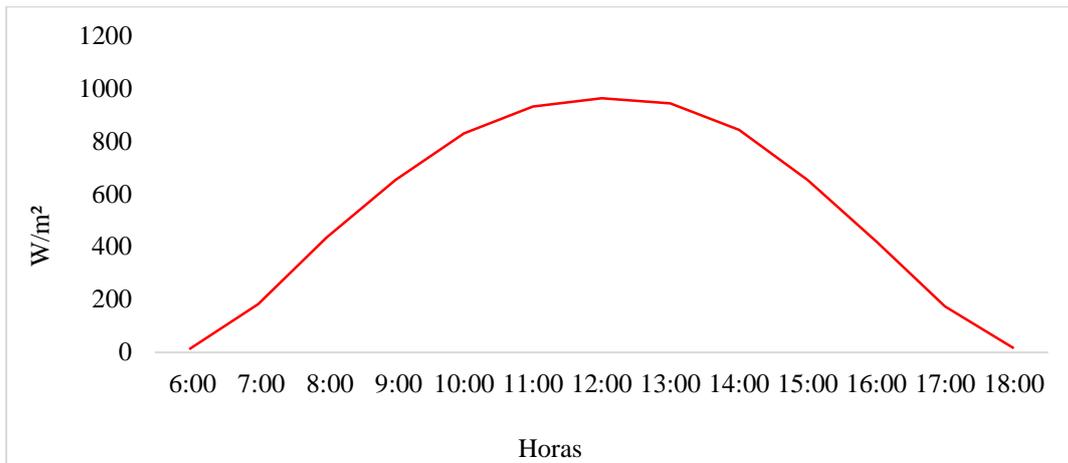
3.3.5 Dias característicos

A representação de dados de irradiação solar em um dia característico é apresentar o comportamento diário característico a cada mês do ano em uma dada região. Essas informações são obtidas calculando as médias horárias, das mesmas faixas horárias, em todos os dias de um dado mês (CARNEIRO, 2014)

Esta análise permite verificar os períodos de maior irradiação possibilitando um controle nas demandas e de possíveis manutenções em parques solares. As figuras 39, 40, 41, 42, 43, 44 são correspondentes aos meses com maiores e menores médias para cada localidade.

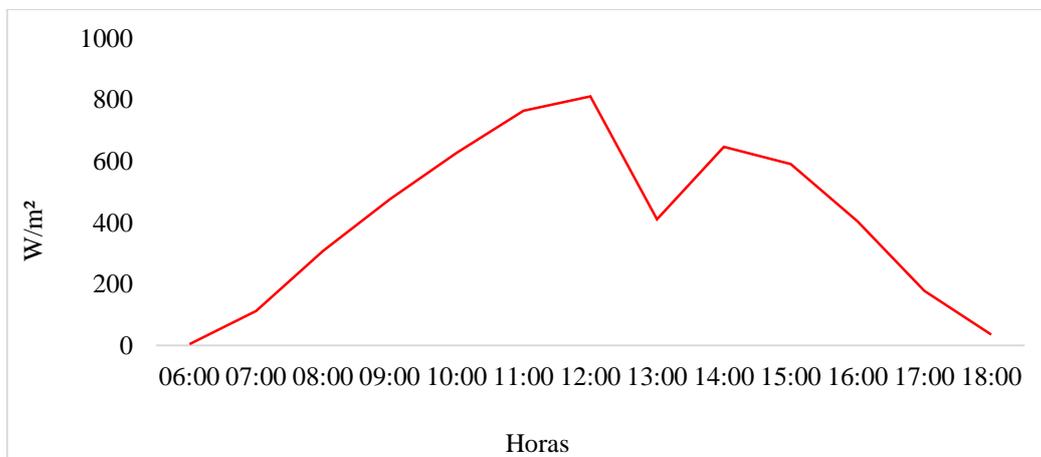
- Mês com os maiores valores das médias em Parnaíba.

Figura 39 - Dia característico do mês de set/2012 em Parnaíba.



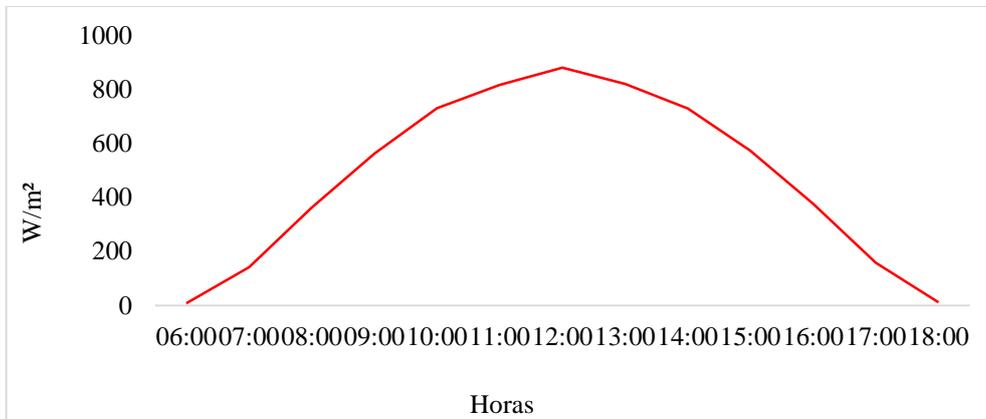
- Mês com os menores valores das médias em Parnaíba.

Figura 40 - Dia característico do mês de jan/2013 em Parnaíba.



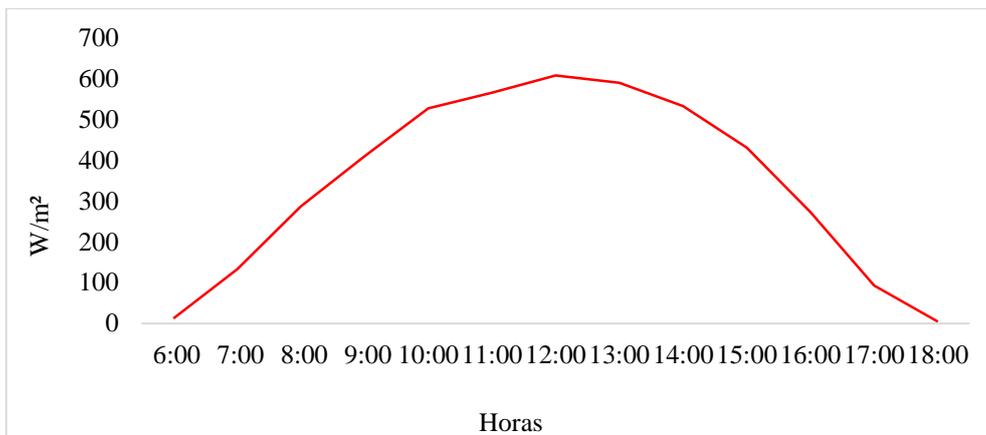
- Mês com os maiores valores das médias em Maracanaú.

Figura 41 - Dia característico do mês de ago/2012 em Maracanaú.



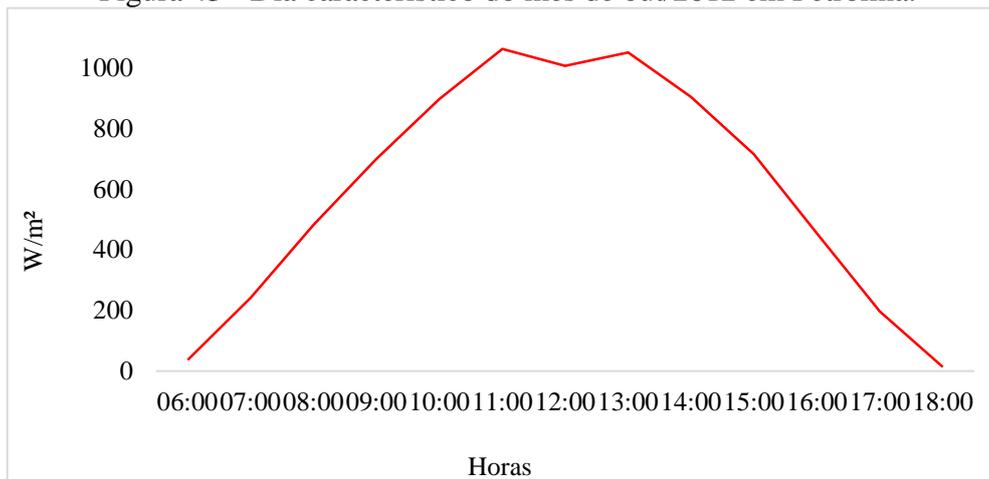
- Mês com os menores valores das médias em Maracanaú.

Figura 42 - Dia característico do mês de abril/2013 em Maracanaú.



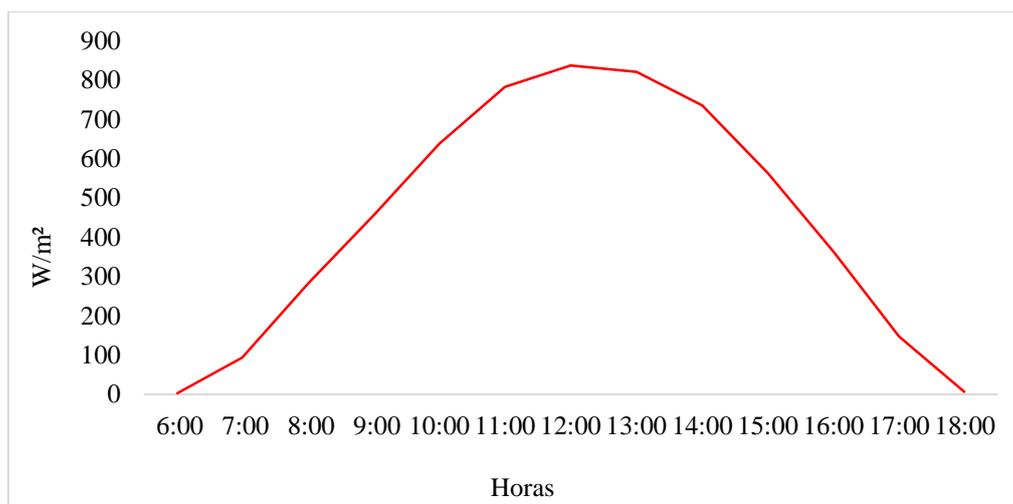
- Mês com os maiores valores das médias em Petrolina.

Figura 43 - Dia característico do mês de out/2012 em Petrolina.



- Mês com os menores valores das médias em Petrolina.

Figura 44 - Dia característico do mês de jun/2012 em Petrolina.

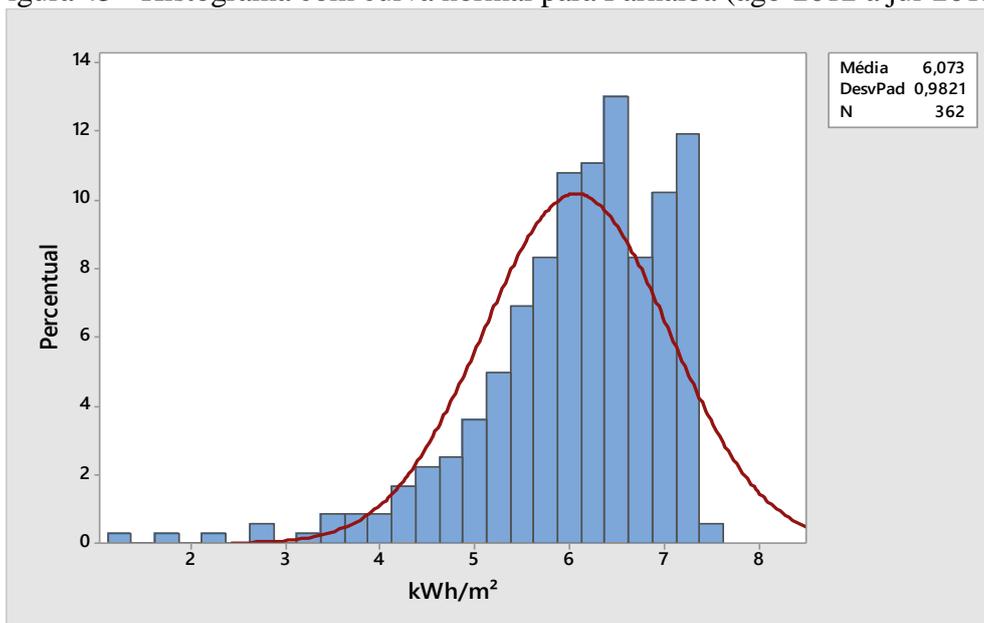


3.3.6 Histogramas de irradiação nas três localidades

Os histogramas apresentam a frequência dos dados de irradiação observados.

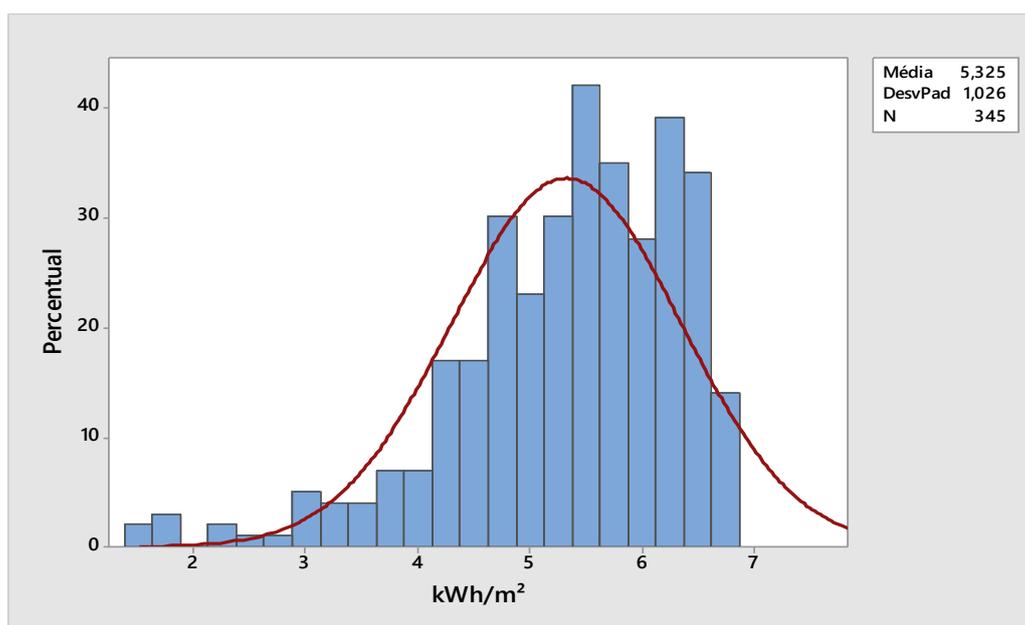
No caso de Parnaíba, observa-se a figura com assimetria acentuada à esquerda e concentração de suas médias diárias em torno de 6,07 kWh/m², conforme figura 45.

Figura 45 - Histograma com curva normal para Parnaíba (ago-2012 a jul-2013).



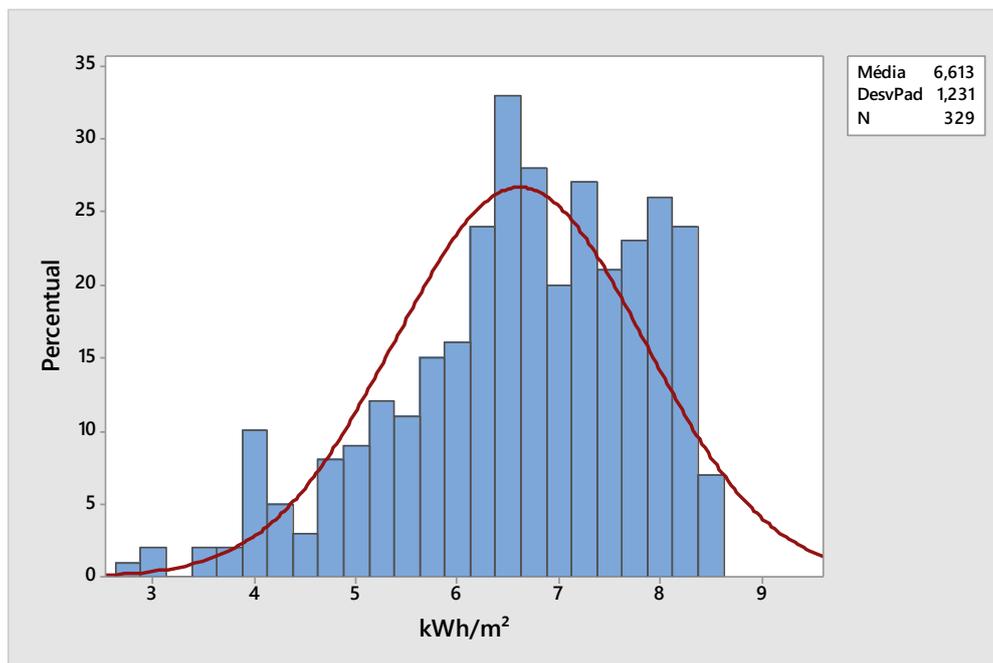
Em Maracanaú, a figura com assimetria moderada à esquerda tem a concentração de suas médias diárias em torno de 5,32 kWh/m² conforme figura 46.

Figura 46 - Histograma com curva normal para Maracanaú (maio-2012 a abril-2013).



Em Petrolina, observa-se uma figura com assimetria moderada à esquerda e concentração de suas médias diárias em torno de 6,61 kWh/m² conforme figura 47.

Figura 47 - Histograma com curva normal para Petrolina (maio-2012 a março-2013).



4. ESTIMATIVA E PREVISÃO DE IRRADIAÇÃO SOLAR.

4.1 Definições Estatísticas Utilizadas.

Neste estudo são adotados alguns termos e definições estatísticas. Estes estão esclarecidos ao leitor para facilitar a compreensão do texto e tabelas que serão exibidos a partir deste capítulo.

EQMP: O erro quadrático médio percentual (EQMP) é usado como uma medida do erro de previsão. O EQM é determinado somando os erros de previsão ao quadrado e dividindo pelo número de erros usados no cálculo. É o principal índice na análise do ajuste de um modelo preditivo.

FPE: (*Final Prediction Error*) Erro de Previsão final. Este critério é adaptado para modelos auto-regressivos.

MA: (*Moving Average*), modelo de previsão de médias móveis.

MAPE: (*Mean Absolute Percentage Error*) mede a qualidade do ajuste. É a média de todos os erros absolutos percentuais, fornecendo uma indicação do tamanho médio do erro, expresso como uma porcentagem do valor observado, independentemente do erro ser positivo ou negativo (LOPES, 2002).

Para Lewis (1997), o MAPE é considerado como uma das medidas de erro mais usadas para se avaliar os métodos de previsão.

MSE: (*Mean Square Error*) erro quadrático médio é o critério para selecionar um estimador adequado: em modelos estatísticos, os modeladores devem escolher entre vários estimadores do potencial. Em termos práticos, o MSE é igual à soma da variância e a tendenciosidade do quadrado do estimador. Um estimador é usado para deduzir o valor de um parâmetro desconhecido em um modelo estatístico. Tendência é a diferença entre o valor esperado do estimador e o verdadeiro valor do parâmetro estimado.

Nível de significância (α): Em estatística um resultado tem significância estatística se for improvável que tenha ocorrido por acaso. Mais concretamente, a significância está relacionada ao nível de confiança ao rejeitar a hipótese nula quando esta na verdade é verdadeira. Em Estatística, a hipótese nula, representada por H_0 , é uma hipótese que é apresentada sobre determinados fatos estatísticos e cuja falsidade se tenta provar através dum adequado teste de hipóteses. Uma hipótese nula geralmente afirma que não existe relação entre dois fenômenos medidos.

P-Valor: Na estatística clássica, P-valor (*p-value*) ou nível descritivo, é a probabilidade de se obter uma estatística de teste igual ou mais extrema que aquela observada em uma amostra, sob a hipótese nula. Por exemplo, em testes de hipótese, pode-se rejeitar a hipótese nula a 5%, caso o valor-p seja menor que 5%. Assim, uma outra interpretação para o p-valor, é que este é o menor nível de significância com que não se rejeitaria a hipótese nula. Em termos gerais, um p-valor pequeno significa que a probabilidade de obter um valor da estatística de teste como o observado é muito improvável, levando assim à rejeição da hipótese nula.

Pr1,2 e 3: parâmetros estimadores dos modelos de regressão.

R²: coeficiente de determinação para o modelo. Esse coeficiente, cujo valor está entre 0 e 1, é interpretado como a proporção da variabilidade da variável dependente. Quanto mais R² for próximo de 1, melhor é o modelo. Na prática, R² menores que 60% não são adequados para modelagem por regressão, pois indicam muitos pontos fora do domínio da equação sendo mais adequadas outras modalidades de regressão.

Regressão: Em estatística, regressão é uma técnica que permite explorar e inferir a relação de uma variável dependente (variável de resposta) com variáveis independentes específicas (variáveis explicatórias). A análise da regressão pode ser usada como um método descritivo da análise de dados (como, por exemplo, o ajustamento de curvas) sem serem necessárias quaisquer suposições acerca dos processos que permitiram gerar os dados. Regressão designa também uma equação matemática que descreve a relação entre duas ou mais variáveis.

REQM: (*Root mean squares of the erros – RMSE*), é a raiz quadrada do erro quadrático médio.

SARIMA: (*Seasonal ARIMA*). Em séries não estacionárias no tempo, os modelos usuais ARIMA não são eficientes para reconhecer o padrão gerador da série, nestes casos, para séries com padrões sazonais é recomendável à aplicação de modelos Sazonais ARIMA ou simplesmente Modelos SARIMA. (FADHILAH; IBRAHIM, 2012).

SSE: (*Sum of Squares of Errors*), é a soma dos quadrados dos erros.

Teste da Raiz Unitária de Dickey-Fuller: Em estatística e econometria, o Teste de Dickey-Fuller aumentado ou Teste ADF (*Augmented Dickey-Fuller*) é um teste de raiz unitária em séries temporais. O mesmo é uma versão aumentada do Teste de Dickey-Fuller, é aplicado a modelos mais complicados de séries temporais.

A estatística ADF, usada no teste, é um número negativo, e quanto mais negativo, mais indicativo o teste se torna de rejeitar a hipótese nula de que existe raiz unitária na série.

$$Y_t = Y_{t-1} + U_t \quad 4.1$$

Onde U_t é o erro estocástico de média zero, variância σ^2 constante, não autocorrelacionado.

Teste Durbin-Watson: é um teste estatístico usado para detectar a presença de autocorrelação nos resíduos de uma análise de regressão.

Se a estatística de Durbin-Watson for substancialmente menor que 2, há evidência de correlação serial positiva. Como um princípio básico grosseiro, se Durbin-Watson for menor que 1,0, deverá ser causa para alarme. Valores pequenos do índice “w” deste teste indicam que os termos de erros sucessivos são, na média, próximos em valor um do outro, ou positivamente correlacionado. Se $w > 2$ os termos de erros sucessivos são, na média, muito diferentes em valor um do outro, i.é, negativamente correlacionados. Em regressões, isto pode implicar uma subestimação do nível de significância estatística.

Variância RB: A variação de ruído branco é a razão entre SSE e N. Em alguns softwares, essa estatística é nomeada σ^2 (sigma-quadrado). Em estatística, um ruído branco, é um conceito econométrico, muito presente no estudo das séries temporais, especialmente as estocásticas discretas. Sua representação é RB. O termo aplica-se a uma sequência de erros (ou choques) aleatórios, sempre que esta tiver média e variância constante e sem autocorrelação. Por conveniência, utiliza-se a média como sendo zero, porém, é possível especificar uma série ruído branco com média diferente de zero. Um ruído branco é temporalmente homogêneo, estacionário e sem dependência temporal.

4.2 Breve Histórico da Estimativa de Irradiação Solar

Uma das principais características de sistemas com energias renováveis é sua sazonalidade de produção. A adoção de tais sistemas de energia renováveis, necessários para gestão e controle das centrais de energia limpa, implica a necessidade de estimativas de fontes renováveis (NEVES, 2010).

Kimball, em 1919, foi o primeiro a sugerir a estimativa de irradiação solar através da fração de horas de brilho do Sol (MARTINAZZO, 2004).

Angstrom foi o primeiro, em 1924, a correlacionar dados de irradiação solar com horas de brilho do Sol (DUFFIE e BECKMAN apud MARTINAZZO, 2004).

Usou-se a equação 4.2 conhecida como Equação de Angstrom:

$$\overline{H}/\overline{H}c = a' + b' * \overline{S}/\overline{S}^{\circ} \quad 4.2$$

Onde:

\overline{H} = Irradiação diária média mensal sobre uma superfície horizontal;

$\overline{H}c$ = Irradiação diária média para céu totalmente claro para um local e mês em questão;

a' e b' = constantes empíricas;

\overline{S} = Número médio de horas mensais de brilho do Sol;

\overline{S}° = Quantidade média de horas de brilho do Sol no dia característico do mês.

Prescott, em 1940, decidiu substituir na equação de Angstrom o índice $\overline{H}c$ por \overline{H}° que é a irradiação solar média, sobre uma superfície horizontal, extraterrestre para corrigir incertezas da equação de Angstrom que provocavam subestimações. A partir daí a formula ficou conhecida como equação de Angstrom – Prescott, (Power, 2001).

LOFT, no ano de 1956, notou que os índices a' e b' variavam segundo a latitude e as condições climáticas do local em estudo, (MARTINAZZO, 2004).

A relação $\overline{H}/\overline{H}^{\circ}$ ficou conhecida como $\overline{K}t$ que é o índice de transparência da atmosfera.

Em 1966, Bennett deduziu que os índices a' e b' podem ser usados para estimativas médias mensais de dados solares, e que estes índices não possuem correlações com altitude e latitude.

Paltridge e Proctor em 1976, usando dados de cobertura de nuvens a partir de dados modificados de céu claro e derivados de médias mensais de \overline{H}° na Austrália, conseguiram índices elevados de acertos nas estimativas de irradiação (DUFFIE E BECKMAN, 1991).

Suehrcke, em 2000, afirmou que a relação entre a irradiação global e a duração de horas de brilho do Sol é quadrática sendo então a equação de Angstrom, equação 1, insatisfatória.

Ainda não há um consenso sobre qual método melhor se adequa às estimativas de dados solares, tudo depende de latitude e em que estação e tempo se encontram os locais de coleta de dados. Vale ressaltar que há uma tendência crescente no uso de métodos com levantamentos disponibilizados por satélites.

4.3 O Modelo ARMA (ARIMA e SARIMA)

O modelo ARMA (Auto-Regressivo e de Média Móvel) de Box e Jenkins (1976) é dado pela estimação da regressão da variável dependente Y em função das defasagens da própria variável Y , indicado por “ p ” termos auto-regressivos, e em função dos erros aleatórios, indicado por “ q ” termos média móvel, sendo o modelo indicado como ARMA.

Assim, o modelo ARMA (1,1) pode ser escrito como:

$$\Delta Y_t = \theta + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_p Y_{t-p} + \beta_0 U_t + \beta_1 U_{t-1} + \beta_q U_{t-q} \quad 4.3$$

em que Δ é o operador de diferenças.

A maioria das séries temporais é naturalmente não-estacionárias, a aplicação do modelo exige a transformação das mesmas por “ d ” diferenças para torná-las estacionárias. O modelo assim obtido é denominado ARIMA, sendo apresentado como ARIMA (p,d,q).

Porém, muitas séries apresentam um componente sazonal e pode ser necessário modelar estas a fim de obter um modelo mais confiável. Assim, foram desenvolvidos os modelos SARIMA (Sazonal ARIMA), que são os modelos ARIMA sazonais (PACHECO, 2001). Tal modelo é apresentado como SARIMA (p,d,q)(P,D,Q) s , em que s é o período correspondente a sazonalidade. Em termos de equação, tem-se:

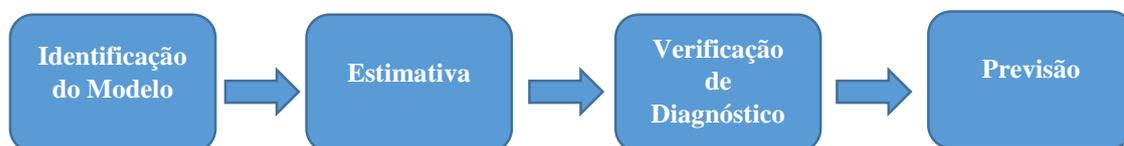
$$\Phi(B_s)\phi(B)(1-B)^d (1-B_s)^D X_t = \Theta(B)\theta(B)Z_t \quad 4.4$$

em que $\phi(B_s)$ são os coeficientes sazonais de autorregressão; $\Theta(B_s)$ são os coeficientes sazonais das médias móveis; e $(1-B_s)^D$ é o operador de diferença de ordem D de diferenciação sazonal (PACHECO, 2001).

4.3.1 A metodologia ARIMA

A metodologia ARIMA para modelagem de um processo, figura 48, consiste em quatro etapas (YIM, 2001).

Figura 48 - Etapas da metodologia ARIMA.



a) Identificação: a primeira etapa consiste em obter os valores apropriados para p, d e q. Para isso, pode-se empregar o correlograma e o correlograma parcial, que são as representações gráficas da Função de Autocorrelação (FAC) e Função de Autocorrelação Parcial (FACP) contra o tamanho da defasagem. O intuito é obter o índice (p,d e q) no qual a série apresenta a estacionaridade;

b) Estimativa: estimam-se os parâmetros do modelo, o que pode ser feito por meio de mínimos quadrados ou pelo método de estimativa não-linear;

c) Verificação de diagnóstico: é verificado se o modelo estimado ajusta-se bem aos dados. Uma maneira de fazer esta checagem é ver se os resíduos do modelo são ruídos brancos. Caso sejam, se aceita o modelo. Caso contrário, o processo deve ser recomeçado a fim de se identificar outro modelo;

d) Previsão: o modelo é usado para fazer previsões.

4.3.2 Critério de avaliação de previsão

Para avaliar a eficácia dos modelos de previsão, pode-se usar o método estatístico Erro Quadrado Médio de Previsão (EQMP). O EQMP pode ser usado para comparar a eficácia entre modelos de previsão (MORETTIN & TOLOI, 2004). O método é dado por:

$$EQMP = \sum_i (V_o - V_p)^2 / N \quad 4.5$$

em que V_p é o valor previsto, V_o é o valor observado e N o número de termos da série.

4.4 O modelo de Alisamento exponencial

O conceito do alisamento exponencial foi construído por BROWN e MEYER (1961) e nele estabeleceu-se que, em qualquer serie temporal ($X_t, t = 0, 1, \dots, n$), deve existir um polinômio que a represente num tempo “t” conforme equação 4.6.

$$X_{t+m} = a_t + b_t m + (C_t \cdot m^2 / 2) + \dots + (g_t \cdot m^k / K) \quad 4.6$$

Onde X_{t+m} é a previsão para um horizonte “m” num instante “t”, e $a_t, b_t, c_t, \dots, g_t$ são os coeficientes de combinação linear da equação. Estes coeficientes podem ser estimados como combinações lineares dos valores resultantes dos primeiros $k+1$ graus (simples, duplo, triplo, etc.) de alisamento aplicado para os valores X_t .

Os métodos de alisamento são muito utilizados por sua simplicidade na implementação e geração de bons resultados. Os modelos de Alisamento Exponencial podem ser de vários tipos. Os principais são: modelos de alisamento exponencial simples, modelos de alisamento exponencial Linear de Brown (AELB), modelos de Holt-Winters com e sem sazonalidade.

4.4.1 Alisamento Exponencial Simples (AES)

No alisamento (suavização) exponencial, os pesos das observações decrescem à medida que as observações estão mais longe do passado. Os pesos atribuídos aos elementos da série temporal decaem exponencialmente (razão do nome suavização exponencial), do mais recente para o mais antigo (PELLEGRINI & FOGLIATTO, 2002).

A maior dificuldade na aplicação é escolher a(s) constante(s) de alisamento, o que pode ser feito por softwares estatísticos específicos (BARROS, 2004).

O método de alisamento exponencial simples (AES) se utiliza de médias móveis ponderadas exponencialmente. O argumento para o tratamento diferenciado das observações da série temporal é fundamentado na ideia de que as últimas observações

contêm informações mais precisas sobre o futuro e, portanto, são mais relevantes para a previsão.

O método de Alisamento Exponencial Simples é descrito na equação 4.7:

$$\hat{X}_t = \alpha X_t + (1 - \alpha) \hat{X}_{t-1}, \quad t = 1, \dots, N \quad 4.7$$

Onde \hat{X}_t é o valor exponencialmente alisado (suavizado) e α é a constante de alisamento, $0 < \alpha < 1$. Pode-se demonstrar que a equação 4.7 se reduz a:

$$\hat{X}_{t+1} = \alpha e_t + \hat{X}_t \quad 4.8$$

Onde $e_t = X_t - \hat{X}_t$ é o erro de previsão a um passo. Assim, a nova previsão pode ser obtida da anterior adicionando-se um múltiplo do erro de previsão. A soma dos pesos atribuídos às observações converge para 1 quando $t \rightarrow \infty$:

$$\alpha[1 + (1-\alpha) + (1-\alpha)^2 + \dots] = \alpha + \alpha(1-\alpha) + \alpha(1-\alpha)^2 + \dots, \quad 4.9$$

Ocorrendo a soma de uma progressão geométrica em que $q = (1 - \alpha)$ de onde se obtém,

$$S = \alpha / 1 - (1 - \alpha) = 1, \quad 0 < \alpha < 1 \quad 4.10$$

A constante de ponderação α está limitada ao intervalo aberto 0 e 1. Quanto maior o seu valor maior será o peso das observações mais recentes (CORREA; GIANESI; CAON, 2000). Valores de α pequenos produzem previsões que dependem mais das observações passadas, pois o peso das mesmas será então maior, enquanto valores de α próximos de 1 dependem das observações mais recentes, que são as observações que recebem o maior peso. Busca-se um valor de α que minimize o EQMP.

4.4.2 Alisamento Exponencial Linear de Brown (AELB).

Quando uma série apresenta tendência o AES não é adequado, pois suas previsões subestimam ou superestimam os valores reais. Para evitar estes erros utiliza-se o método de Alisamento Exponencial Linear de Brown.

De acordo com BARROS (2004), o Alisamento Exponencial Linear de Brown é um método semelhante ao AES, indicado a séries que apresentam tendência. Nele, uma única constante de alisamento é empregada para a atualização de ambos os parâmetros 1 m e 2 b .

Este método consiste em calcular um segundo valor exponencialmente alisado \ddot{X}_t pela equação 4.11:

$$\ddot{X}_t = \alpha \dot{X}_t + (1 - \alpha) X_{t-1}, \quad \ddot{X}_1 = X_1 \quad 4.11$$

onde

\ddot{X}_t : valor duplamente alisado;

\dot{X}_t : alisamento exponencial simples;

α : constante de alisamento com valor entre 0 e 1;

As vantagens do método são a grande flexibilidade de ajuste devido à constante de alisamento, facilidade de implementação e entendimento. A desvantagem é que ele é direcionado para a tendência linear e é menos flexível que o modelo de Holt que usa duas constantes de alisamento (MORETTIN & TOLOI, 1981).

4.4.3 Alisamento Exponencial de Holt (AEH)

Este método é parecido com o AELB, mas agora se usam duas constantes de alisamento diferentes que alisam diretamente os valores da tendência. Os valores do nível e da tendência da série, no instante t, serão estimados pela equação 4.12 e 4.13:

$$\dot{X}_t = A X_t + (1 - A)(\dot{X}_{t-1} + T_{t-1}), \quad 0 < A < 1 \text{ e } t = 2, \dots, N \quad 4.12$$

$$T_t = C(\dot{X}_t - \dot{X}_{t-1}) + (1 - C) T_{t-1}, \quad 0 < C < 1 \text{ e } t = 2, \dots, N \quad 4.13$$

Respectivamente, A e C são denominados constantes de alisamento. As formulas \dot{X}_t e T_t , como em todos os métodos de alisamento, modificam estimativas prévias quando uma nova observação é obtida (MORETTIN; TOLOI, 2006).

Para determinar as constantes de alisamento A e C, deve-se utilizar um instrumento de comparação entre os valores previstos e realizados, como o EQMP.

4.5 O modelo de médias móveis (MA).

O método de médias móveis (*Moving Average*) gera previsões médias com menor variabilidade que os dados originais. O processo combina as observações de valores altos com as de valores baixos. Suas principais características são a simplicidade e o baixo custo. A média móvel usa dados de um número predeterminado de períodos, geralmente os mais recentes, para gerar sua previsão. A cada nova previsão se substitui o dado mais antigo pelo mais recente.

Em outras palavras, o método consiste em calcular a média das últimas n observações mais recentes. O valor encontrado é a previsão para o próximo período. A previsão através das médias móveis pode ser obtida mediante a utilização da equação:

$$F_{t+1} = (S_t + S_{t-1} + S_{t-2} + \dots + S_{t-N}) / N \quad 4.14$$

Onde:

F_{t+1} : previsão para o período $t + 1$;

S_{t-1} : observação referente ao período $t - 1$;

N : número de períodos utilizados na média móvel.

Entre os pontos negativos do método está no fato do mesmo relacionar-se com a escolha do número de períodos que serão utilizados na previsão. O cálculo do número de períodos determina sua sensibilidade com relação aos dados mais recentes. Períodos pequenos proporcionam uma reação maior a possíveis mudanças no padrão dos dados; grandes períodos tratam a média de maneira mais homogênea.

4.6 Software de previsão

Existem diversos softwares estatísticos no mercado, voltados para os métodos de previsões. Estes produtos são classificados em três categorias: automáticos, semiautomáticos e manuais. Os softwares automáticos fazem, sozinhos, a tarefa de analisar séries e recomendar o método de previsão mais adequado à situação em estudo com base em critérios estatísticos. Seu uso apresenta pouca ou nenhuma possibilidade de intervenção no processo, aceitando ou não os seus resultados. Nos softwares semiautomáticos de previsão, o usuário faz uma seleção prévia dos métodos a serem

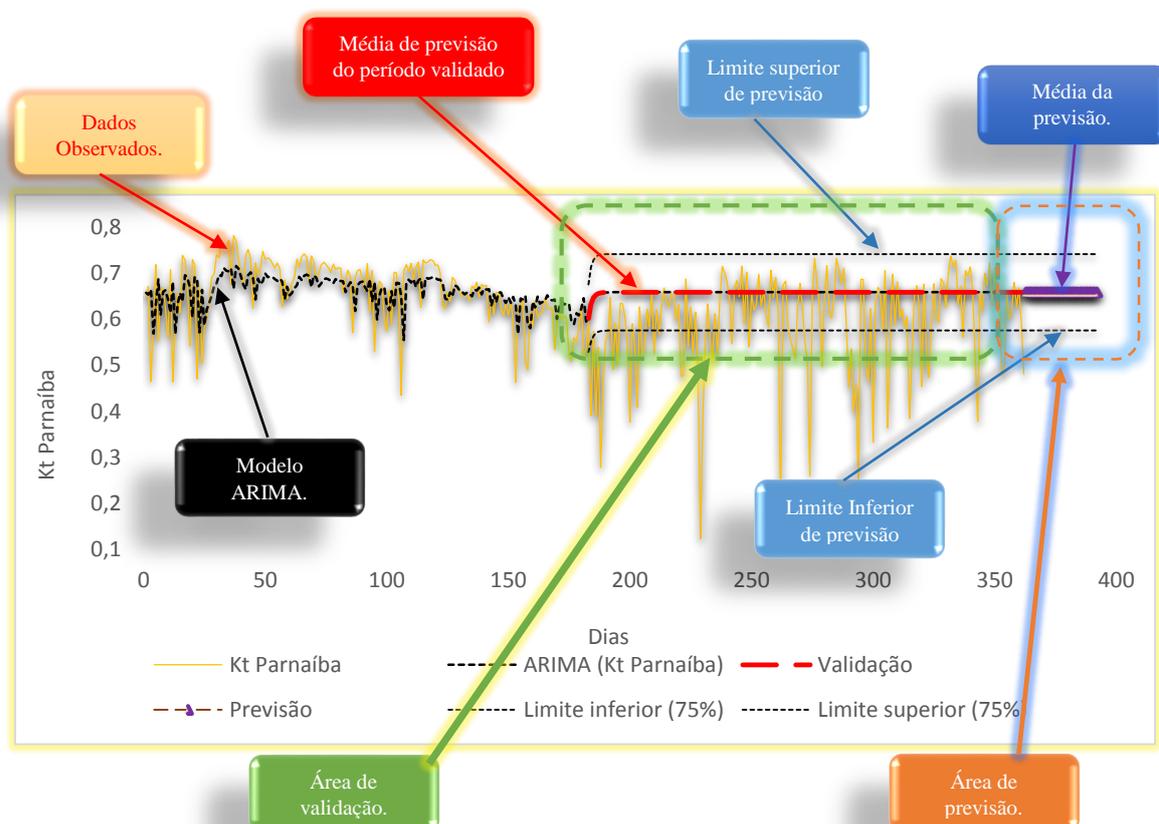
testados em seu problema, deixando ao computador a escolha dos parâmetros ótimos que minimizam o erro de previsão. A escolha do método mais adequado é feita pelo usuário com base nos resultados dos vários testes. Por último, os softwares manuais são aqueles em que o usuário define o método de previsão a ser testado e os respectivos parâmetros; seu uso visa avaliar o desempenho do método proposto. Neste caso, há necessidade de um maior conhecimento técnico por parte do usuário, mas em compensação tem-se um maior controle do processo de previsão (CAVALHEIRO, 2003).

O presente estudo faz uso do software XLSTAT para parametrizar e fazer previsões, o mesmo assume características de um software automático. Este software se mostrou mais completo e eficaz nas análises realizadas

4.6.1. Entendendo os gráficos de previsão do XLSTAT

O XLSTAT gera o gráfico de previsão baseado em limites de confiança, graficamente também é mostrada a média de validação (calibragem) e a média de previsão como uma reta no gráfico. A figura 49 mostra os principais elementos do gráfico confeccionado pelo software.

Figura 49 - Explicação dos gráficos de previsão do XLSTAT.



4.7 Índice de transparência atmosférica K_t .

Em 1960, Liu & Jordan definiram o índice de cobertura das nuvens como a razão entre a irradiação solar terrestre e a extraterrestre, o chamado K_t . Outros trabalhos definiram o índice K_t como índice de limpidez (*cleaner index*), ou ainda como índice de transparência da atmosfera (MARTINAZZO, 2004).

Este trabalho adota a expressão de “índice de transparência atmosférica”.

Para se obter os valores da irradiação diária extraterrestre H_0 e conseqüentemente os de K_t , utilizaram-se as equações 4.15, 4.16, 4.17, 4.18 e 4.19 (IQBAL, 1983).

$$H_0 = (24/\pi) \cdot I_{sc} \cdot E_0 \cdot \cos \phi \cdot \cos \delta \cdot [\sin \omega_s - (\pi/180) \cdot \omega_s \cdot \cos \omega_s] \quad 4.15$$

Onde:

I_{sc} é a constante solar e considerada igual a 1.367 Wm^{-2}

E_0 é o fator de correção da excentricidade da órbita terrestre e é dado por:

$$E_0 = 1 + 0,033 \cdot \cos(2\pi \cdot dn / 365) \quad 4.16$$

Onde:

dn é o número do dia do ano, variando de 1 em 1° de janeiro a 365 em 31° de dezembro.

ϕ é a latitude do local tendo o Norte como positivo.

δ é a declinação solar dada pela equação:

$$\delta = (0,006918 - (0,39912 \cdot \cos \Gamma) + (0,070257 \cdot \sin \Gamma) - (0,00678 \cdot \cos 2\Gamma) + (0,000907 \cdot \sin 2\Gamma) - (0,002697 \cdot \cos 3\Gamma) + (0,00148 \cdot \sin 3\Gamma)) \cdot (180/\pi) \quad 4.17$$

Sendo:

Γ o ângulo do dia dado pela equação:

$$\Gamma = 2\pi \cdot (dn - 1/365) \quad 4.18$$

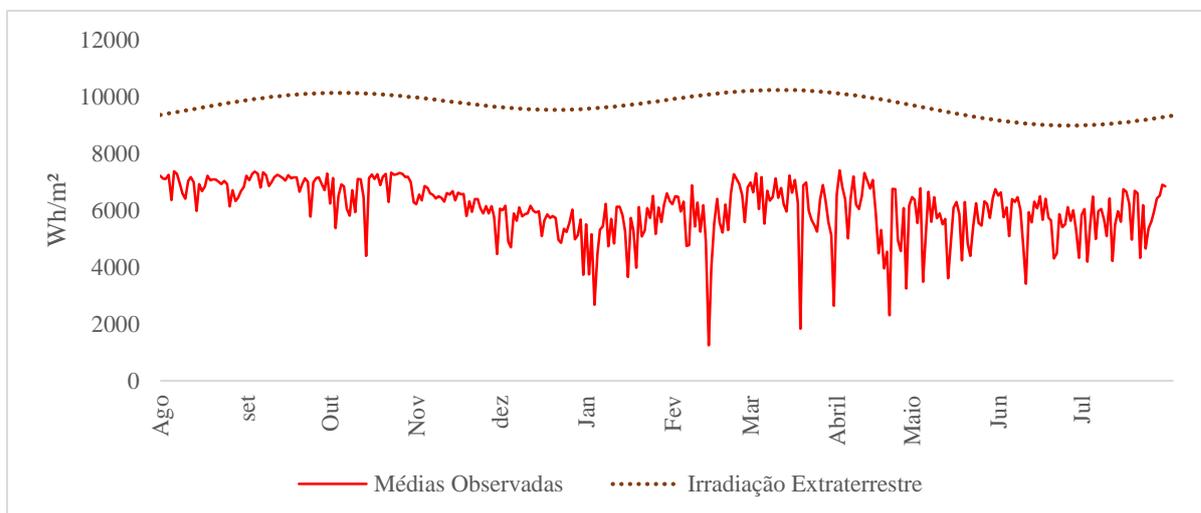
e ω_s o ângulo do nascer do Sol dado pela equação:

$$\omega_s = \cos^{-1} . (- \tan \phi . \tan \delta) \quad 4.19$$

Nas figuras. 4.2, 4.3 e 4.4, são apresentadas as relações entre a irradiação diária global e a irradiação diária extraterrestre nas três localidades e nos respectivos períodos em estudo.

É possível observar na figura 50 que a irradiação diária extraterrestre sobre Parnaíba, apresenta valores acima de 10 kWh/m², com uma máxima de 10,240 kWh/m² ocorrida durante o período. Já a irradiação diária terrestre apresentou valores abaixo de 8 kWh/m² com uma máxima de 7,410 kWh/m² durante o período. Na figura, nota-se a sazonalidade das irradiações terrestres apresentando altas nos meses relacionados ao segundo semestre anual, a chamada estação seca para o nordeste brasileiro.

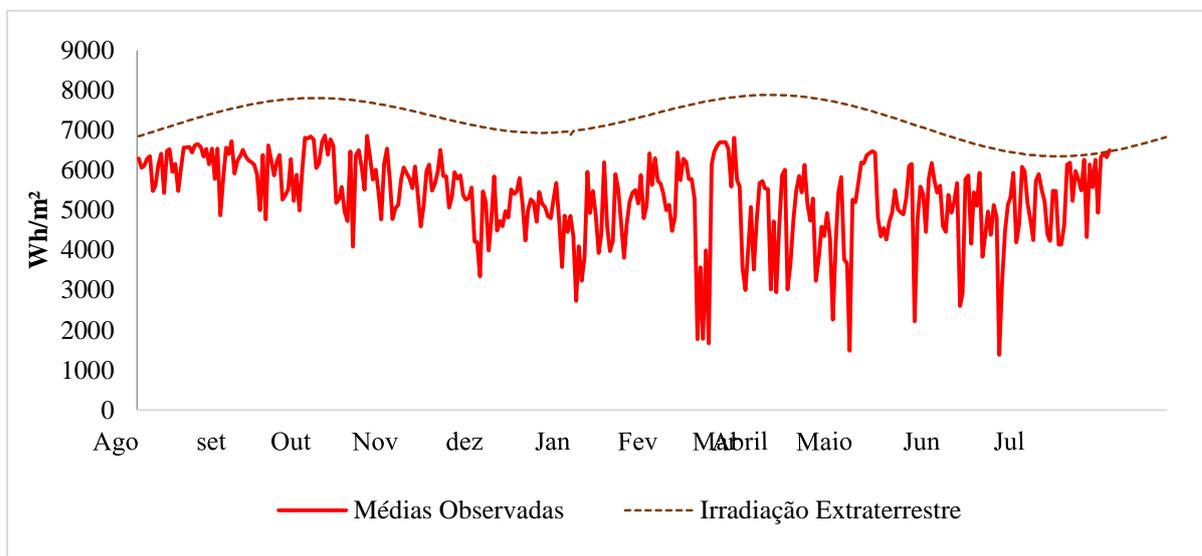
Figura 50 - Irradiação diária extraterrestre e irradiação diária global do período (ago. 2012 a jul. 2013) em Parnaíba.



Em Maracanaú, é verificada uma irradiação diária extraterrestre máxima de 7,783 kWh/m² no período. Sua irradiação diária terrestre, no entanto, tem máxima de 6,868 kWh/m², conforme figura 51. As medições com valores mais elevados são

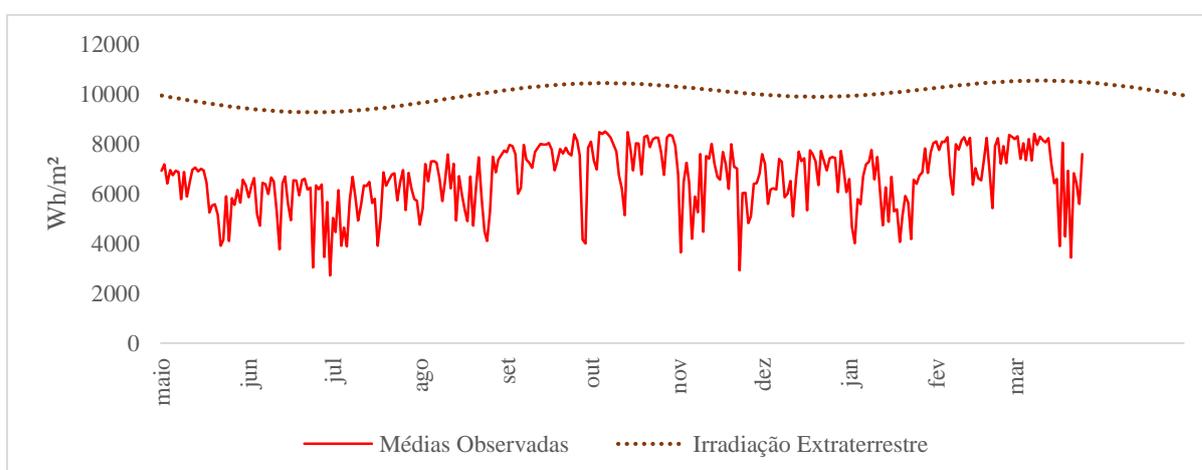
características do segundo semestre anual para o local e indicam uma sazonalidade nas medições.

Figura 51 - Irradiação diária extraterrestre e irradiação diária global do período (mai. 2012 a abr. 2013) Maracanaú.



Em Petrolina, a irradiação diária extraterrestre tem máxima de 10,536 kWh/m², em contraste com a terrestre, que obteve máxima de 8,492 kWh/m², conforme figura 52. A figura apresenta uma sazonalidade nas medições nos meses do segundo semestre anual, coincidente com o período não chuvoso.

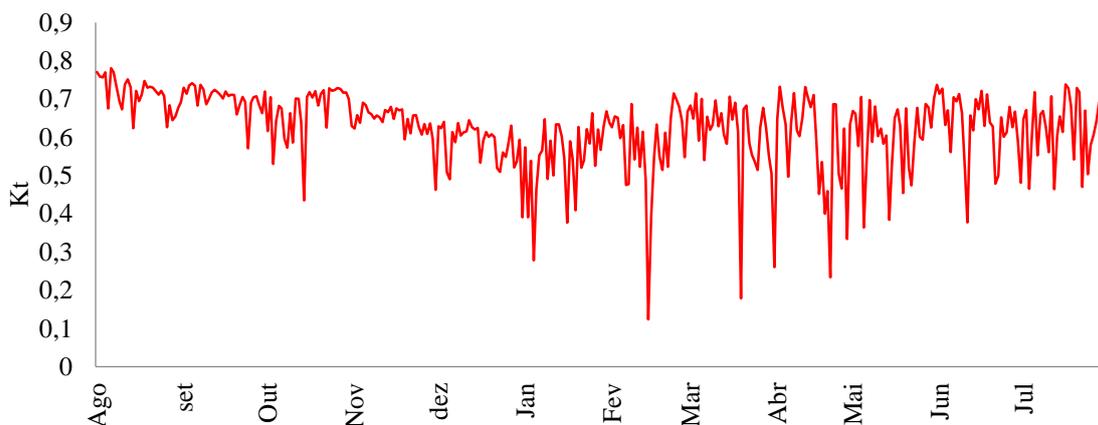
Figura 52 - Irradiação diária extraterrestre e irradiação diária global do período (mai. 2012 a mar. 2013) Petrolina.



Com os valores de irradiação extraterrestre obtidos, é possível, através da relação $\overline{H} / \overline{H}_o$, obter os valores de Kt. As figuras 4.5, 4.6 e 4.7, mostram os valores de Kt para as três localidades nos respectivos períodos.

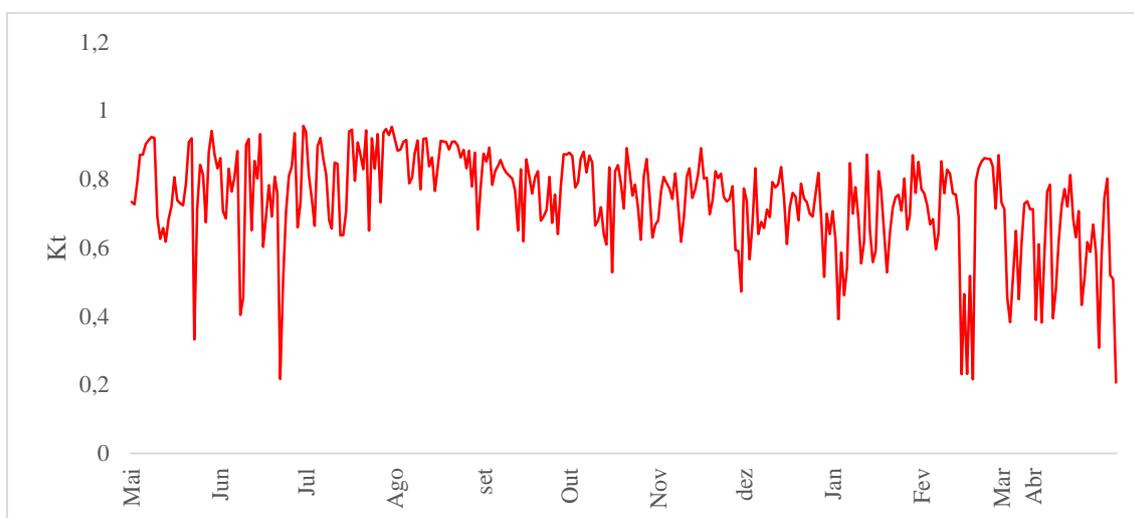
Em Parnaíba verificou-se um Kt máximo de 0,78 e mínimo de 0,12, conforme figura 53. É possível observar que diferentemente da irradiação terrestre, a medição com Kt apresenta uma sazonalidade menos evidente.

Figura 53 - Kt para Parnaíba no período (ago -2012 a jul 2013).



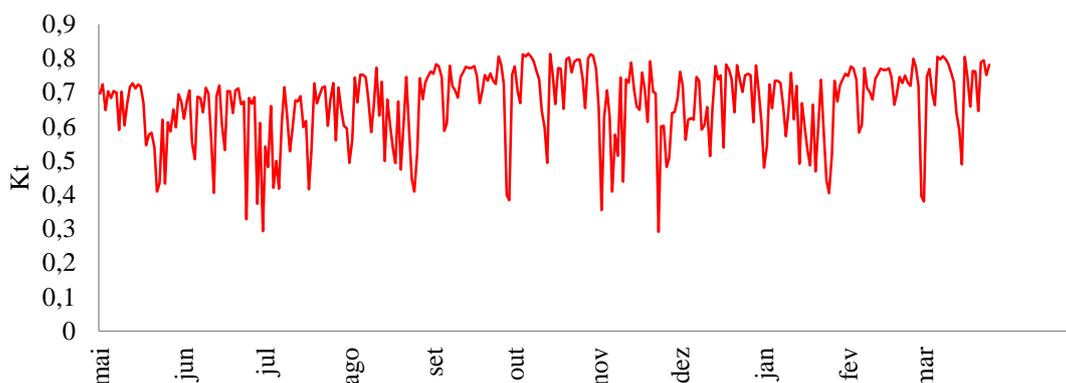
Em Maracanaú, o máximo Kt obtido no período foi de 0,95 e o mínimo de 0,20. A sazonalidade da medição com Kt é menos evidente no período, conforme figura 54.

Figura 54 - Kt para Maracanaú no período (mai. 2012 a abr. 2013).



Petrolina apresenta um Kt máximo no período observado de 0,81 e o mínimo de 0,29. A tendência sazonal apresentada para a medição com Kt é baixa, conforme gráfico da figura 55.

Figura 55 - Kt para Petrolina no período (mai. 2012 a mar. 2013).



4.8 Distribuições de frequência para valores de Kt

Na busca por uma distribuição de frequência para dados solares, percebeu-se que entre as mesmas não se tinha uma boa aderência aos referidos dados. Geralmente, dados em séries temporais seguem distribuições normais, o que não ocorreu no desenvolvimento deste trabalho. Este fato mostrou-se preocupante, pois torna-se difícil fazer qualquer modelagem e mesmo previsão de dados se os mesmos não puderem ser expressos em uma distribuição estatística.

Procurou-se na literatura o uso aninhado de distribuições quer normais, quer distribuições de Weibull, entre outras, no intuito de uma representação mais adequada na distribuição de dados de irradiação solar. Esta busca também resultou negativa, o que provocou uma pesquisa ainda mais profunda na literatura. Obteve-se a informação que vários pesquisadores se utilizaram não de dados diretos de irradiação e sim de uma componente presente nos dados, o Kt. Esta grandeza adimensional pode ser modelada em uma distribuição de frequência, bem como predita através de métodos específicos.

O índice Kt apresenta-se como a componente, nas séries temporais da irradiação solar, com baixas tendências sazonais. Kt permite a estimativa independente da época do ano (MACAGNAN, 1989).

Liu & Jordan, em 1963, desenvolveram curvas de distribuição cumulativas para o mesmo valor de Kt independente de altitude e latitude. O trabalho de Liu & Jordan definiu tais curvas como uma distribuição de frequência universal para dados solares (LIU & JORDAN,1963).

Bendt et al, em 1981, utilizando de dados obtidos de localidades americanas, de 20 anos, chegou a resultados idênticos aos de Liu e Jordan (BENDT ET AL, 1981).

Saunier em 1987, refutou Liu e Jordan quando disse que as curvas de distribuição cumulativa não seriam apropriadas para climas tropicais (SAUNIER et al., 1987).

Utilizando-se da ferramenta computacional estatísticas XLSTAT, na sua versão de avaliação 2014.5.3, modulada ao Microsoft Excel, obtém-se a tabela 4 com os ajustes de distribuição para Parnaíba, Maracanaú e Petrolina respectivamente. O software faz o ajuste para a distribuição que mais se adequa aos dados.

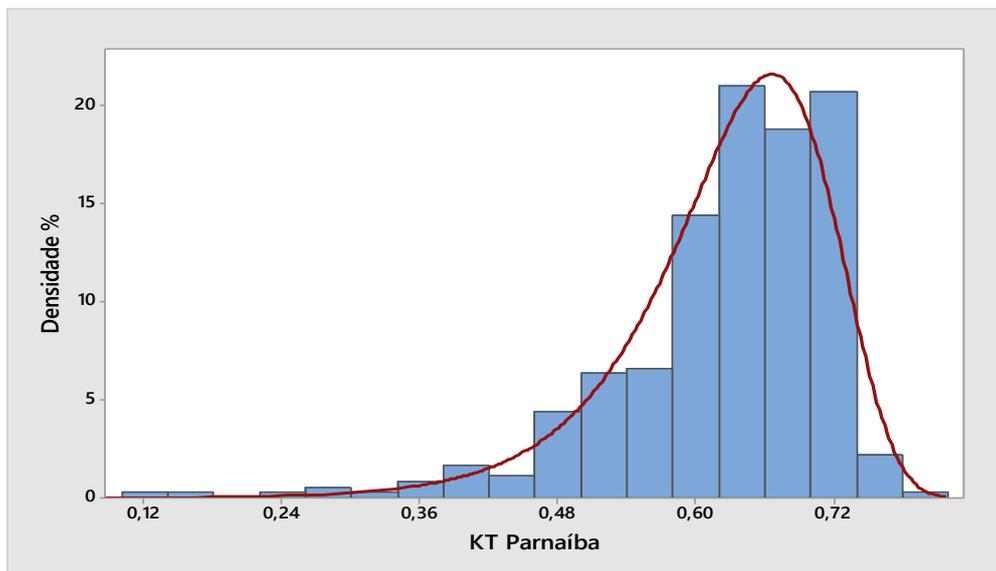
Tabela 4 - P-valor das distribuições de frequências para as localidades de Parnaíba, Maracanaú e Petrolina.

Parnaíba		Maracanaú		Petrolina	
Distribuição	p-valor	Distribuição	p-valor	Distribuição	p-valor
Beta4	0,3702	Beta	0,3102	Beta	0,0019
Qui-quadrado	< 0,0001	Beta4	0,0138	Beta4	0,0605
Erlang	< 0,0001	Qui-quadrado	< 0,0001	Qui-quadrado	< 0,0001
Exponencial	< 0,0001	Erlang	< 0,0001	Erlang	< 0,0001
Fisher-Tippett (2)	0,005	Fisher-Tippett (1)	< 0,0001	Fisher-Tippett (1)	< 0,0001
Gama (1)	< 0,0001	Fisher-Tippett (2)	< 0,0001	Fisher-Tippett (2)	< 0,0001
Gama (2)	0,2091	Gama (1)	< 0,0001	Gama (1)	< 0,0001
GEV	0,6075	Gama (2)	0,0022	Gama (2)	< 0,0001
Gumbel	< 0,0001	GEV	0,282	GEV	< 0,0001
Log-normal	0,2019	Gumbel	< 0,0001	Gumbel	< 0,0001
Logística	0,5626	Log-normal	< 0,0001	Log-normal	< 0,0001
Normal	0,2441	Logística	0,0816	Logística	0,0045
Normal padrão	< 0,0001	Normal	0,0381	Normal	0,0003
Student	< 0,0001	Student	< 0,0001	Student	< 0,0001
Weibull (1)	< 0,0001	Weibull (1)	< 0,0001	Weibull (1)	0,7524
Weibull (2)	0,7495	Weibull (2)	0,1716	Weibull (2)	0,0176
Weibull (3)	0,5411	Weibull (3)	0,6956	Weibull (3)	0,0516

***Weibull 1** = distribuição de Weibull feita com um único parâmetro; ***Weibull 2** = distribuição de Weibull com dois parâmetros, forma e escala; ***Weibull 3** = distribuição de Weibull com três parâmetros, forma, escala e média.

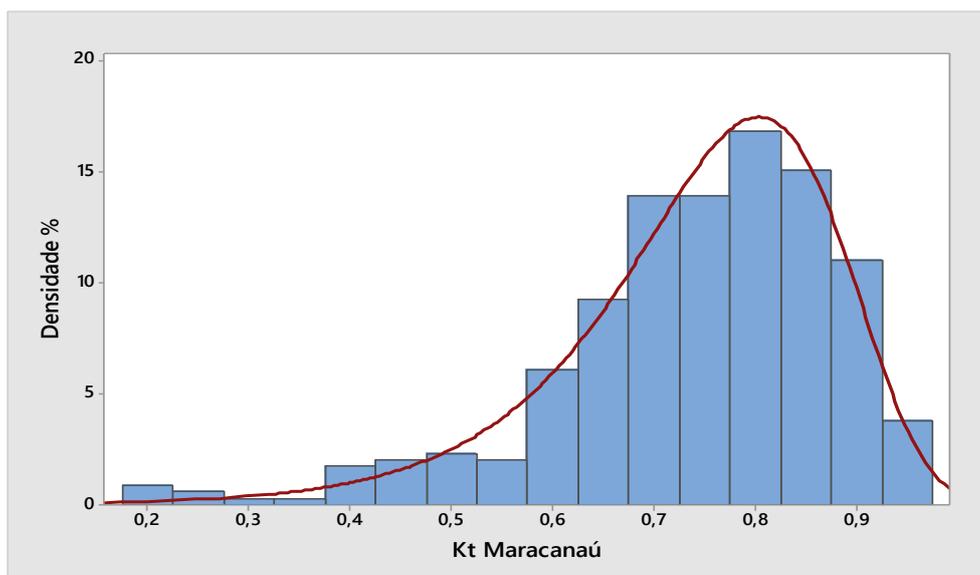
Parnaíba apresenta adequação com uma distribuição de Weibull. A aderência foi de 75%, conforme p-valor da tabela 4.1, o que pode ser visto na figura 56.

Figura 56 - Distribuição de frequência de Weibull para Kt em Parnaíba (ago-2012 a jul-2013).



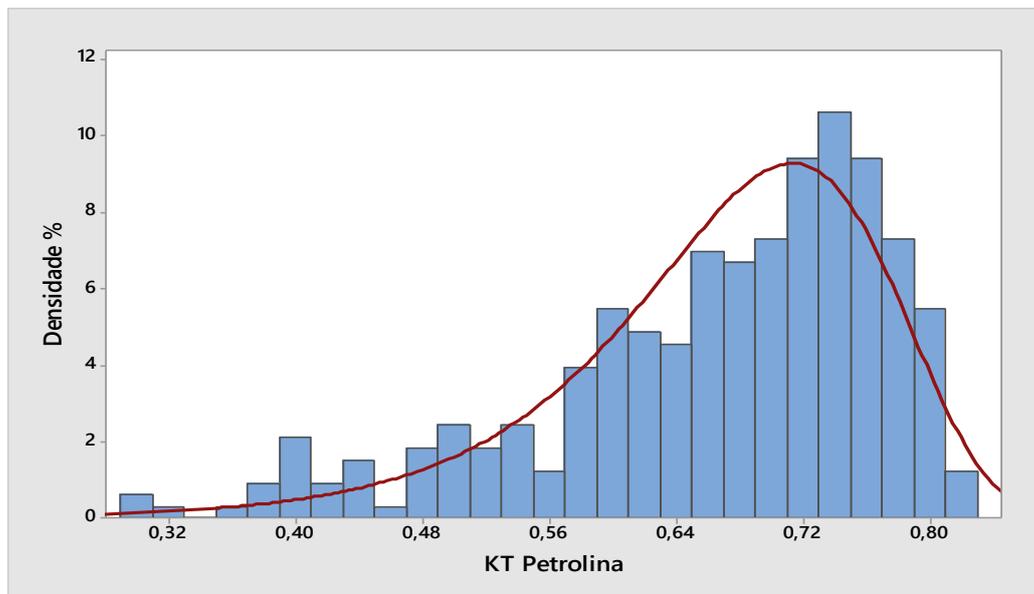
Em Maracanaú, a adequação seguiu uma distribuição de Weibull. A aderência foi de 70%, conforme p-valor da tabela 4.1, o que pode ser visto na figura 57.

Figura 57 - Distribuição de frequência de Weibull para Kt em Maracanaú (maio-2012 a abril-2013).



Em Petrolina, a aderência aos modelos de distribuições mostra-se compatível com uma distribuição de Weibull. A aderência foi 75%, conforme p-valor na tabela 4.1 e visto na figura 58.

Figura 58 - Distribuição de frequência de Weibull para Kt em Petrolina (maio-2012 a março-2013).



4.9 Regressão para os valores de Kt

Em seguida, é feita uma análise regressiva dos dados de irradiação observados para se checar a relação matemática entre as médias diárias observadas e os valores de Kt dos respectivos locais. Os valores das médias estão na unidade de kWh/m². Essas relações são geradas automaticamente no procedimento de regressão, feito com o software XLSTAT ou com o software Minitab, e indicam que nestas localidades os dados das observações podem ser correlacionados matematicamente com seus respectivos Kt. A tabela 5 apresenta os índices oriundos dos modelos regressivos para cada localidade em estudo.

Em destaque R^2 , índice que representa o percentual de aderência ao modelo. Observa-se que Parnaíba apresentou um MSE de 0,05; Maracanaú apresentou MSE de 0,11 e Petrolina, MSE de 0,58.

Tabela 5 - Índices da regressão nas três localidades.

Índices	Parnaíba	Maracanaú	Petrolina
Observações	362	345	329
R²	94%	89%	62%
SSE	21,1246	40,4006	190,8030
MSE	0,0588	0,1181	0,5853
REQM	0,2426	0,3437	0,7650
pr1	0,0527	-0,4337	2,8836
pr2	9,3737	9,0620	1,5551
pr3	0,4052	-1,6795	5,9382

Pode-se chegar então às seguintes equações de relações matemáticas regressivas para Parnaíba, Maracanaú e Petrolina:

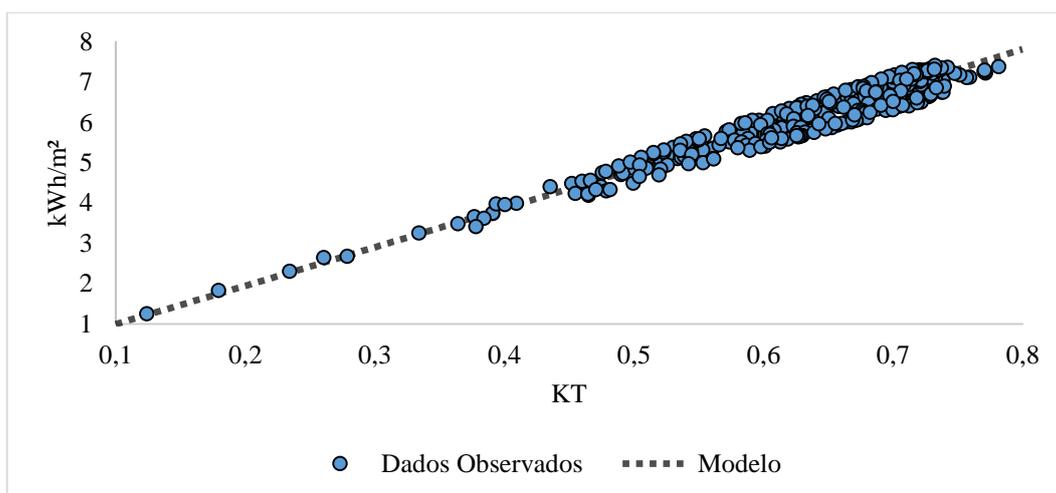
- Médias Parnaíba = $0,05266 + (9,37369.Kt) + 0,40518.(Kt)^2$ (4.20)

- Médias Maracanaú = $-0,43374 + (9,06205.Kt) - 1,67955.(Kt)^2$ (4.21)

- Médias Petrolina = $2,88359 + (1,55508.Kt) + 5,93815.(Kt)^2$ (4.22)

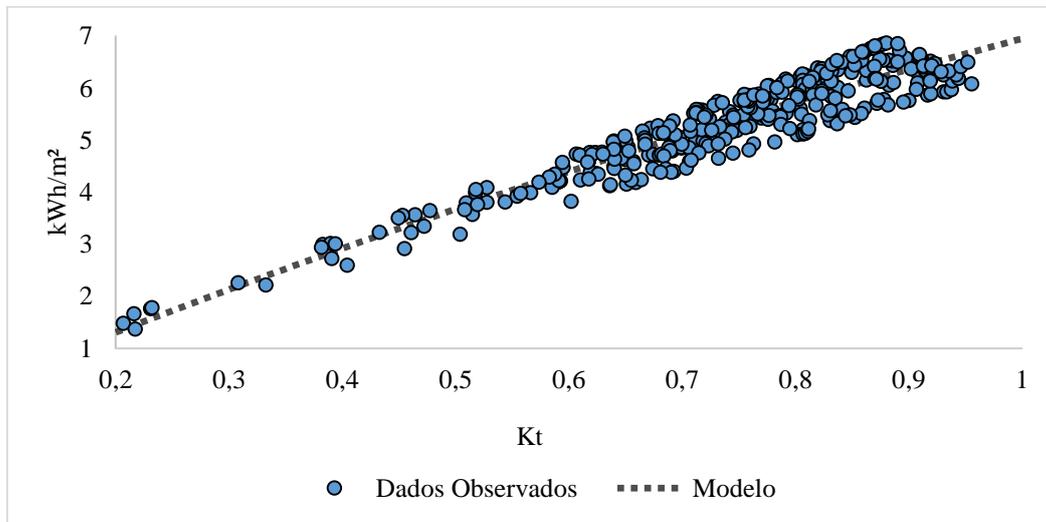
Na figura 59, tem-se a regressão para Parnaíba baseada na série de seus respectivos Kt e nas médias diárias observadas no período em estudo. O R² é de 94%, mostrando que seus dados estão mais próximos da linha do modelo.

Figura 59 - Regressão para Parnaíba.



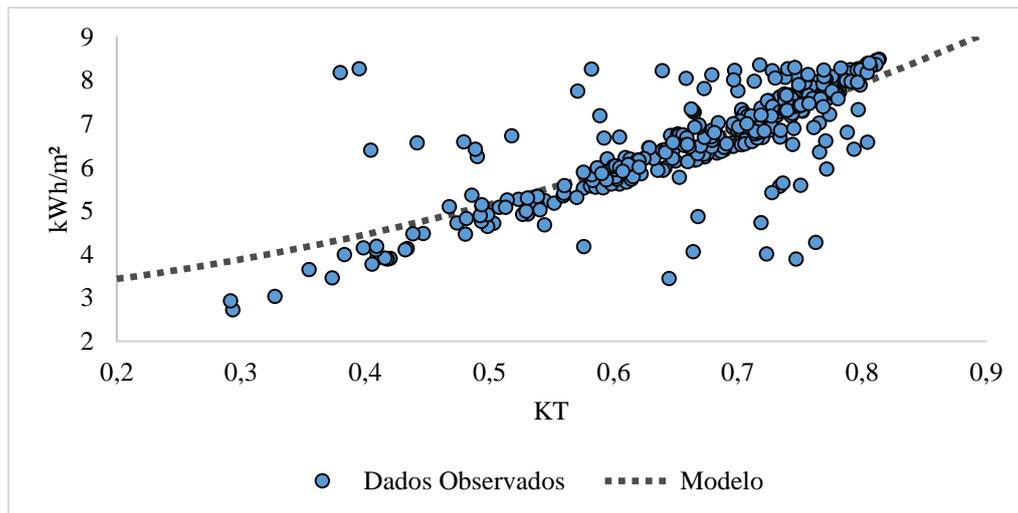
A figura 60, apresenta a regressão para Maracanaú baseada na série de seus respectivos Kt e as médias diárias observadas no período em estudo. Seu R² é de 89%.

Figura 60 - Regressão para Maracanaú.



Na figura 61, está a regressão para Petrolina baseada na série de seus respectivos K_t e as médias diárias observadas no período em estudo. Seu R^2 é de 62% o que demonstra que valores das irradiações diárias apresentam uma maior dispersão ao modelo apresentado de regressão.

Figura 61 - Regressão para Petrolina.



4.10 Estimativas, modelagens e previsões da irradiação solar.

Métodos de desempenho de longo tempo para sistemas solares (tanto térmico como fotovoltaicos) foram realizados utilizando médias mensais e anuais. No entanto,

são poucas as fontes de aquisição destes dados, o que dificulta a obtenção dos mesmos numa quantidade adequada para previsões. (MACAGNAN, 1989).

O uso de dados amostrais em número muito pequeno induz a uma estimativa inadequada e insatisfatória, dando ao projetista um falso indicador a ser aplicado em seus cálculos. Este fato obriga, por si só, o uso de dados em quantidade adequada. O problema nasce nessa perspectiva, pois há enorme carência de fontes (torres de coletas de dados). Carência não só em números como em tempo de funcionamento, pois pouquíssimas estações ao redor do mundo estão funcionando a mais de uma década (MACAGNAN, 1989). Precisa-se de décadas de dados para se ter uma ideia mais realista do comportamento do recurso solar, isto em um determinado local (MACAGNAN, 1989).

As séries de dados usadas neste trabalho são temporais, isto é, uma coleção de observações feitas sequencialmente sobre uma variável de interesse ao longo do tempo. As características mais importantes destes tipos de dados é que as observações são dependentes entre si e o interesse está em analisar e modelar esta dependência no tempo.

4.10.1 ARIMA – Identificação.

A estacionaridade pode ser definida como a capacidade que uma série de dados temporais terem sua média e desvio padrão constante no decorrer de tempo. Ela pode ser analisada através de gráficos de autocorrelação, porém esta análise pode ser equivocada visto que a interpretação dos gráficos é discricionária por parte do aplicador do método.

Usa-se o teste da Raiz Unitária de Dickey-Fuller ADF, que avalia se o valor da estatística t estimado para o parâmetro de Y_{t-1} segue a distribuição da estatística τ (tau). Dessa forma, o teste de Dickey-Fuller verifica se a hipótese nula ($\delta = 0$) é rejeitada ou não em determinados níveis de significância estatística (Gujarati, 2006). Se o valor de τ observado for, em módulo, maior que o de τ crítico a série é estacionária. A tabela 6 mostra os resultados obtidos nos testes.

Tabela 6 - Teste de Dickey-Fuller para as três localidades em análise.

Teste de Dickey-Fuller ADF (estacionária):	Parnaíba	Maracanaú	Petrolina
Tau (Valor observado)	-4,3099	-5,7588	-5,2452
Tau (Valor crítico)	-0,9025	-0,8679	-0,8679
p-valor (unilateral)	0,0033	<0,0001	<0,0001
alfa	0,05	0,05	0,05

Como o p-valor calculado no teste é menor que o nível de significância alfa = 0,05 adotado, as séries de Kt Parnaíba, Maracanaú e Petrolina são estacionárias.

4.10.2 ARIMA – Estimativa dos parâmetros.

Com o uso do software XLSTAT e, aplicando o método dos mínimos quadrados, foram definidos os parâmetros mais adequados para as séries de Kt em cada localidade, sendo:

- Kt Parnaíba: ARIMA (1,0,0);
- Kt Maracanaú: ARIMA (1,0,0);
- Kt Petrolina: ARIMA (1,0,0).

A tabela 7 mostra os parâmetros obtidos nas análises.

Tabela 7 - Parâmetros dos Modelos ARIMA para valores de Kt em Parnaíba, Maracanaú e Petrolina.

Locais	Kt Parnaíba		Kt Maracanaú		Kt Petrolina	
	Constante	AR(1)	Constante	AR(1)	Constante	AR(1)
Valor	0,6442	0,6036	0,7989	0,3297	0,6444	0,4104
Limite inferior (75%)	0,6284	0,5353	0,7886	0,2452	0,6313	0,3244
Limite superior (75%)	0,6600	0,6718	0,8093	0,4141	0,6574	0,4963

4.10.3 ARIMA – Verificação de diagnóstico.

Para checar a adequação dos modelos ARIMA obtidos, deve-se observar os índices de variância RB que estão relacionados ao comportamento dos resíduos no processo de previsão. Se a média dos resíduos tender a zero, então seu uso é adequado (ABRAHAM, B.; LEDOLTER, 1983).

Outro teste popular é o teste de Durbin-Watson, o qual é usado no contexto de verificação da validade dos modelos ARIMA. O índice “W” deve estar entre zero e dois. Se estiver abaixo de 1 o modelo é incompatível, se estiver acima de 2, o nível de significância está subestimado. Com o uso do XLSTAT obtêm-se a tabela 8 que mostra os valores do teste para as localidades estudadas.

Tabela 8 - Teste de Durbin-Watson para Parnaíba, Maracanaú e Petrolina.

Parâmetros	Parnaíba	Maracanaú	Petrolina
W	1,3093	1,0643	1,5592
p-valor	<0,0001	<0,0001	<0,0001
alfa	0,05	0,05	0,05

Observa-se que os índices “W” encontrados estão no intervalo de compatibilidade do modelo. Este fato é observado nas figuras 62 em Parnaíba, 63 em Maracanaú, e 64 em Petrolina. A variância RB para Parnaíba teve valor igual a 0,0041, Maracanaú 0,0085 e Petrolina teve valor igual a 0,0108.

Figura 62 - Resíduos da previsão ARIMA (1,0,0) para Kt Parnaíba.

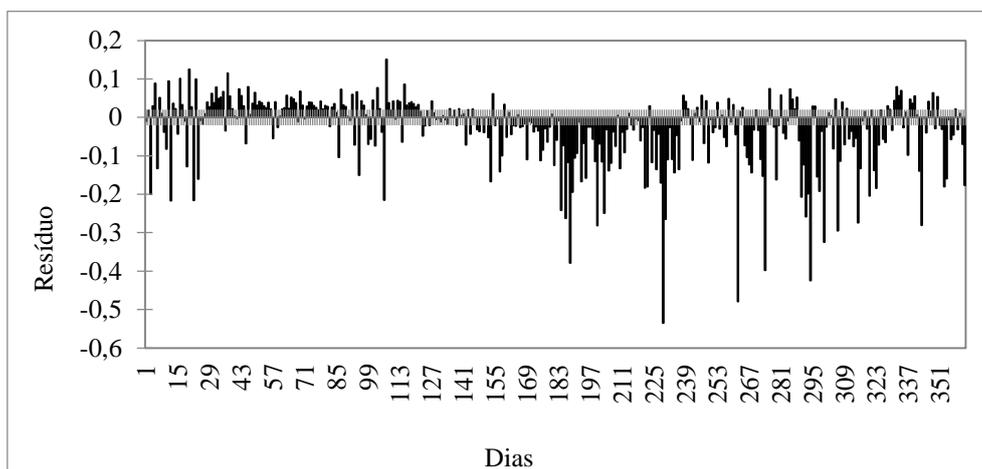


Figura 63 - Resíduos da previsão ARIMA (1,0,0) para Kt Maracanaú.

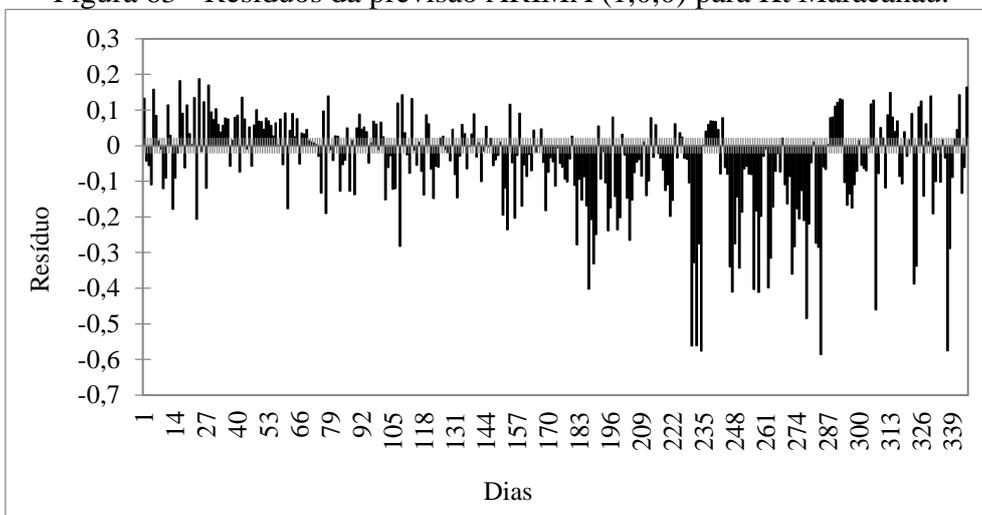
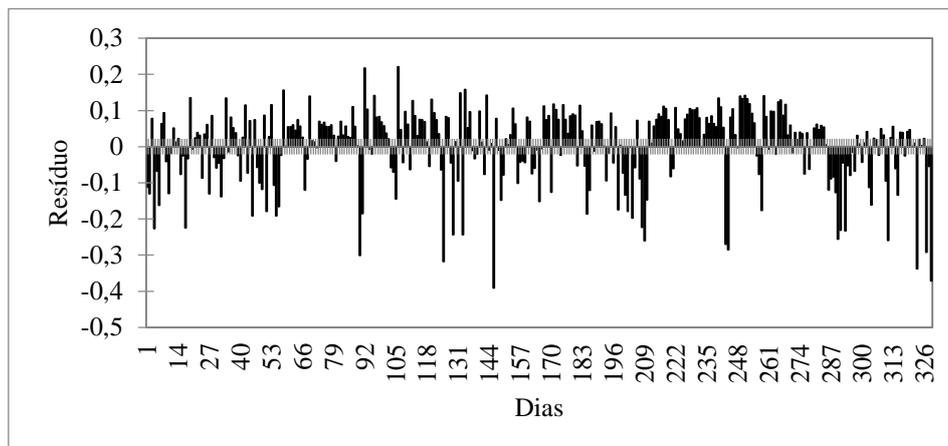


Figura 64 - Resíduos da previsão ARIMA (1,0,0) para Kt Petrolina.



4.10.4 ARIMA - Previsão

O modelo ARIMA por ser facilmente aplicado a todas as séries dos locais envolvidos. As previsões feitas com um modelo ARIMA minimizam o erro quadrático médio de previsão.

Outro ponto em específico é o tempo de previsão. Quando se faz previsões tem-se o problema da perda de informações à medida que se avança em tentar prever os valores futuros. Determinar o valor da série “s” passos à frente, faz com que haja perda de informações referentes aos choques aleatórios e a previsão passa a ser uma função de outra previsão, isso quer dizer que o poder preditivo fica empobrecido. Já o trabalho com pequena base de dados, também empobrece a confiança nos resultados das previsões.

A metodologia ARIMA deve ser aplicada em séries com mais de 50 observações (GRANGER, NEWBOLD, 1986). Os processos ARIMA apresentam a característica geral de suas previsões reverterem à média quando o horizonte de previsão aumenta. Nesse sentido, o potencial de previsão destes modelos está limitado a horizontes de curto prazo (FISCHER, 1991).

Baseado nesse fator, e pelo fato da pesquisa da literatura estatística não ter obtido resultados satisfatórios quanto ao tempo preditivo adequado para dados de irradiação solar, decidiu-se discricionariamente trabalhar experimentalmente com um número de previsão de 30 dias com validações do modelo em 180, 150 e 30 dias.

Em virtude de os dados estarem distribuídos em períodos não homogêneos nas localidades e da importância do comportamento da irradiação solar nos meses secos

e chuvosos, decidiu-se trabalhar com os primeiros 180 dias referenciados aos meses da estação seca e validando o modelo para o restante dos meses (estação chuvosa).

Utilizando o método dos mínimos quadrados são obtidos os índices das estimativas para cada local. Novamente é empregado o software XLSTAT para a obtenção dos parâmetros.

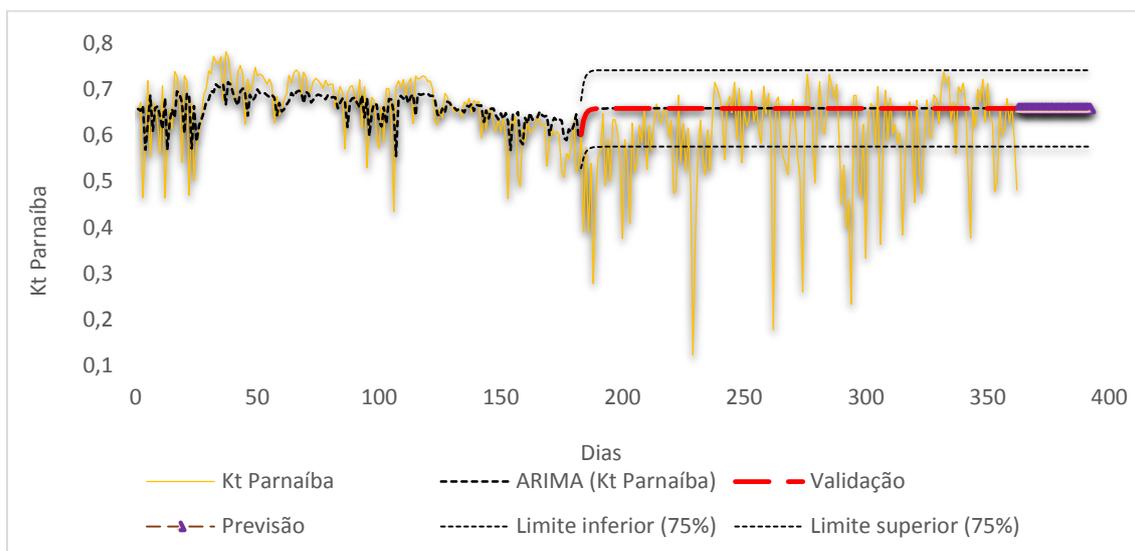
A tabela 9 apresenta os índices das estimativas dos modelos de previsões ARIMA obtidos para as localidades em estudo. Nela, é possível observar que o MSE para os dados das três localidades é aproximadamente 1%, o mesmo ocorre para o FPE dos modelos de previsão. O EQMP e o MAPE serão analisados depois. Estes são os principais parâmetros para se avaliar os modelos de previsão.

Tabela 9 - Índices de Estimativas das previsões para Parnaíba, Maracanaú e Petrolina no modelo ARIMA.

ARIMA									
Parnaíba				Maracanaú			Petrolina		
Validação/Previsão	30/30	150/30	180/30	30/30	150/30	180/30	30/30	150/30	180/30
SSE	2,6683	1,1048	0,6957	4,3239	1,6874	1,3144	2,7508	1,8061	1,6191
MSE	0,0080	0,0053	0,0039	0,0138	0,0087	0,0080	0,0092	0,0100	0,0109
REQM	0,0896	0,0725	0,0622	0,1175	0,0935	0,0893	0,0959	0,1002	0,1042
Variância RB	0,0080	0,0053	0,0041	0,0137	0,0088	0,0085	0,0092	0,0100	0,0108
MAPE	13,1672	9,2181	7,3868	14,4829	10,1620	9,3584	12,6729	13,3693	14,1864
FPE	0,0081	0,0053	0,0039	0,0139	0,0088	0,0081	0,0093	0,0101	0,0110
EQMP	0,0079	0,0085	0,0098	0,0149199	0,0193412	0,0216902	0,0099136	0,0108988	0,01088242

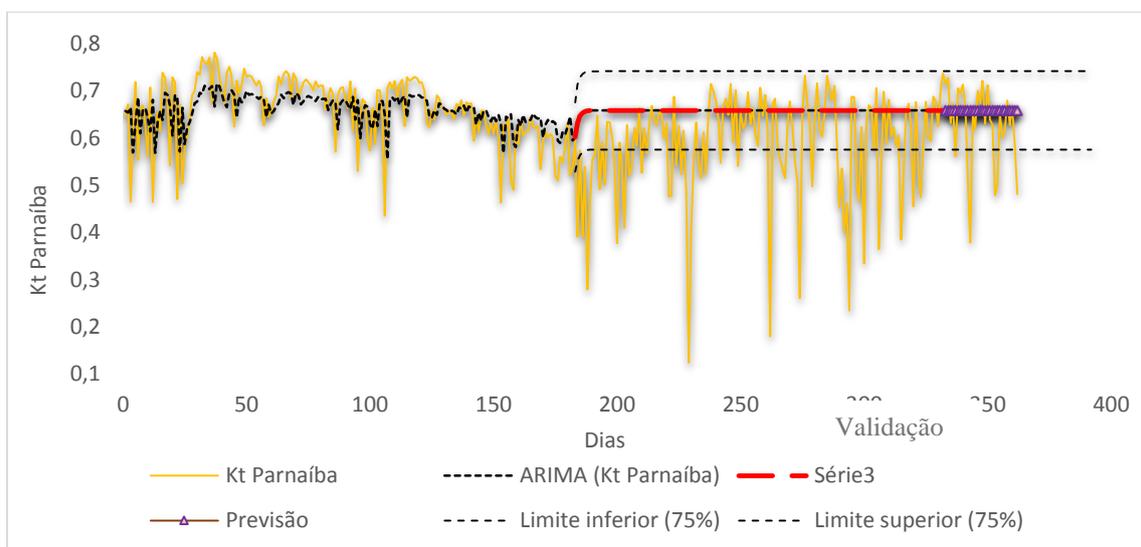
A figura 65 apresenta a previsão de 30 dias, com o modelo validado em 180 dias, para Parnaíba. Pode-se observar baixa tendência sazonal proveniente do uso do Kt. A previsão mostra valores futuros que se situam nos limites inferior e superior entre 0,57 e 0,74 respectivamente e de uma média de 0,65 para um período de 30 dias.

Figura 65 - Previsão de 30/180 dias no modelo ARIMA para valores de Kt em Parnaíba.



A figura 66 apresenta a previsão de 30 dias com o modelo validado em 150 dias, para Parnaíba. A previsão mostra valores futuros que se situam nos limites inferior e superior entre 0,54 e 0,74 respectivamente e de uma média de 0,64 para um período de 30 dias.

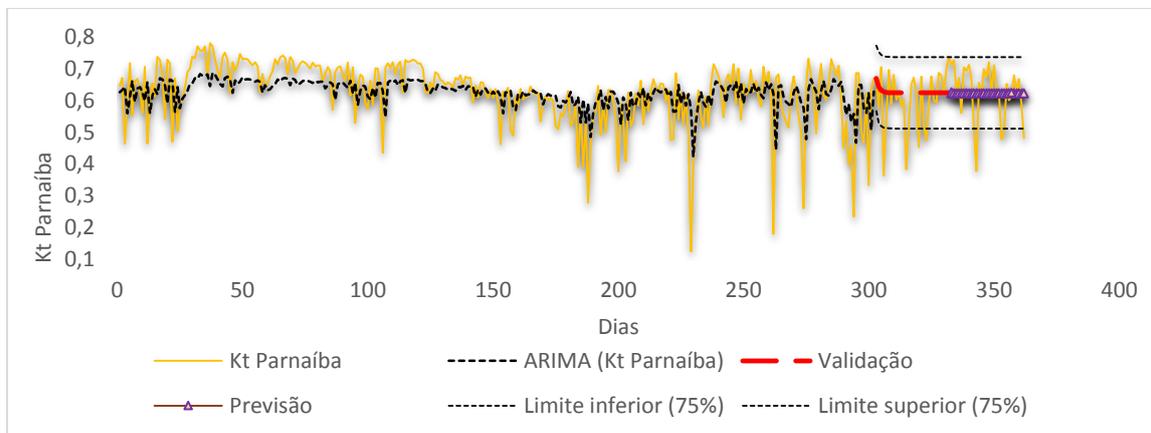
Figura 66 - Previsão de 30/150 dias no modelo ARIMA para valores de Kt em Parnaíba.



A figura 67 apresenta a previsão de 30 dias com o modelo validado em 30 dias, para Parnaíba. A previsão mostra valores futuros que se situam nos limites inferior

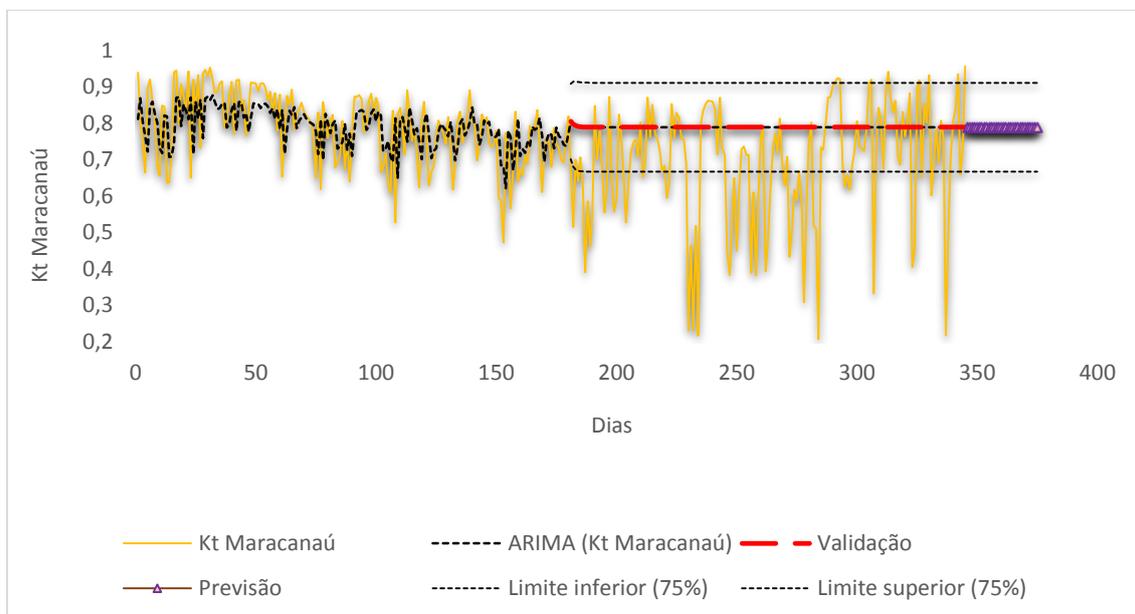
e superior entre 0,51 e 0,73, respectivamente e de uma média de 0,62 para um período de 30 dias.

Figura 67 - Previsão de 30/30 dias no modelo ARIMA para valores de Kt em Parnaíba.



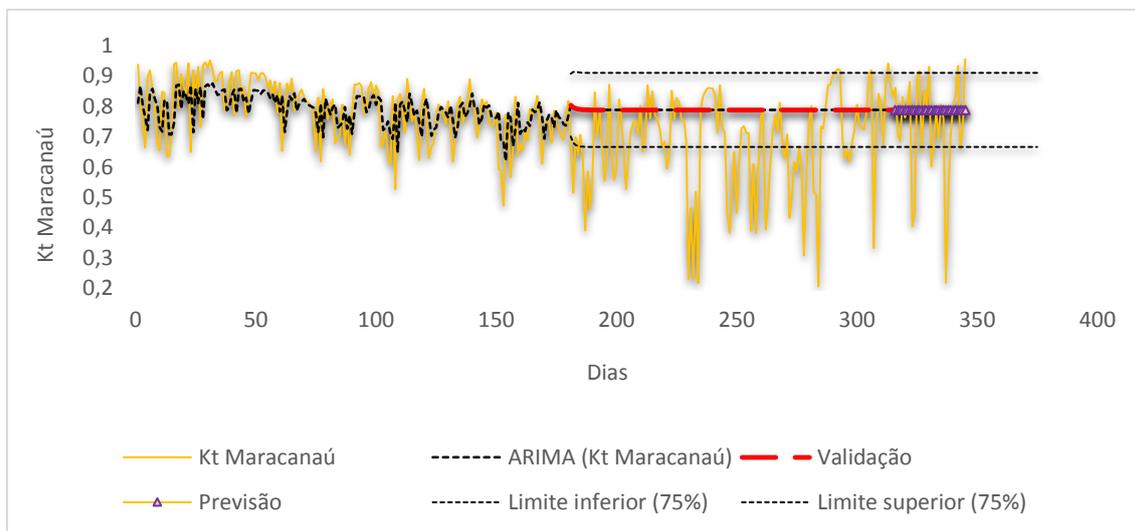
Para Maracanaú, a figura 68 apresenta a estimativa do método com previsão situada nos limites entre 0,66 e 0,91. A previsão é de média de 0,79 para um período 30 dias e validação do modelo é de 180.

Figura 68 - Previsão de 30/180 dias no modelo ARIMA para valores de Kt em Maracanaú.



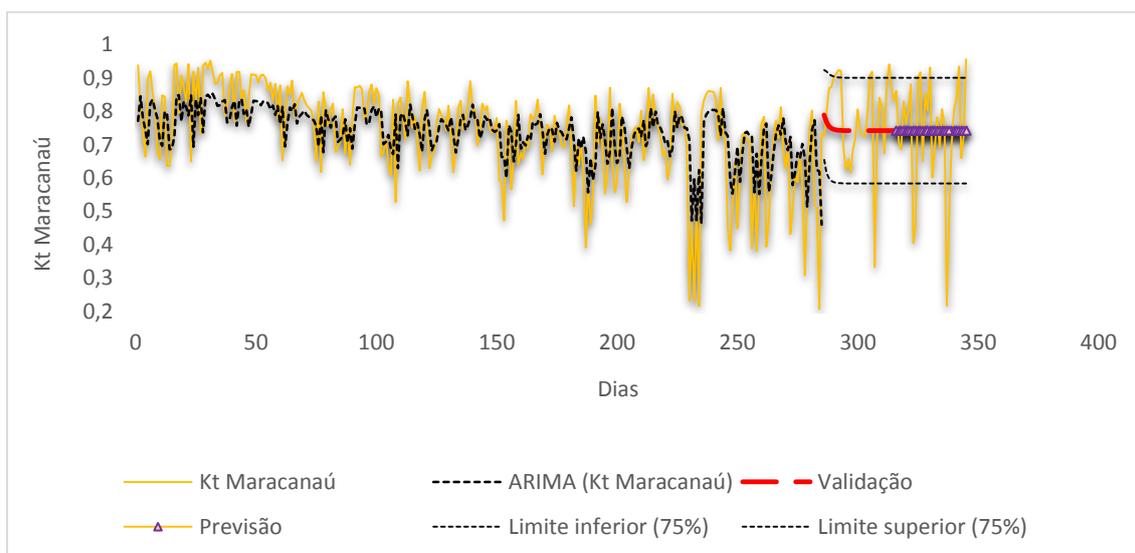
Ainda em Maracanaú, a figura 69 apresenta a estimativa do método com previsão situada nos limites entre 0,64 e 0,90. A previsão é de média de 0,77 para um período 30 dias e validação do modelo em 150.

Figura 69 - Previsão de 30/150 dias no modelo ARIMA, para valores de Kt em Maracanaú.



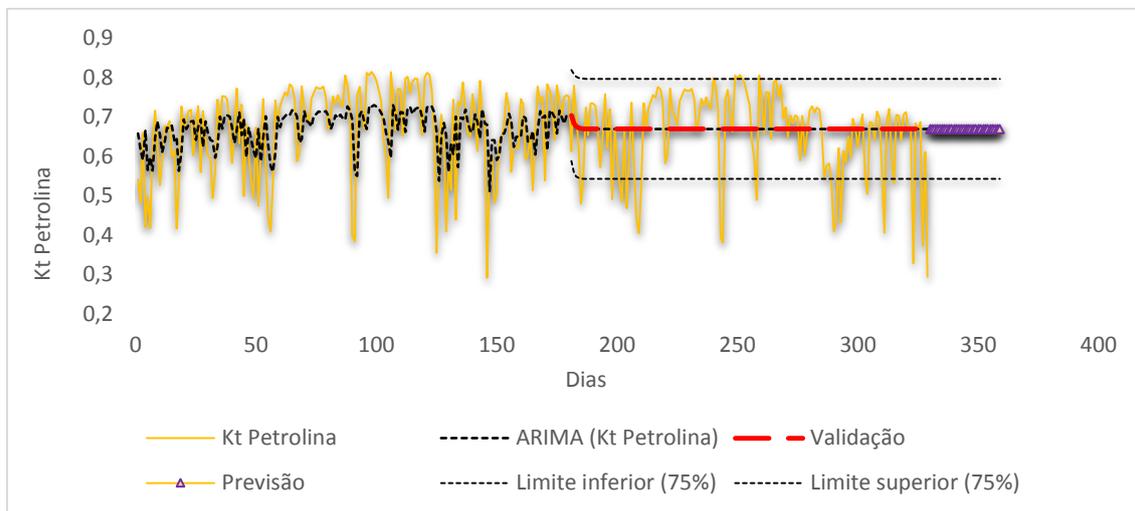
Ainda em Maracanaú, a figura 70 apresenta a estimativa do método com previsão situada nos limites entre 0,58 e 0,90. A previsão é de média de 0,74 para um período 30 dias e validação do modelo de 30.

Figura 70 - Previsão de 30/30 dias no modelo ARIMA para valores de Kt em Maracanaú.



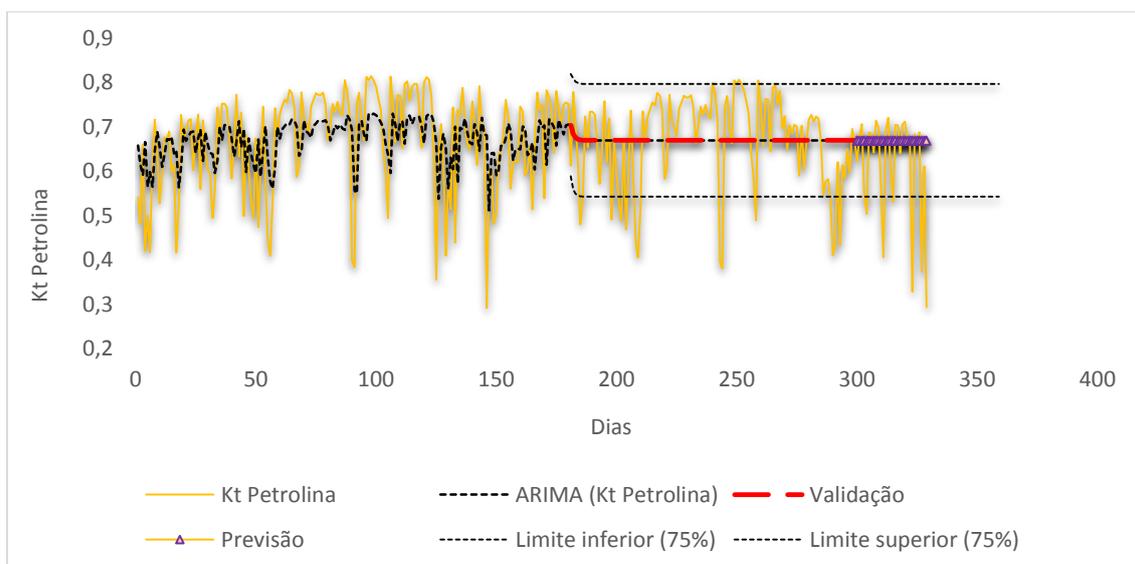
Para Petrolina, a previsão mostrada na figura 71, mostra limites de valores futuros numa faixa de 0,53 e 0,79 do período analisado. A previsão é de média de 0,66 para um período de 30 dias e validação do modelo de 180.

Figura 71 - Previsão de 30/180 dias no modelo ARIMA para valores de Kt em Petrolina.



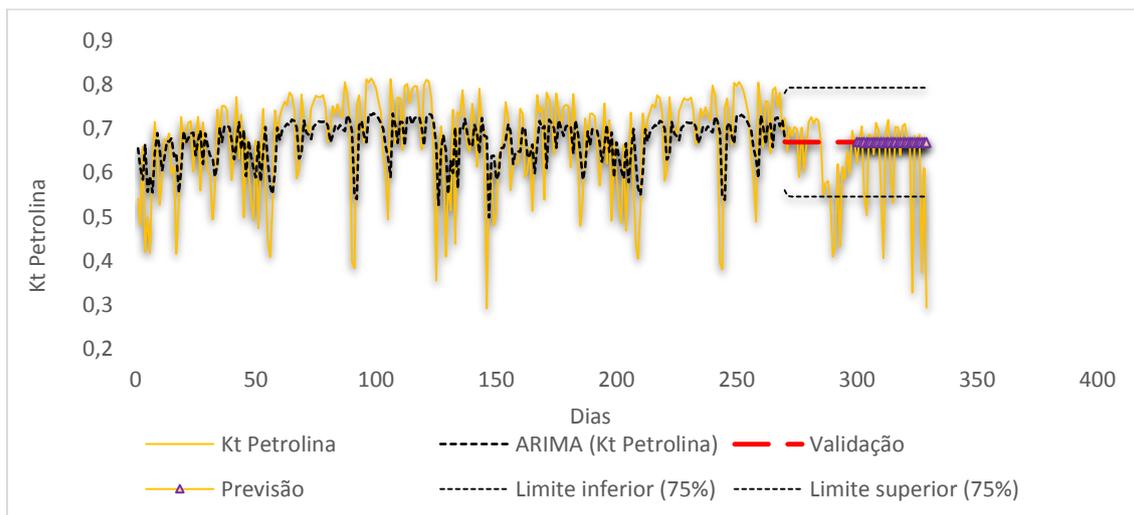
A previsão mostrada na figura 72, mostra limites de valores futuros numa faixa de 0,54 e 0,79 do período analisado. A previsão é de média de 0,67 para um período de 30 dias e validação de do modelo 150.

Figura 72 - Previsão de 30/150 dias no modelo ARIMA para valores de Kt em Petrolina.



A figura 73, mostra limites de valores futuros numa faixa de 0,54 e 0,79 do período analisado em Petrolina. A previsão é de média de 0,67 para um período de 30 dias e validação do modelo de 30.

Figura 73 - Previsão de 30/150 dias no modelo ARIMA para valores de Kt em Petrolina.



4.10.5 Previsão com Alisamento Exponencial.

Como o estudo faz uso do Kt, que apresenta baixa sazonalidade, as previsões por alisamento exponencial são realizadas exclusivamente na modalidade AES. Utilizou-se do software XLSAT na obtenção dos resultados.

Foi adotado o mesmo critério para estimação no modelo ARIMA, ou seja, trabalhar com uma previsão de 30 dias sendo os primeiros 180 dias referenciados aos meses da estação seca e validando o modelo para o restante dos meses (estação chuvosa). Discricionariamente, as validações usam as mesmas características adotadas no modelo ARIMA, ou seja, previsão de 30 dias com validações do modelo em 180, 150 e 30 dias.

A observação a ser feita neste método é que os limites de confiança, tanto inferior quanto superior, crescem exponencialmente à medida que se avança na previsão.

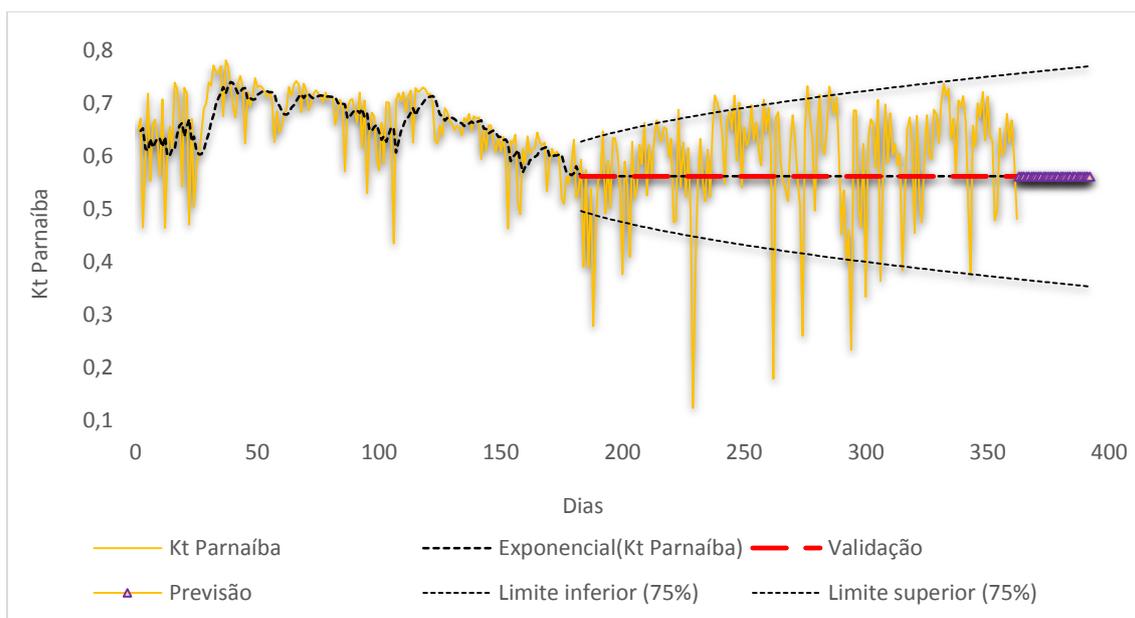
Os parâmetros estimados no modelo de AES para Parnaíba encontram-se na tabela 4.7. Para Maracanaú, os parâmetros estimados encontram-se na tabela 4.8; e para Petrolina, encontram-se na tabela 10.

Tabela 10 - Índices de Estimativas das previsões em AES para Parnaíba.

AES Parnaíba						
Validação/Previsão	30/30		150/30		180/30	
Estatística	Dados	Validação	Dados	Validação	Dados	Validação
SSE	2,4357	0,2203	0,8598	1,8343	0,5871	2,2361
MSE	0,0074	0,0073	0,0041	0,0122	0,0033	0,0124
REQM	0,0859		0,0640		0,0571	
MAPE	12,2897	11,4382	7,9409	19,0222	6,6018	18,9588
R ²	0,2350		0,4263		0,3337	
EQMP	0,0074		0,0075		0,0123	

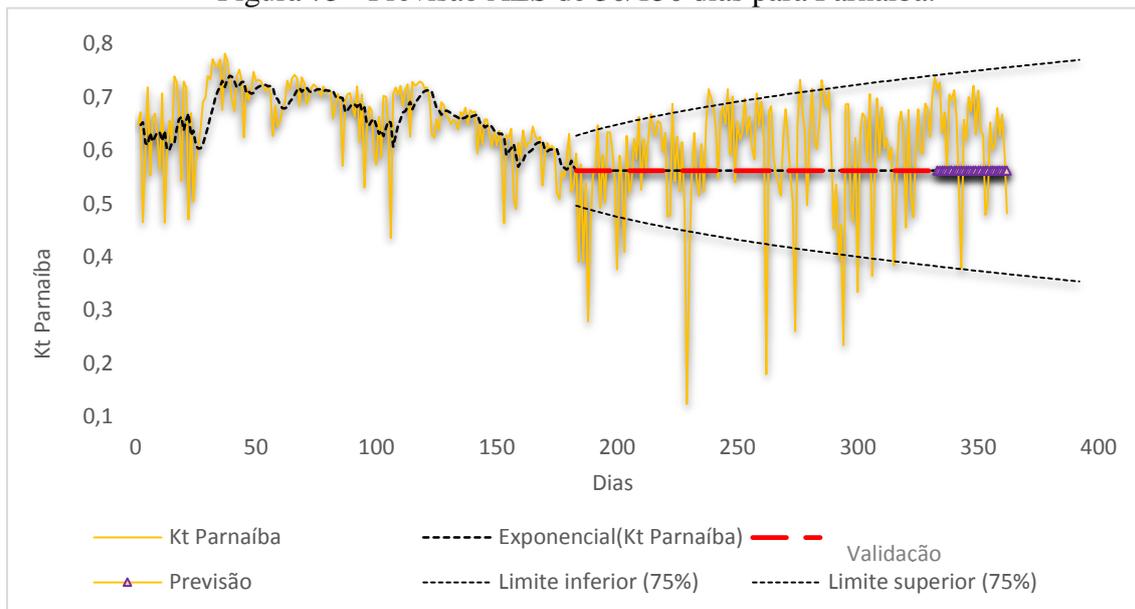
A figura 74, mostra a previsão AES para Parnaíba em um período de 30 dias com o modelo validado em 180. É possível observar a previsão validada nos meses da estação chuvosa, obtendo valores menores em comparação ao restante do período. A média esperada no período é de 0,56.

Figura 74 - Previsão AES de 30/180 dias para Parnaíba.



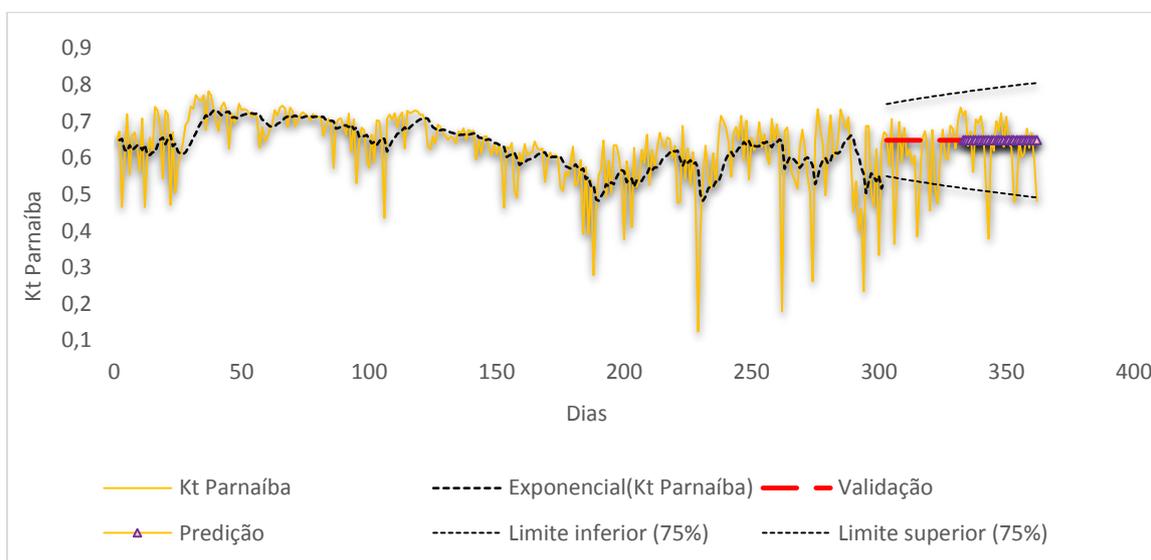
A figura 75 mostra a previsão AES para Parnaíba em um período de 30 dias com o modelo validado em 150. A média esperada no período é de 0,57.

Figura 75 - Previsão AES de 30/150 dias para Parnaíba.



A figura 76 mostra a previsão AES para Parnaíba em um período de 30 dias com o modelo validado em 30. A média esperada no período é de 0,65. Os limites de confiança crescem exponencialmente.

Figura 76 - Previsão AES de 30/30 dias para Parnaíba.



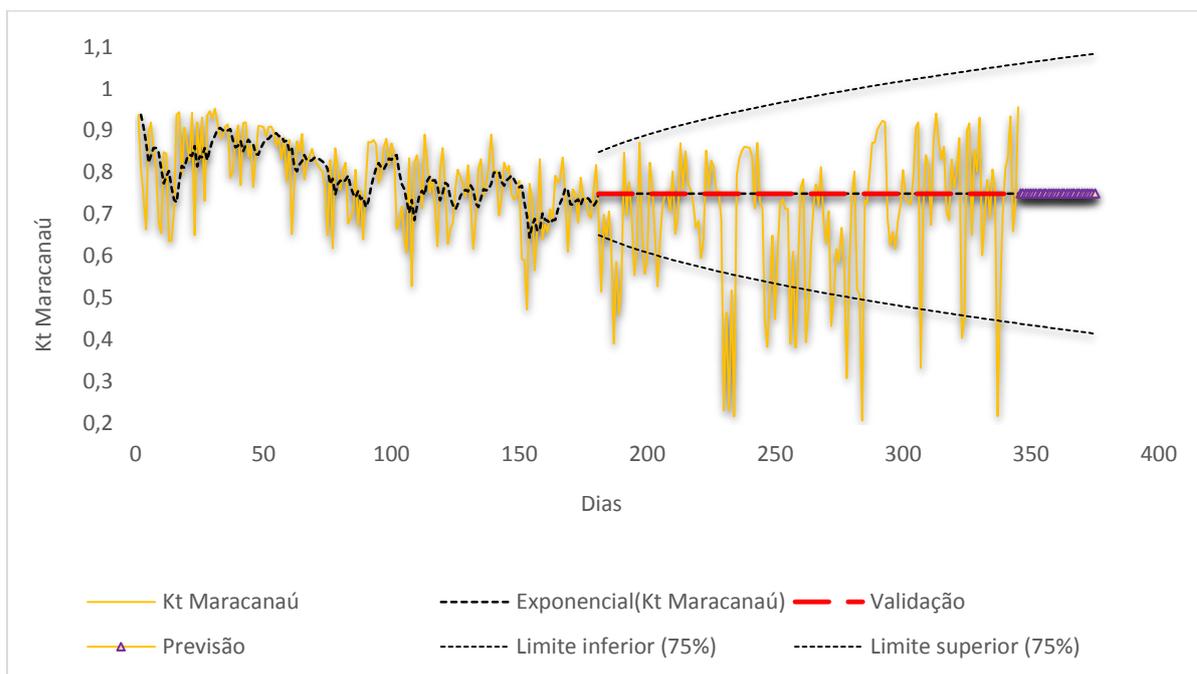
A tabela 11 apresenta os parâmetros de Maracanaú no AES.

Tabela 11 - Índices de Estimativas das previsões em AES para Maracanaú.

AES Maracanaú						
Validação/Previsão	30/30		150/30		180/30	
Estatística	Dados	Validação	Dados	Validação	Dados	Validação
SSE	4,5542	1,1833	1,5992	4,4201	1,2671	4,6262
MSE	0,0146	0,0394	0,0083	0,0295	0,0078	0,0257
REQM	0,1206		0,0910		0,0882	
MAPE	14,7932	29,3243	9,7903	25,2534	9,3388	23,7753
R ²	0,2345		0,2657		0,1794	
EQMP	0,0167		0,0175		0,0277	

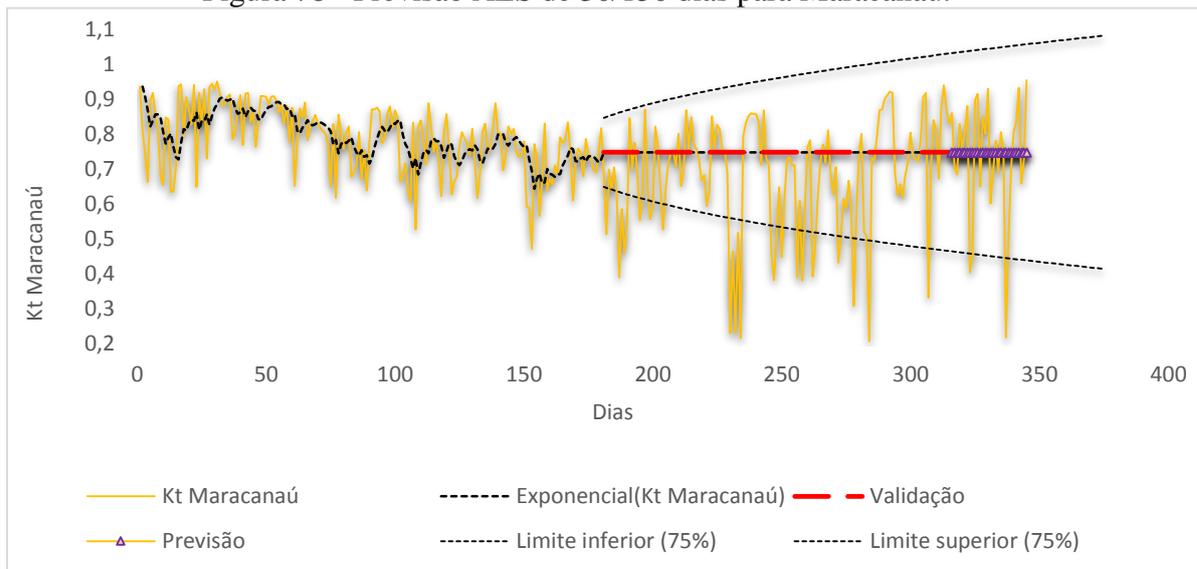
A figura 77 mostra a previsão AES para Maracanaú em um período de 30 dias com o modelo validado em 180. A média esperada no período é de 0,72.

Figura 77 - Previsão AES de 30/180 dias para Maracanaú.



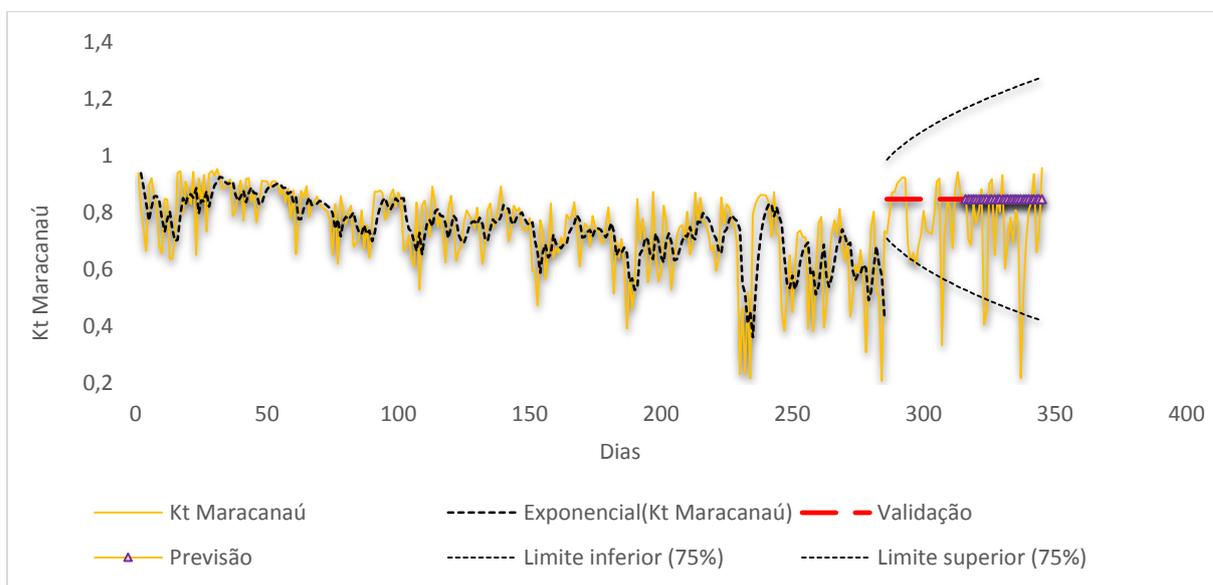
A figura 78 mostra a previsão AES para Maracanaú em um período de 30 dias com o modelo validados em 150. A média esperada no período é de 0,73.

Figura 78 - Previsão AES de 30/150 dias para Maracanaú.



A figura 79 mostra a previsão AES para Maracanaú em um período de 30 dias com o modelo validados em 30. A média esperada no período é de 0,85.

Figura 79 - Previsão AES de 30/30 dias para Maracanaú.



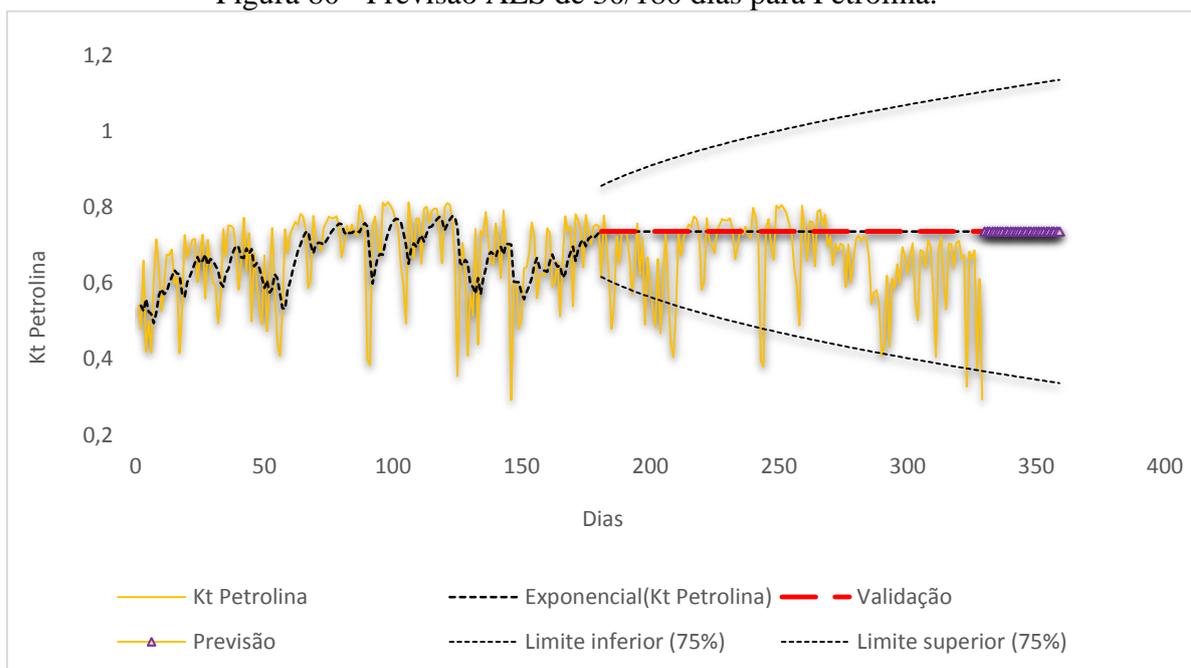
E a tabela 12 apresenta os parâmetros de Petrolina no AES.

Tabela 12 - Índices de Estimativas das previsões em AES para Petrolina.

AES Petrolina						
Validação/Previsão	30/30		150/30		180/30	
Estatística	Dados	Validação	Dados	Validação	Dados	Validação
SSE	3,0267	0,4338	1,9385	2,5514	1,7309	3,6806
MSE	0,0102	0,0145	0,0110	0,0170	0,0118	0,0204
REQM	0,1009		0,1047		0,1085	
MAPE	13,0360	18,7219	13,6647	17,3745	14,1619	19,3125
R ²	0,1197		0,1045		0,1179	
EQMP	0,0106		0,0137		0,0206	

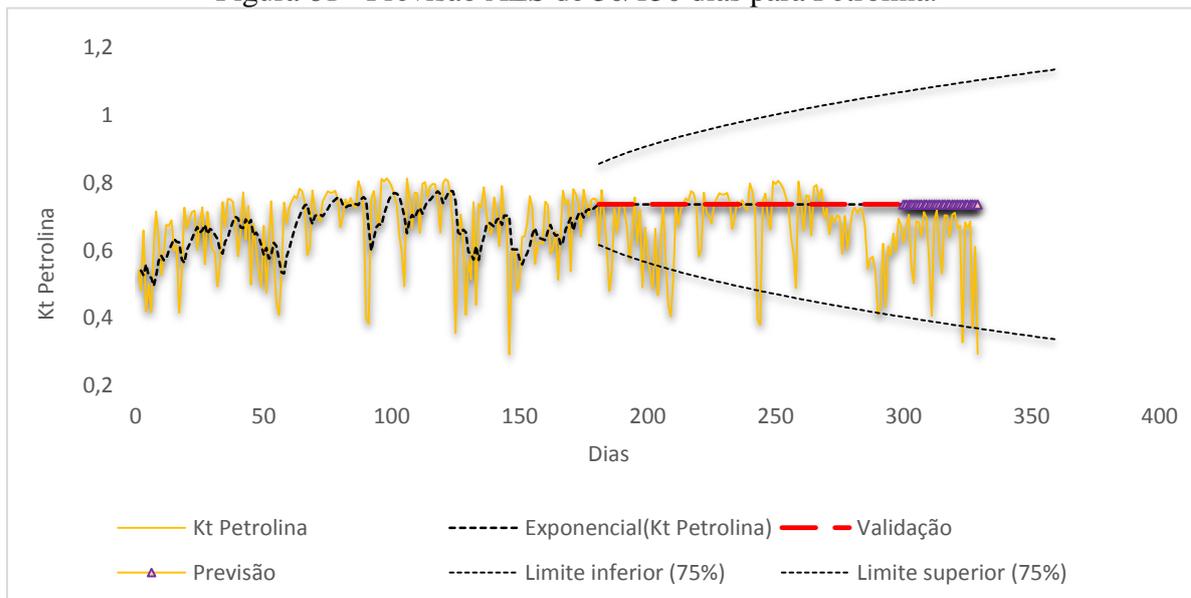
A figura 80 mostra a previsão AES para Petrolina em um período de 30 dias com o modelo validados em 180. Os limites de previsão crescem exponencialmente e a média esperada no período previsto é de 0,56.

Figura 80 - Previsão AES de 30/180 dias para Petrolina.



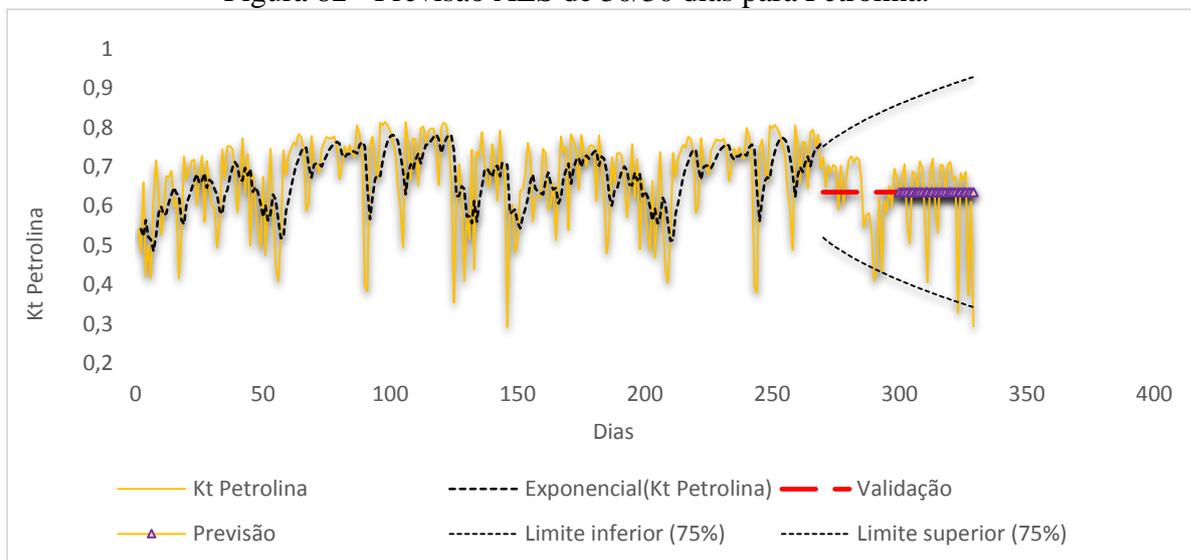
A figura 81 mostra a previsão AES para Petrolina em um período de 30 dias com o modelo validados em 150. A média esperada no período previsto é de 0,73.

Figura 81 - Previsão AES de 30/150 dias para Petrolina.



A figura 82 mostra a previsão AES para Petrolina em um período de 30 dias com o modelo validados em 30. A média esperada no período previsto é de 0,63.

Figura 82 - Previsão AES de 30/30 dias para Petrolina.



4.10.6 Previsão com Médias Móveis (MA).

Foi adotado o mesmo critério para estimação no modelo ARIMA e o modelo AES, ou seja, trabalhar com uma previsão de 30 dias, sendo os primeiros 180 dias referenciados aos meses da estação seca e validando o modelo para o restante dos meses

(estação chuvosa). Discricionariamente, as validações usam as mesmas características adotadas no modelo ARIMA e AES, ou seja, previsão de 30 dias com validações do modelo em 180, 150 e 30 dias.

Os parâmetros de estimativas do modelo obtido são apresentados nas tabelas 13 para Parnaíba, 14 para Maracanaú e 15 para Petrolina.

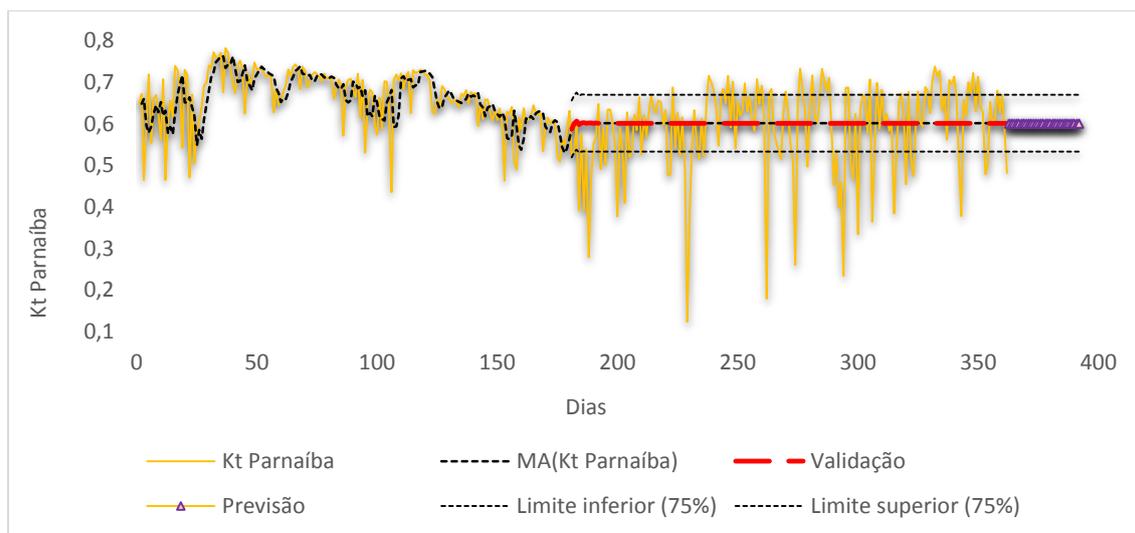
Os parâmetros servirão futuramente para a análise do método.

Tabela 13 - Índices de Estimativas das previsões em MA para Parnaíba.

Médias Móveis Parnaíba						
Validação/Previsão	30/30		150/30		180/30	
Estatística	Dados	Validação	Dados	Validação	Dados	Validação
SSE	0,9323	1,8211	2,8170	0,3952	0,6332	2,1150
MSE	0,0044	0,0121	0,0085	0,0132	0,0035	0,0116
REQM	0,9655		1,6784		0,7957	
MAPE	8,3626	18,9469	12,8142	15,6047	6,8021	18,1925
R ²	0,3750		0,1127		0,2480	
EQMP	0,0089		0,007627		0,0076128	

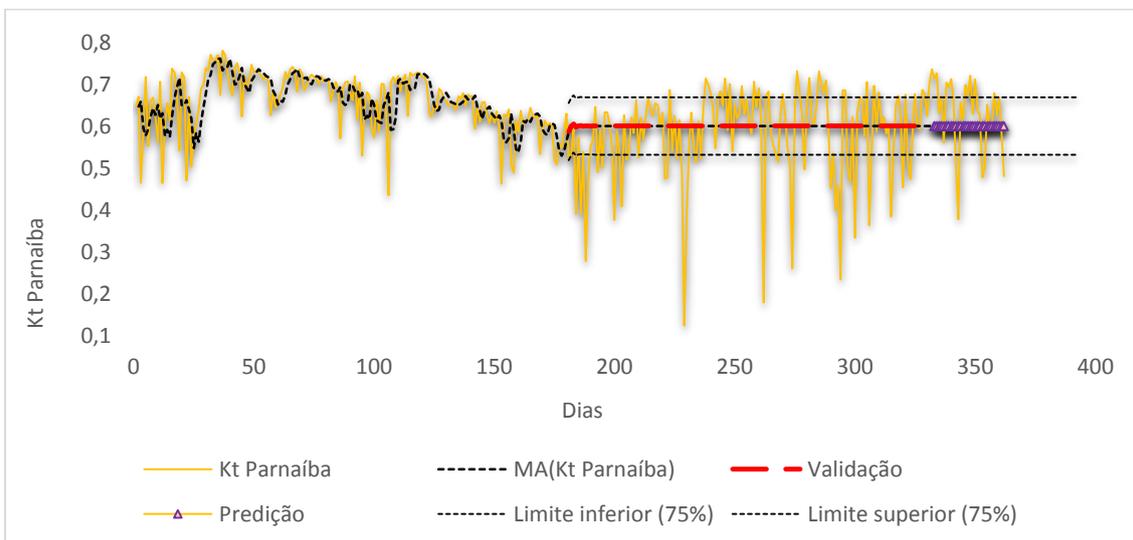
A figura 83 mostra a previsão MA (*Mobile Average*) para Parnaíba em um período de 30 dias com o modelo validado em 180. A média esperada no período é de 0,60 e os limites de confiança ficam entre 0,53 e 0,66.

Figura 83 - Previsão MA de 30/180 dias para Parnaíba.



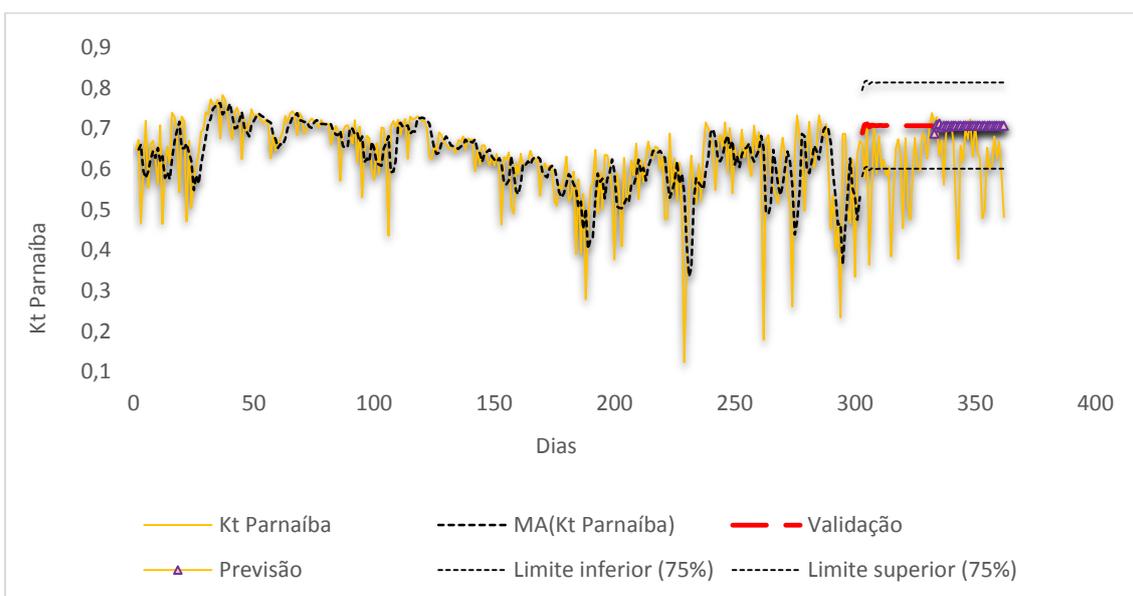
A figura 84 mostra a previsão MA (*Mobile Average*) para Parnaíba em um período de 30 dias com o modelo validado em 150. A média esperada no período é de 0,57 e os limites de confiança ficam entre 0,50 e 0,65.

Figura 84 - Previsão MA de 30/150 dias para Parnaíba.



A figura 85 mostra a previsão MA (*Mobile Average*) para Parnaíba em um período de 30 dias com o modelo validado em 30. A média esperada no período é de 0,70 e os limites de confiança ficam entre 0,60 e 0,81.

Figura 85 - Previsão MA de 30/30 dias para Parnaíba.



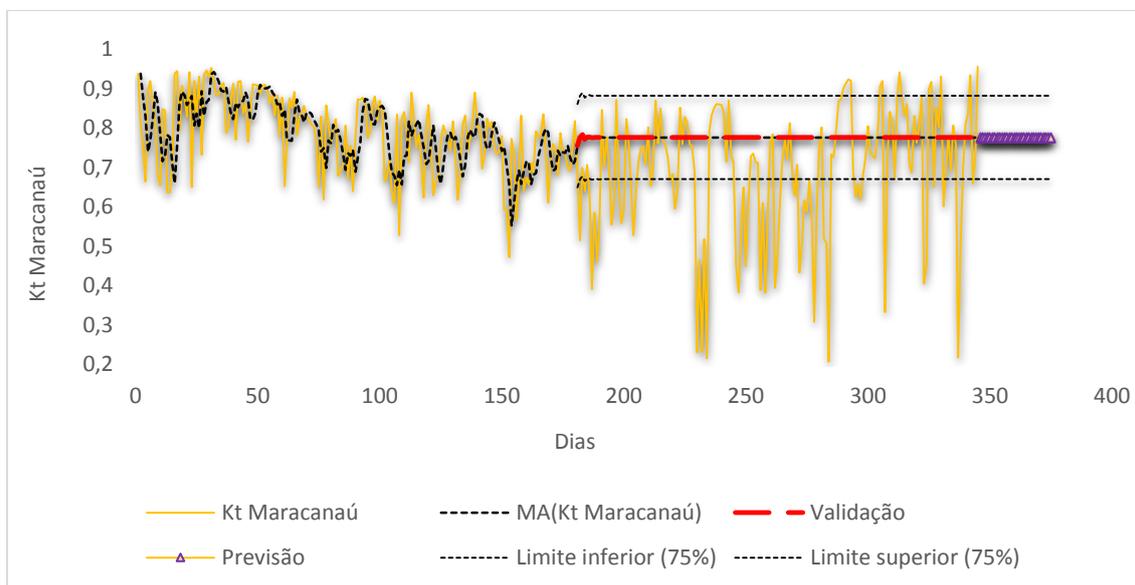
A tabela 14 apresenta os parâmetros obtidos para Maracanaú.

Tabela 14 - Índices de Estimativas das previsões em MA para Maracanaú.

Médias Móveis Maracanaú						
Validação/Previsão	30/30		150/30		180/30	
Estatística	Dados	Validação	Dados	Validação	Dados	Validação
SSE	5,1549	1,2983	1,8236	4,6426	1,4506	5,3763
MSE	0,0164	0,0433	0,0094	0,0310	0,0088	0,0299
REQM	2,2704		1,3504		1,2044	
MAPE	15,5713	30,9617	10,4658	25,6887	9,9567	26,1514
R ²	0,1364		0,1684		0,0679	
EQMP	0,0188		0,0179		0,0189	

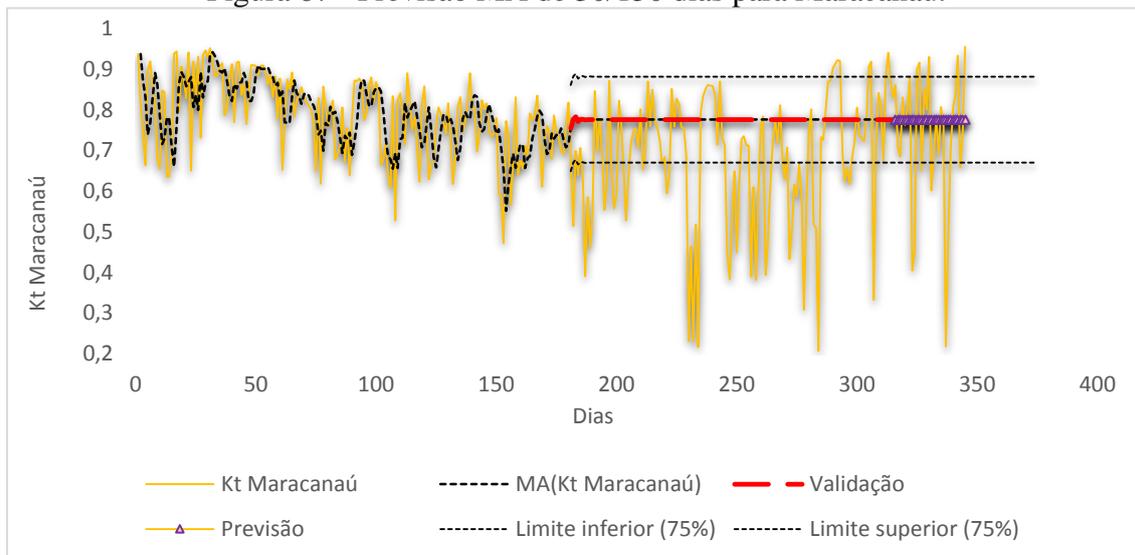
A figura 86 mostra a previsão MA para Maracanaú em um período de 30 dias com o modelo validado em 180. A média esperada no período é de 0,76 e os limites de confiança ficam entre 0,65 e 0,87.

Figura 86 - Previsão MA de 30/180 dias para Maracanaú.



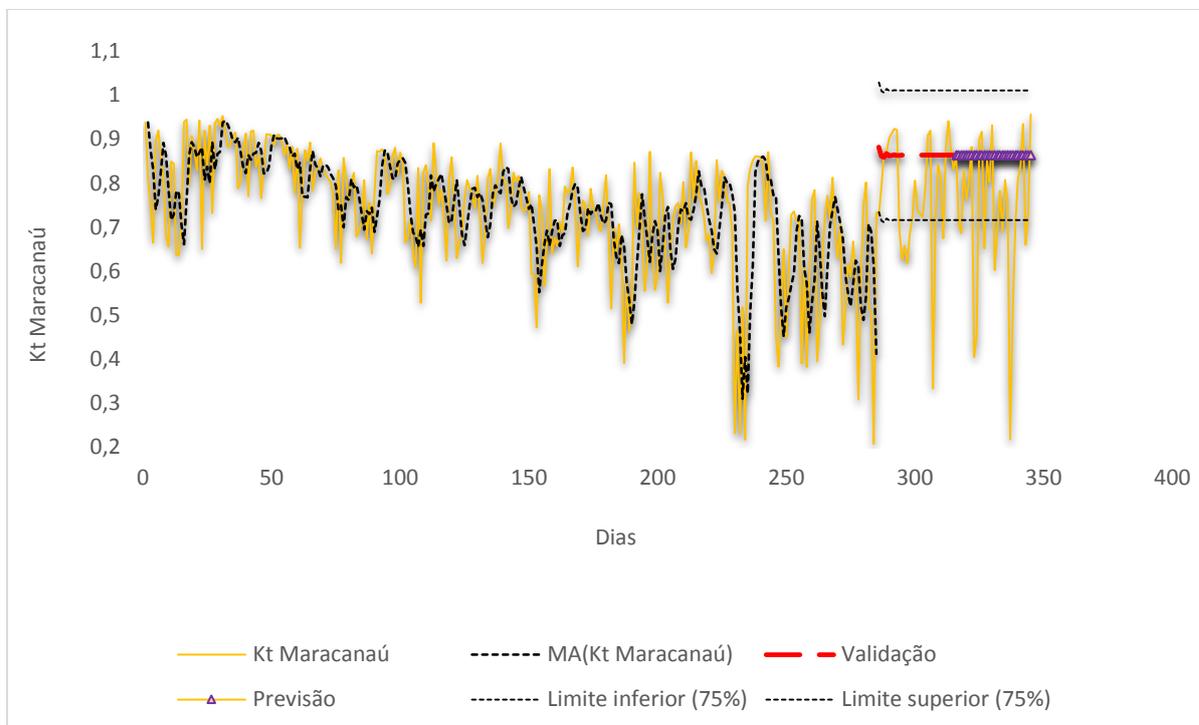
A figura 87 mostra a previsão MA para Maracanaú em um período de 30 dias com o modelo validado em 150. A média esperada no período é de 0,73 e os limites de confiança ficam entre 0,62 e 0,84.

Figura 87 - Previsão MA de 30/150 dias para Maracanaú.



A figura 88 mostra a previsão MA para Maracanaú em um período de 30 dias com o modelo validado em 30. A média esperada no período é de 0,86 e os limites de confiança ficam entre 0,71 e 1.

Figura 88 - Previsão MA de 30/30 dias para Maracanaú.



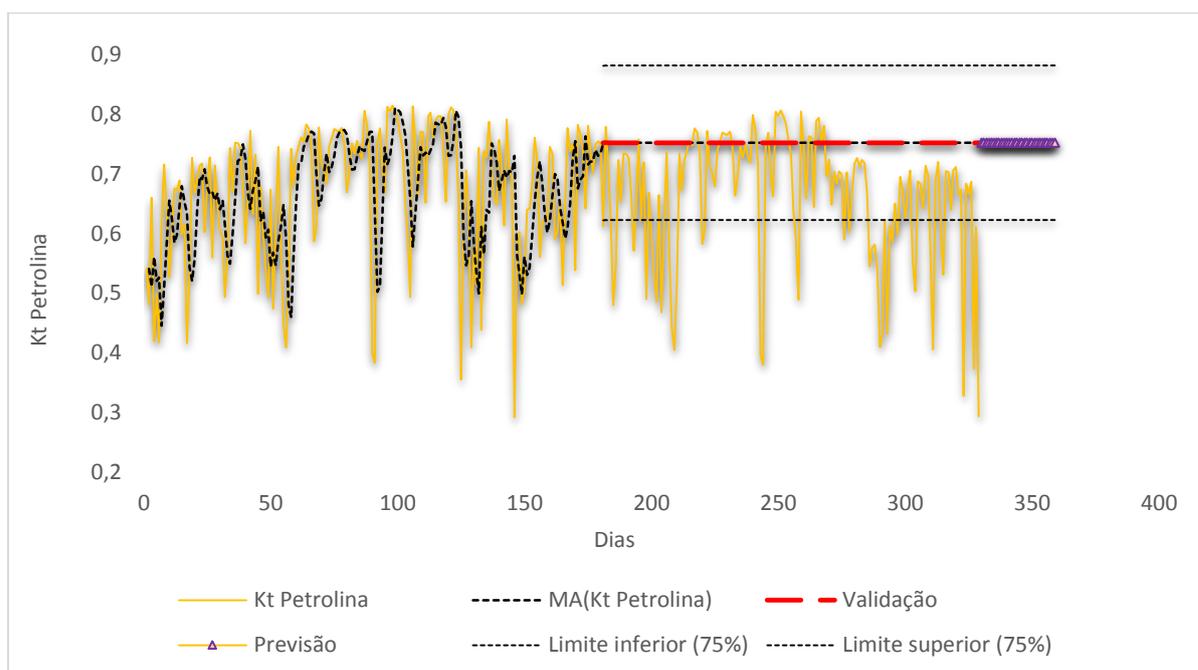
A tabela 15 apresenta os parâmetros obtidos para Petrolina.

Tabela 15 - Índices de Estimativas das previsões em MA para Petrolina.

Médias Móveis Petrolina						
Validação/Previsão	30/30		150/30		180/30	
Estatística	Dados	Validação	Dados	Validação	Dados	Validação
SSE	3,4958	0,5020	2,2690	3,0430	2,0178	4,6394
MSE	0,0117	0,0167	0,0127	0,0204	0,0136	0,0258
REQM	1,8697		1,5063		1,4205	
MAPE	13,5245	18,7939	14,2488	19,4659	14,8490	21,5372
R ²						
EQMP	0,0122		0,0162		0,0186	

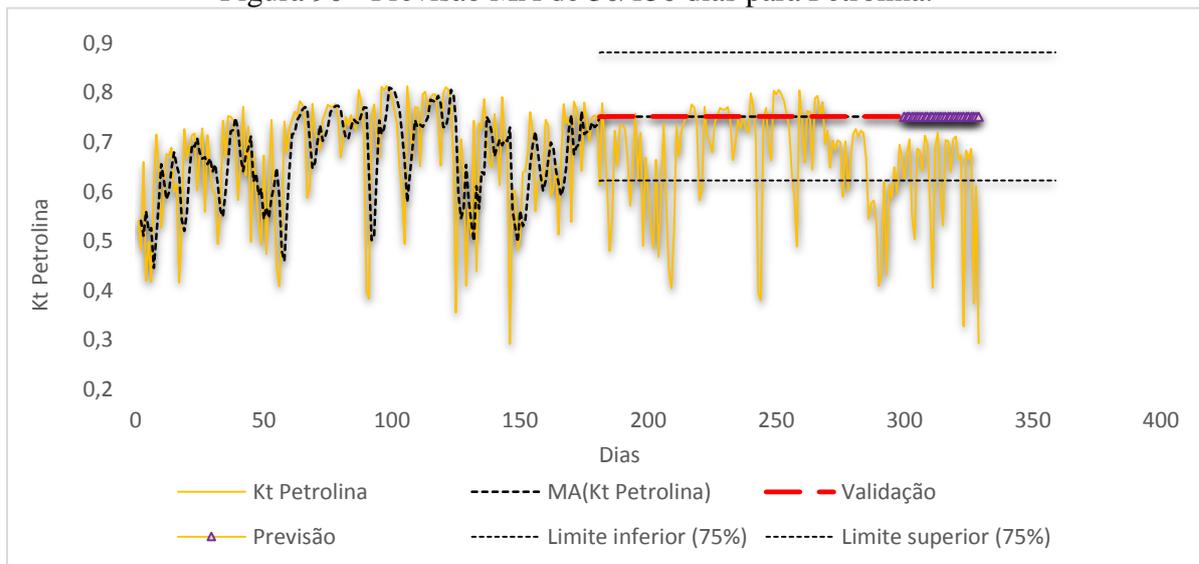
A figura 89 mostra a previsão MA para Petrolina em um período de 30 dias com o modelo validado em 180. A média esperada no período é de 0,54 e os limites de confiança ficam entre 0,40 e 0,67.

Figura 89 - Previsão MA de 30/180 dias para Petrolina.



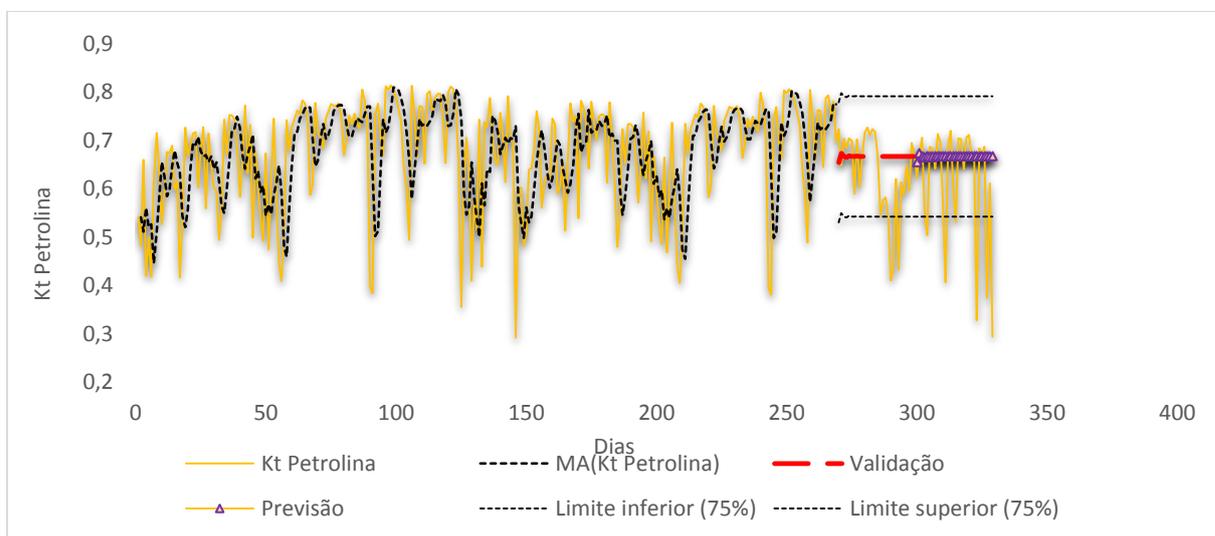
A figura 90 mostra a previsão MA para Petrolina em um período de 30 dias com o modelo validado em 150. A média esperada no período é de 0,75 e os limites de confiança ficam entre 0,62 e 0,88.

Figura 90 - Previsão MA de 30/150 dias para Petrolina.



A figura 91 mostra a previsão MA para Petrolina em um período de 30 dias com o modelo validado em 30. A média esperada no período é de 0,66 e os limites de confiança ficam entre 0,54 e 0,79.

Figura 91 - Previsão MA de 30/30 dias para Petrolina.



4.10.7 Avaliação das previsões.

O fator determinante na escolha do modelo de previsão de melhor ajuste é o EQMP, seguido pelo MAPE. A tabela 16 mostra que, para Parnaíba, o modelo adequado de previsão é o ARIMA (1,0,0) para 30 dias, com validação do modelo de 30 dias, com

EQMP de 0,008 e MAPE de 13,16%. Em Maracanaú, o modelo adequado é o ARIMA (1,0,0) para 30 dias, com validação do modelo de 30 dias, com EQMP de 0,015 e MAPE de 14,48%; e em Petrolina, o modelo ARIMA (1,0,0) para uma previsão de 30 dias, com validação do modelo de 30 dias, com EQMP de 0,010 e MAPE de 12,67%.

Os modelos AES tiveram valores de EQMP acima dos obtidos com o modelo ARIMA e o modelo MA, tabela 16. Embora o alisamento exponencial tenha conseguido índices de confiança, sua validação frente ao modelo ARIMA se mostra mais imprecisa para os dados em estudo. Como característica deste método, os limites de confiança tendem a aumentar sua faixa de tolerância quando se avança na previsão. Este fator mostra que o mesmo não está apto para previsões de longo tempo. O modelo AES escolhido, por apresentar menores índices de EQMP e MAPE, foi o de validação e previsão de 30 dias. Em relação ao modelo MA, o modelo AES, nos casos de Maracanaú e Petrolina, obteve menores índices de EQMP e MAPE, tabela 16.

Os modelos MA se mostraram mais imprecisos comparados aos outros. O modelo MA escolhido foi o de validação de 150 e previsão de 30 dias. Vale ressaltar que embora, em alguns casos, os modelos AES e MA tenham índices menores que o modelo ARIMA, não se recomenda, neste caso, seu uso em virtude de não terem oferecido baixos índices quando validados.

Por fim, optou-se pelo uso dos modelos ARIMA em virtude dos menores índices de EQMP e MAPE e pelo mesmo poder mantê-los quando validados.

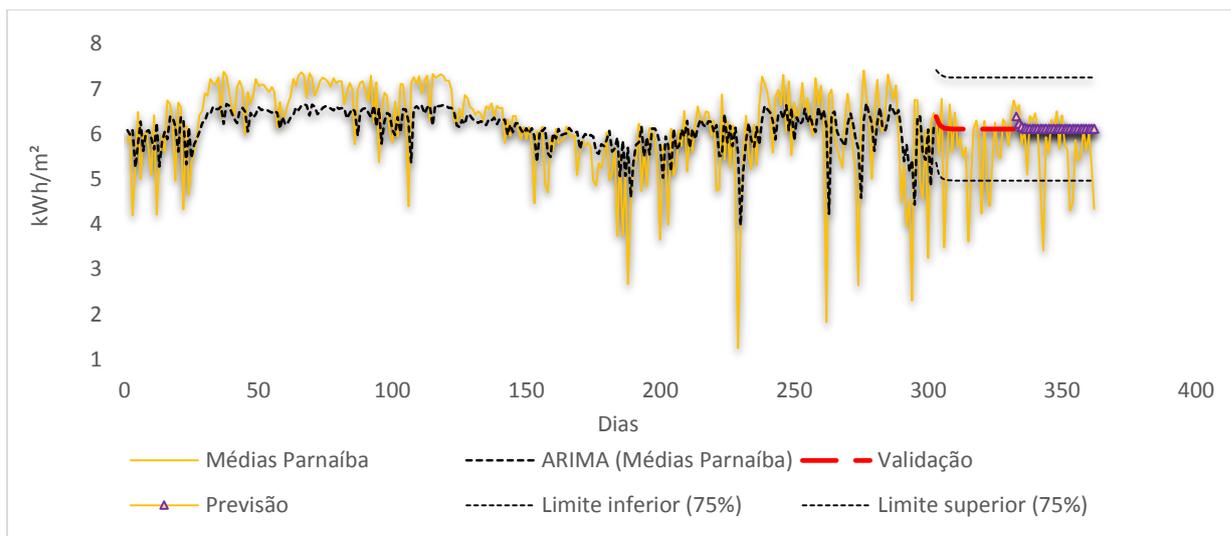
Tabela 16 - Comparativo dos índices de Estimativas das previsões escolhidas para Parnaíba, Maracanaú e Petrolina.

Locais	ARIMA			Alisamento Exponencial Simples			Médias Móveis		
	MAPE	MAPE validado	EQMP 30/30	MAPE	MAPE validado	EQMP 30/30	MAPE	MAPE validado	EQMP 150/30
Parnaíba	13,167	13,167	0,008	12,290	11,438	0,012	12,814	15,605	0,008
Maracanaú	14,483	14,483	0,015	14,793	29,324	0,017	10,466	25,689	0,018
Petrolina	12,673	12,673	0,010	13,036	18,722	0,011	14,249	19,466	0,016

4.10.8 Modelos selecionados transformados de Kt para kWh/m^2 .

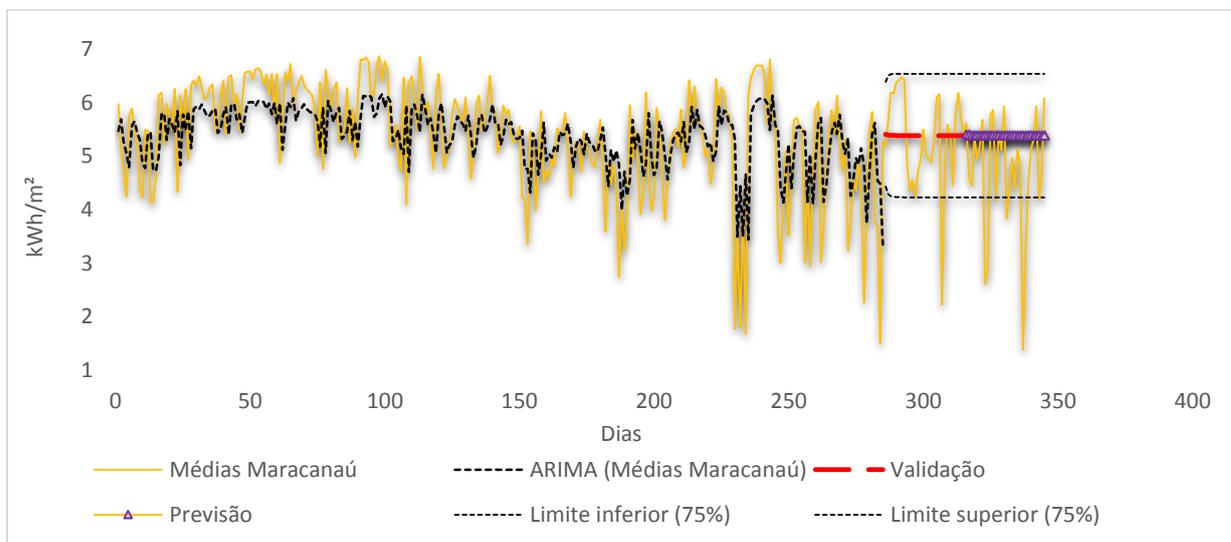
Utilizando-se das equações de regressão podem-se transformar os valores de Kt em kWh/m^2 . Em Parnaíba, com o uso da equação 4.19, tem-se a previsão demonstrada na figura 92. A média esperada para a previsão é de $6,4 kWh/m^2$.

Figura 92 - Previsão de 30 dias no modelo ARIMA para valores em kWh/m^2 em Parnaíba.



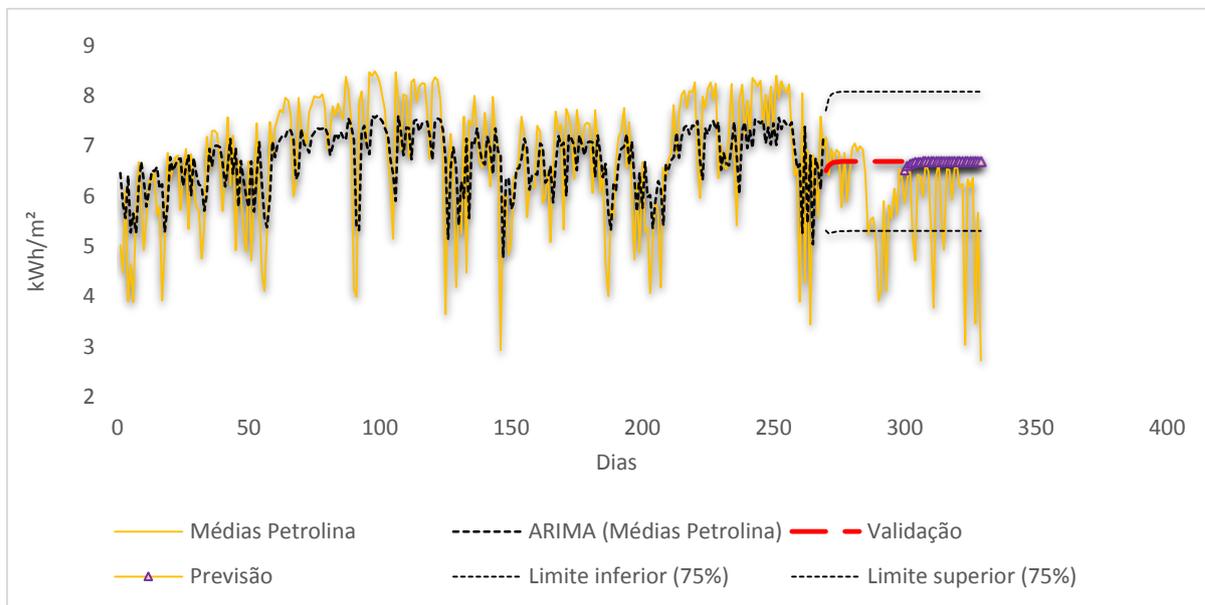
Em Maracanaú, com o uso da equação 4.20, tem-se a previsão demonstrada na figura 93. A média esperada na a previsão é de $5,69 kWh/m^2$.

Figura 93 - Previsão de 30 dias no modelo ARIMA para valores em kWh/m^2 em Maracanaú.



Em Petrolina, com o uso da equação 4.21, tem-se a previsão demonstrada na figura 94. A média esperada na a previsão é de 6,54 kWh/m².

Figura 94 - Previsão de 30 dias no modelo ARIMA para valores em kWh/m² em Petrolina.



5. CONCLUSÕES.

Por motivações ambientais, há uma crescente participação de fontes renováveis descentralizadas na matriz de energia elétrica mundial. No caso brasileiro, a principal motivação ocorre pela necessidade de diversificação da matriz energética, que por décadas fez opção por hidrelétricas de grande porte. O Brasil, em especial a região Nordeste, com avanços gradativos em parques eólicos e parques fotovoltaicos, coloca-se em consonância com esta diversificação energética.

A utilização do recurso solar, como fonte complementar na matriz energética do país, requer, como fator decisivo, uma boa estratégia de previsão, pois a variação da irradiação solar impacta no potencial de energia que a mesma gera. O uso de um método de previsão confiável, adequado à esta componente da matriz elétrica, possibilita tomar decisões e ações estratégicas para manter o potencial gerado pelo recurso solar estável na malha energética nacional.

Tendo este fator como premissa e motivado pela caracterização e previsão do potencial solar do Nordeste do Brasil, o presente estudo analisou médias de irradiação solar colhidas em três torres localizadas em Parnaíba (PI), Maracanaú (CE), próximas da costa nordestina, e Petrolina (PE), situada a aproximadamente 650 km da costa.

As caracterizações das médias diárias de irradiação solar observadas, apresentam índices médios de 6 kWh/m² para o período de agosto de 2012 a julho de 2013, com média mensal máxima de até 7,1 kWh/m², ocorrida no mês de setembro de 2012 em Parnaíba (PI). O desvio padrão foi de 0,05, variância de 0,97 e máxima irradiação diária ocorrida de 7,41 kWh/m².

Para Maracanaú (CE), as caracterizações apresentam o valor médio de irradiação solar de 5,3 kWh/m², no período de maio de 2012 a abril de 2013, com média mensal máxima de 6,2 kWh/m², ocorrida no mês de agosto de 2012. O desvio padrão foi de 0,06, variância de 1,05 e média máxima diária de irradiação solar de 6,87 kWh/m².

Em Petrolina (PE), as caracterizações apresentam o valor médio de irradiação solar de 6,6 kWh/m², no período de maio de 2012 a março de 2013, com média mensal máxima de 7,8 kWh/m², no mês de outubro de 2012. O desvio padrão da média apresentado foi de 0,07, variância de 1,51 e média máxima diária de irradiação solar de 8,49 kWh/m².

No caso dos dados de tempos acumulados, é possível verificar que nos dias de menor incidência da irradiação solar, o que ocorre nos meses referentes ao período

chuvoso (janeiro a junho), e, portanto, de menor incidência da irradiação, obteve-se, contudo, cerca de até 3 horas e 20 minutos com o potencial solar acima de 0,3 kWh/m², em 4 de janeiro de 2013 em Parnaíba (PI), 1 hora com o potencial solar acima de 0,3 kWh/m², em 30 de abril de 2013 em Maracanaú (CE) e 3 horas e 40 minutos com o potencial solar acima de 0,3 kWh/m², em 30 de junho em Petrolina (PE).

O uso dos histogramas das médias de irradiação solar de todo o período em estudo, ou seja, agosto de 2012 a julho de 2013 em Parnaíba (PI), maio de 2012 a abril de 2013 em Maracanaú (CE) e maio de 2012 a março de 2013 em Petrolina (PI), permitiu a observação do comportamento do potencial solar. É possível notar que a curva normal não tem uma modelagem adequada. Outras curvas testadas como Weibull, Gama, Beta, Logística e demais, também não apresentaram modelagens compatíveis com os histogramas sendo, portanto, inadequadas para representar os dados de irradiação solar em uma distribuição de frequência.

Quando se relaciona a irradiação extraterrestre e a global terrestre, obtém-se o índice de Transparência Atmosférica ou Kt. Os índices de Kt obtidos das localidades em estudo mostram um comportamento de baixa sazonalidade e estacionário, ou seja, a média e o desvio padrão das amostras têm tendência a serem constantes e invariáveis no decorrer do tempo. Como a maioria dos procedimentos de análise estatística de séries temporais supõe-se que estas sejam estacionárias, será necessário transformá-las, caso ainda não sejam. Este fato torna o Kt a grandeza mais adequada para se estimar e prever, quando se fala em irradiação solar. Seu uso permite encontrar uma distribuição de frequência mais adequada para modelagem de dados de irradiação solar. Neste caso uma curva de Weibull foi eficiente para representar os dados das três localidades.

As estimativas e previsões dos dados solares tiveram como ferramentas computacionais estatísticas, empregadas nos cálculos estatísticos das estimativas, regressões e previsões efetuadas, os softwares XLSTAT e Minitab, ambos em versões de avaliação. Usando índices de confiança de 95 e 75%, estas ferramentas se mostram eficazes em fazer previsões e caracterizações em curtos períodos para irradiação solar.

As previsões desenvolvidas seguiram a metodologia ARIMA, Alisamento Exponencial e Modelo de Médias Móveis, onde foram identificados os modelos para cada localidade. No caso ARIMA, a ordem obtida foi (1,0,0) para as três localidades. Para o Alisamento, trabalhou-se com o AES e no caso do modelo Médias Móveis, usou-se a metodologia Simples. Todos os modelos foram validados para 180, 150 e 30 dias e previstos para mais 30 dias. Verificou-se que o modelo ARIMA apresenta o índice EQMP

de 0,008 e MAPE de 13,16 para Parnaíba, EQMP de 0,015 e MAPE de 14,48 para Maracanaú e EQMP de 0,010 e MAPE de 12,67 para Petrolina, valores estes menores que os dos outros métodos abordados nesta análise. Os modelos ARIMA são mais robustos, pois resultam da combinação de três componentes denominados “filtros”: o componente auto-regressivo (AR), o filtro de integração (I) e o componente de médias móveis (MA); e são adequados para previsões de curto prazo. De certa forma, a metodologia ARIMA engloba os dois outros métodos abordados, conjugando os mesmos. Dos três métodos abordados o método ARIMA foi, portanto, o mais eficiente por apresentar os menores índices de EQMP e MAPE, sendo uma ferramenta mais viável para previsão dos dados de irradiação solar coletados, do que os outros métodos abordados neste trabalho.

Sugestões para trabalhos futuros

- Desenvolver estudos e análises estatísticas para períodos maiores de dados, nas três localidades;
- Utilizar ferramentas da inteligência computacional (Redes Neurais Artificiais) para previsão do recurso solar;
- Comparar os vários métodos de previsão, redes neurais, ARMA, ARIMA, SARIMA, MA, AR, AE.

Artigos completos publicados vinculados ao projeto de pesquisa

• Artigos publicados:

MELO, F. E.; Carvalho, Paulo C. M.; *Avaliação de Potencial Solar da Região Nordeste do Brasil: Estudo de Caso para Parnaíba (Pi) e Maracanaú (Ce)*. In: V Congresso Brasileiro de Energia Solar, Recife, 2014.

REFERÊNCIAS

ABRAHAM, B.; LEDOLTER, J. **Statistical methods for forecasting**. New York: John Wiley & Sons, 1983.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA - ANEEL. Estabelecimento das cotas de custeio e de energia elétrica referente ao Programa de Incentivos às Fontes de Energia Elétrica (PROINFA) para o ano de 2012. Brasília: Nota Técnica 0321/2011 – SER/ANEEL, 9 de dezembro de 2011. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/cedoc/nerh20111244.pdf>>. Acesso em: 20 jul. de 2012.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA - ANEEL. **Resolução nº 482**, de 17 de abril de 2012. <<http://www.aneel.gov.br/cedoc/ren2012482.pdf>>, Acesso em: 22 ago. 2013.

BARROS, Monica. **Processos Estocásticos**. Rio de Janeiro: Papel Virtual Editora, 2004

BATHKE, Bathke, R. 2011. Brazil: Dawn of a new era; **Sun & Wind Energy**, v. 3, 48-52, 2011.

BENDT, P.; COLLARES-PEREIRA, M.; RABL, A. The frequency distribution of daily insolation values. **Solar Energy**, v. 27, n. 1, p. 1-5, 1981.

BORGES NETO, M.R., CARVALHO, P.C.M., CARIOCA, J.O.B., Canafístula, F.G.F. Biogas/photovoltaic hybrid power system for decentralized energy supply of rural areas; **Energy Policy**, 38, 4497-4506, 2010.

BROWN, R.G.; MEYER, The Fundamental Theorem of Exponential Smoothing. *Operations Research*, 9, nr.5, pp. 673-85 1961.

CARNEIRO, T. C.; CARVALHO, P. C. M.; **Caracterização De Potencial Eólico: Estudo De Caso Para Maracanaú (CE), Petrolina (PE) E Parnaíba (PI)**. In: V Congresso Brasileiro de Energia Solar, Recife, 2014.

CAVALHEIRO, D., **Método de Previsão de Demanda Aplicada ao Planejamento da Produção de Indústrias de Alimentos**, 2003. Dissertação de Mestrado. UFSC, Florianópolis, 2003.

CARVALHO, Paulo Cesar Marques de, PONTES, Ricardo Silva Thé, OLIVEIRA JR, Demercil de Souza *et al.* **Estudo estatístico de radiação solar visando o projeto de unidades de dessalinização acionadas por painéis fotovoltaicos sem baterias**. In: ENCONTRO DE ENERGIA NO MEIO RURAL, 5, 2004, Campinas. Anais eletrônicos. Disponível em: <http://www.proceedings.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=MSC0000000022004000100059&lng=pt&nrm=abn>. Acesso em: 01 Mar. 2016.

Centro de Referência Para Energia Solar e Eólica Sérgio Brito – CRESESB. **Solarimetria e Instrumentos de Medição**. Disponível em: <http://www.cresesb.cepel.br/index.php?section=com_content&task=print&cid=311>. Acesso em: 25 ago. 2015.

COMPANHIA ENERGÉTICA DE MINAS GERAIS - CEMIG. **Alternativas Energéticas: Uma Visão CEMIG.** Disponível em <http://www.cemig.com.br/pt-br/A_Cemig_e_o_Futuro/inovacao/Alternativas_Energeticas/Documents/Alternativas%20Energ%C3%A9ticas%20-%20Uma%20Visao%20Cemig.pdf>. Acesso em: 3 abr. 2015, 10:52:27.

CORREA, H. L.; GIANESI, I. G. N.; CAON, M. **Planejamento, programação e controle da produção: MRP II/EPR: conceitos, uso e implantação.** 3a ed. São Paulo: Giansesi Correa & Associados: Atlas, 2000.

DUFFIE, J.A. and BECKMAN. W.A. 1991. **Solar Engineering of Thermal Processes.** 2nd Ed. New York: John Wiley and Sons. Inc 1980.

FADHILAH, Y., IBRAHIM, L. K. **Modeling Monthly Rainfall Time Series Using ETS State Space and SARIMA Models.** International Journal of Current Research. v.4, ed.09: p195-200, 2012.

FARIA, Caroline. Energia Solar: Fotovoltaica x Fototermica. **INFOESCOLA.** Disponível em: <<http://www.infoescola.com/desenvolvimento-sustentavel/energia-solar-fototermica-x-fotovoltaica/>>. Acesso em: 25 out. 2015.

FARIAS ET AL. **Investigação experimental da geração de energia elétrica solar fotovoltaica,** 2010. Disponível em: <<http://www2.ifrn.edu.br/ojs/index.php/HOLOS/article/viewFile/386/342>>. Acesso em: 13 out. de 2015.

FISCHER, S. **Séries Univariantes de Tempo: Metodologia de Box & Jenkins.** Porto Alegre, FEE, 1982. 186 p. Dissertação (Mestrado em Economia) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 1982.

GRANGER, C. W. J.; NEWBOLD, P. **Forecasting Economic Time Series.** London, Academic Press, 1986. 211p.

GREENPEACE - **Quer gerar a sua própria energia solar?** Disponível em: <<http://www.greenpeace.org/brasil/pt/Noticias/Renovaveis-batem-recordes/>>. Acesso em: 30 out. de 2015.

GUJARATI, D. N. **Econometria básica. 3 ed.** São Paulo: Pearson Makron Books, 846 p, 2000.

IQBAL, M. **An Introduction to Solar Radiation,** Toronto, Academic Press Canada, 390p, 1983.

JANNUZZI & MELO. Grid-connected photovoltaic in Brazil: Policies and potential impacts for 2030; **Energy for Sustainable Development,** 17, 40-46, 2013.

LEWIS, COLIN D.; **Demand Forecasting and Inventory Control.** New York: Wiley, 1997.

LIU, B. Y. H.; JORDAN, R. C. The long-term average performance of flat-plate solar-energy collectors. **Solar Energy**, v. 7, n. 2, p. 53-74, 1963.

LOPES, R. D. A. **Previsão de autopeças: Estudo de caso em uma concessionária de veículos**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção), Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2002.

MACAGNAN, M. H. **Estudo de Modelos de Sintetização Dados de Radiação Solar**. UFRS - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 1989.

MARTINAZZO, C. A. - **Modelos de Estimativa de Radiação Solar para Elaboração de Mapas Solarimétricos**, Porto Alegre, 2004.

MARTINS, F. R., PEREIRA, E. B. Enhancing information for solar and wind energy technology deployment in Brazil; **Energy Policy**, 39, 2011, 4378 – 4390.

MELO, F. E.; Carvalho, Paulo C. M.; **Avaliação de Potencial Solar da Região Nordeste do Brasil: Estudo de Caso para Parnaíba (Pi) e Maracanaú (Ce)**. In: V Congresso Brasileiro de Energia Solar, Recife, 2014.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Modelos para Previsão de Series Temporais**. In: Colóquio Brasileiro de Matemática, 13o, 1981, Poços de Caldas-MG, IMPA, Rio de Janeiro, 1981.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de séries temporais**. São Paulo: Edgard Blücher, 2004. 535 P.

NEVES R. N. F.; **Desenvolvimento de Modelos de Previsão de Produção de Centrais Solares Fotovoltaicas**; FEUP - março 2010.

PACHECO, A. G. F. **Estudo da influência de variáveis meteorológicas no aparecimento de casos graves de leptospirose em Salvador - BA via modelos séries temporais**. Rio de Janeiro. 122 p. Dissertação (mestrado) - Escola Nacional de Saúde Pública, 2001.

PELEGRINI, F. R. & FOGLIATTO F. S. – **Metodologia para Implantação de Sistemas de Previsão de Demanda**. Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), 2002.

PEREIRA, E.B., MARTINS, F.R., ABREU, S.L., RUTHER, R, **Atlas Brasileiro de Energia Solar**. São José dos Campos: UNEP, 2006.

PEREIRA, E. M. D.; **Energia Solar - Aquecimento Solar e Geração Fotovoltaica**.

2014. Disponível em:

<<http://www.feam.br/images/stories/FORUMMINEIRO2014/Apresentacoes/PAINEL5/solar%20termica%20e%20fotovoltaica%20-%20elizabeth%20marques%20duarte%20pereira.pdf>>. Acesso em: 14 out. 2015.

PINHO, J. T.; GALDINO, M. A. **Manual de engenharia para sistemas fotovoltaicos**. Ediouro Gráfica e Editora, p. 530, 2014.

SAUNIER, G. Y.; REDDY, T. A.; KUMAR, S. A monthly probability distribution function of daily global irradiation values appropriate for both tropical and temperate locations. **Solar Energy**, v. 38, n. 3, p. 169-177, 1987.

UNIVERSIDADE PAULISTA - UNESP - **Energia solar**, 2015. Disponível em: <<http://www.dee.feis.unesp.br/usinaecoeletrica/index.php/solar>>. Acesso em: 29 outubro de 2015.

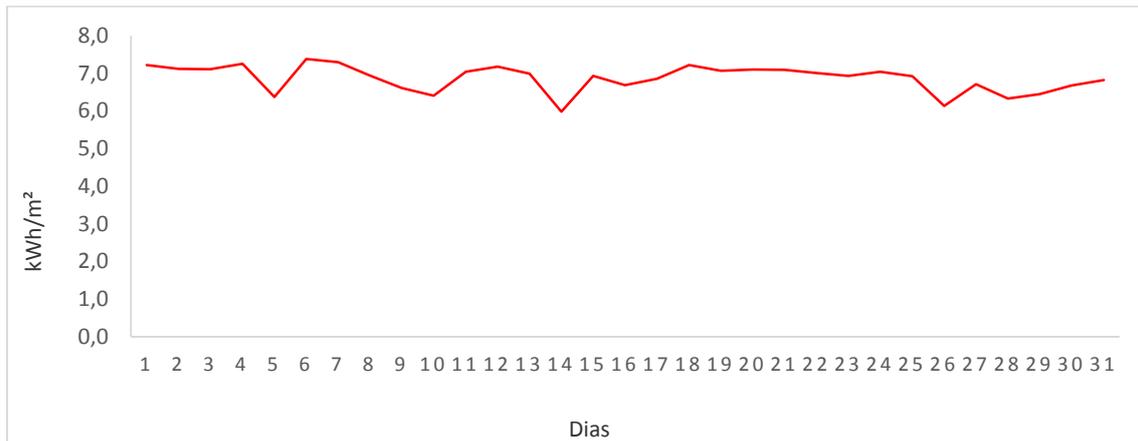
WBGU (CONSELHO CONSULTIVO ALEMÃO SOBRE A MUDANÇA GLOBAL). **Climate Change as a Security Risk**. London: Earthscan, 2008. Disponível em: <http://www.crid.or.cr/digitalizacion/pdf/eng/doc17839/seccion-a.pdf>. Acesso em: 26 fevereiro de 2016

YIM, J. **Previsão de séries de tempo: modelos ARIMA, estruturais e redes neurais artificiais**. São Paulo: IME, 2001. 87f. Dissertação (Mestrado em Matemática Aplicada) – Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, 2001.

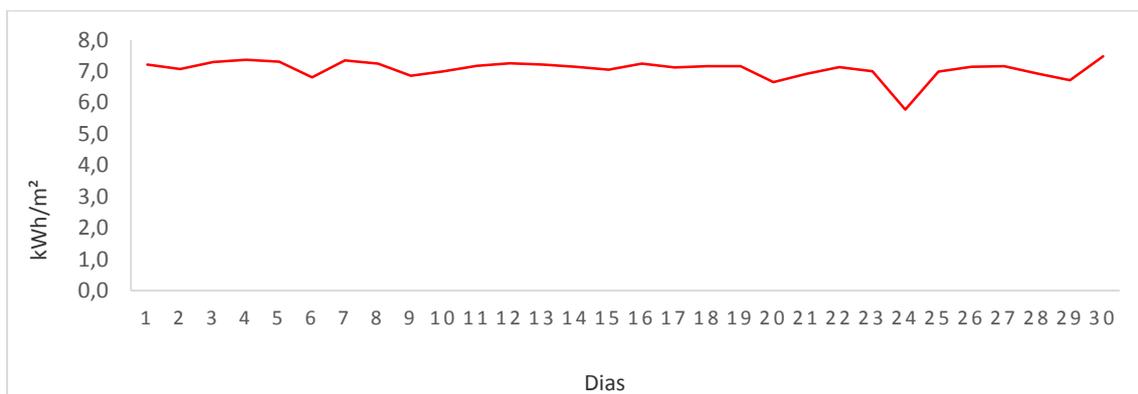
Apêndice 1 – Médias Diárias

1. Figuras Irradiação Média Diária – Parnaíba.

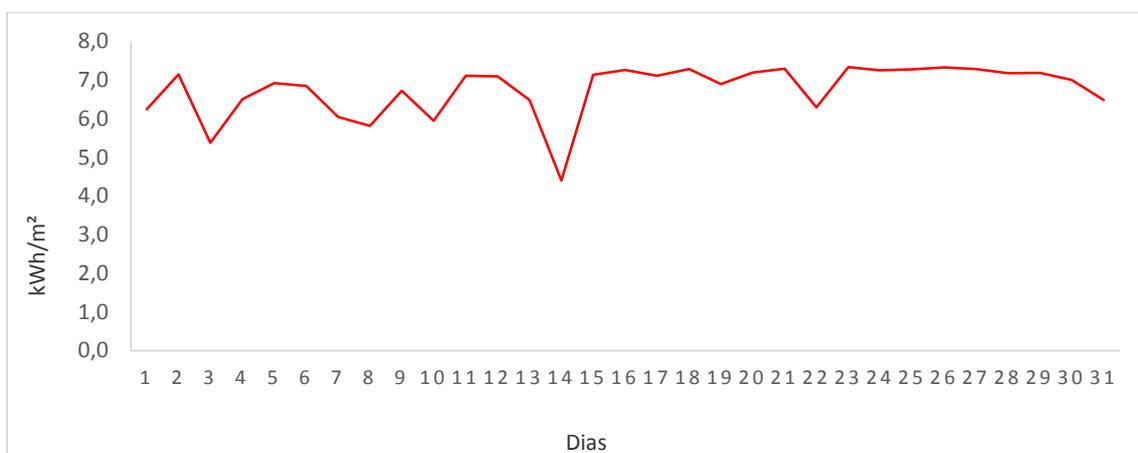
- Agosto – 2012



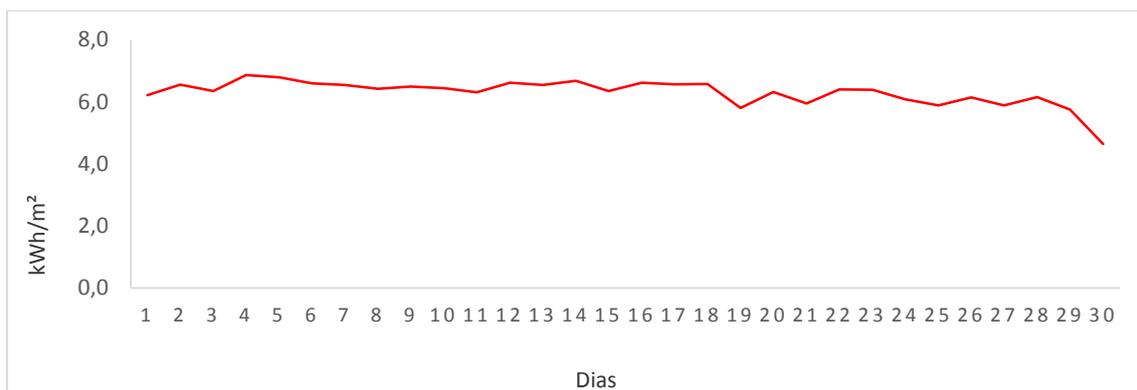
- Setembro - 2012



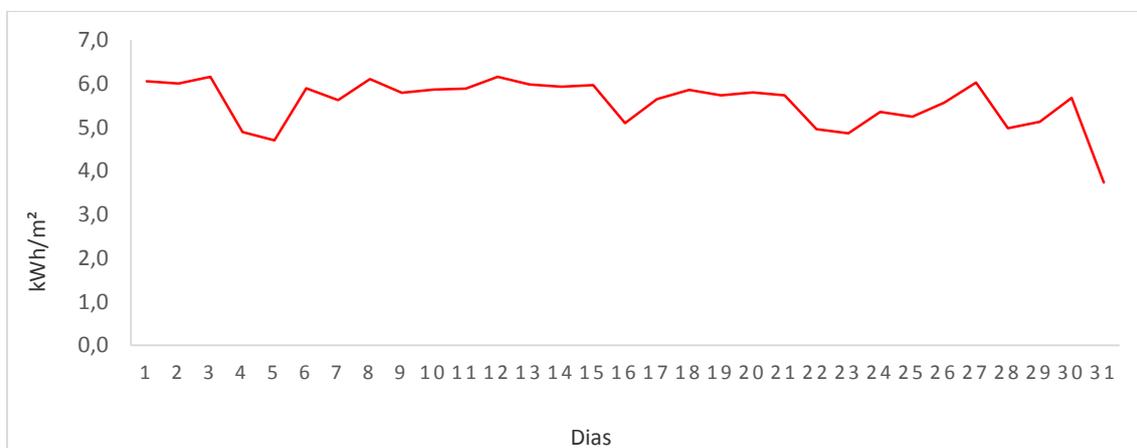
- Outubro – 2012



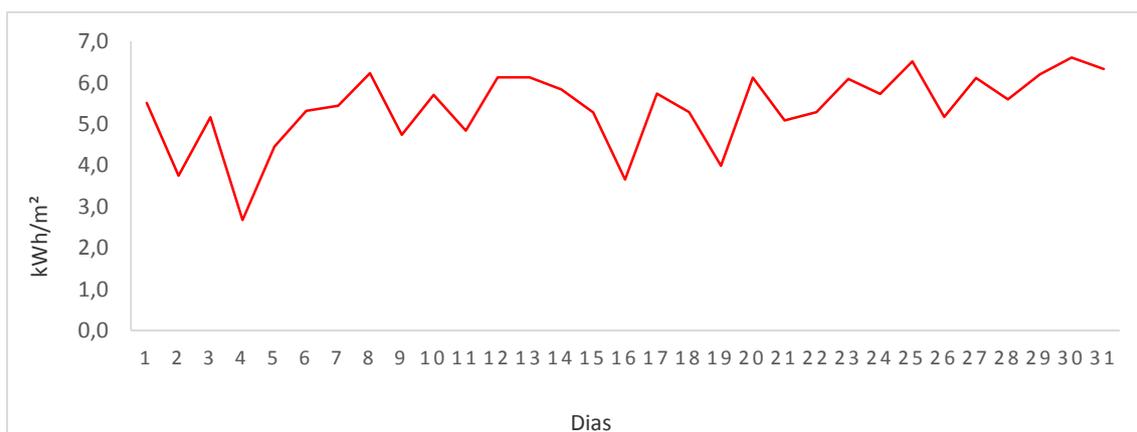
- Novembro – 2012



- Dezembro – 2012



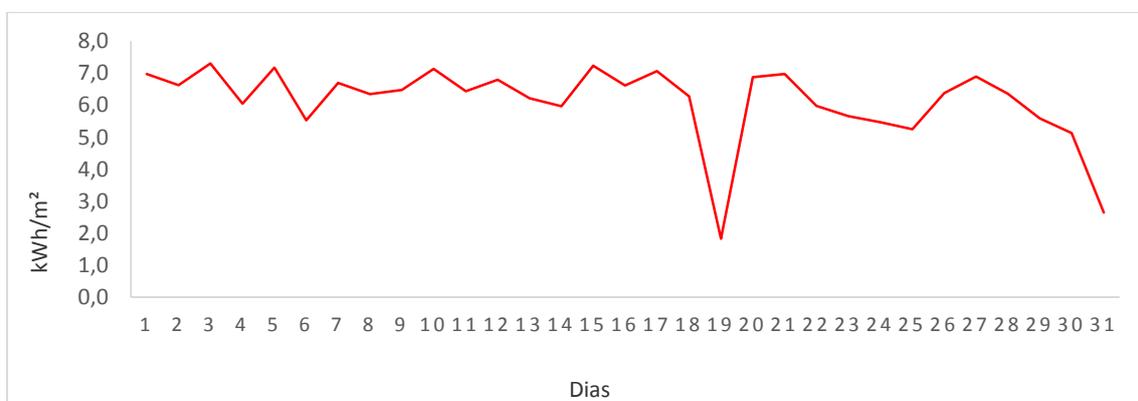
- Janeiro – 2013



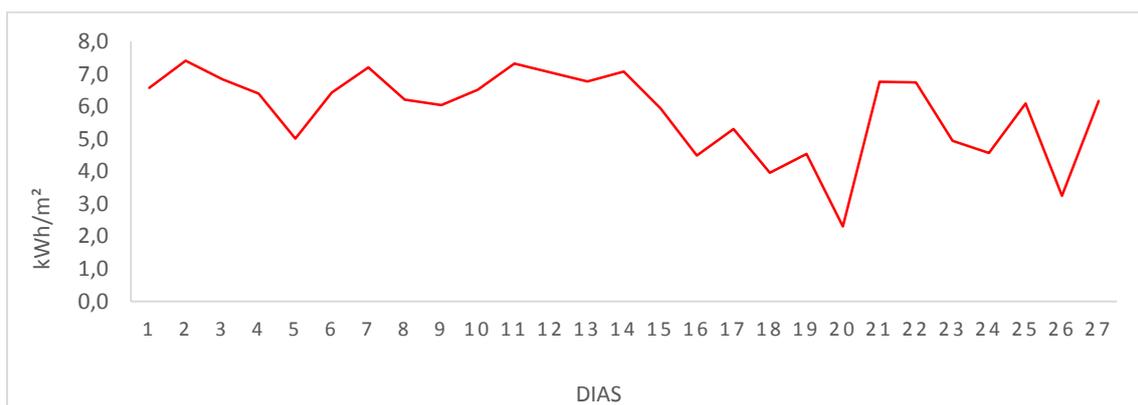
- Fevereiro – 2013



- Março – 2013



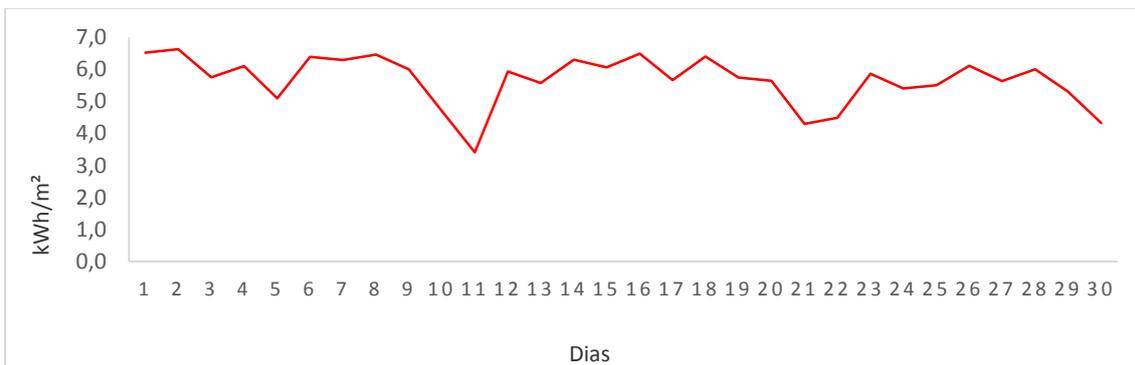
- Abril – 2013



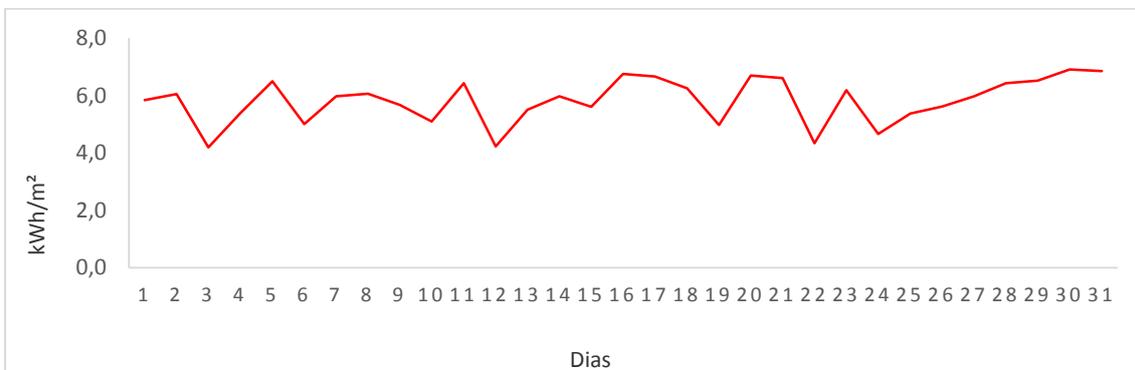
- Maio – 2013



- Junho – 2013



- Julho – 2013

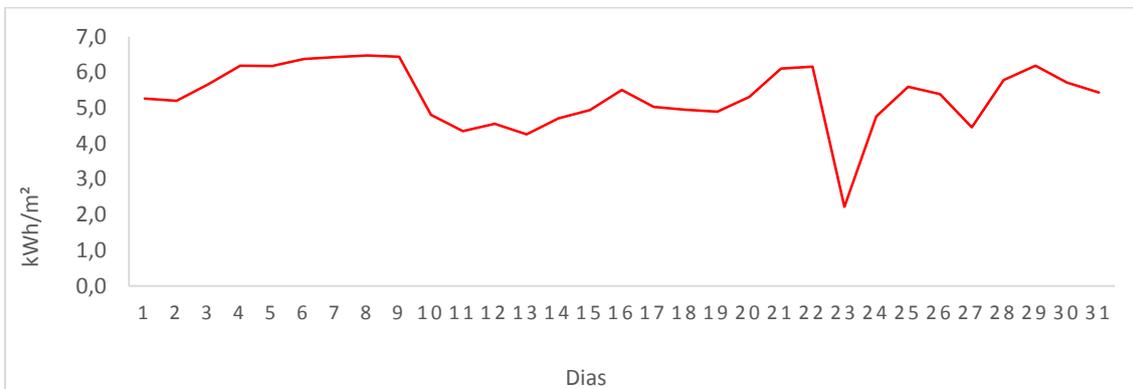


- Gráfico Médias Diárias Anual – Parnaíba



2. Figuras de irradiação médias diárias – Maracanaú

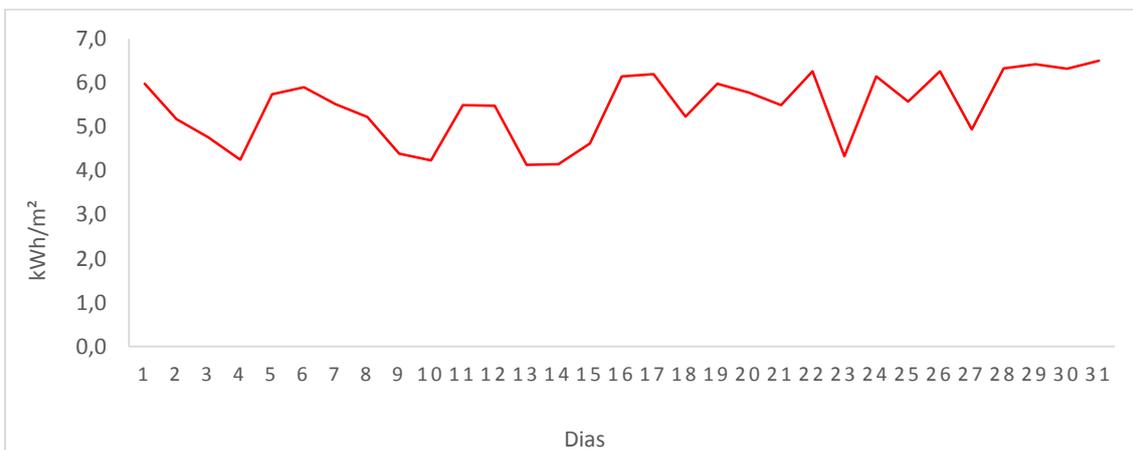
- Maio – 2012



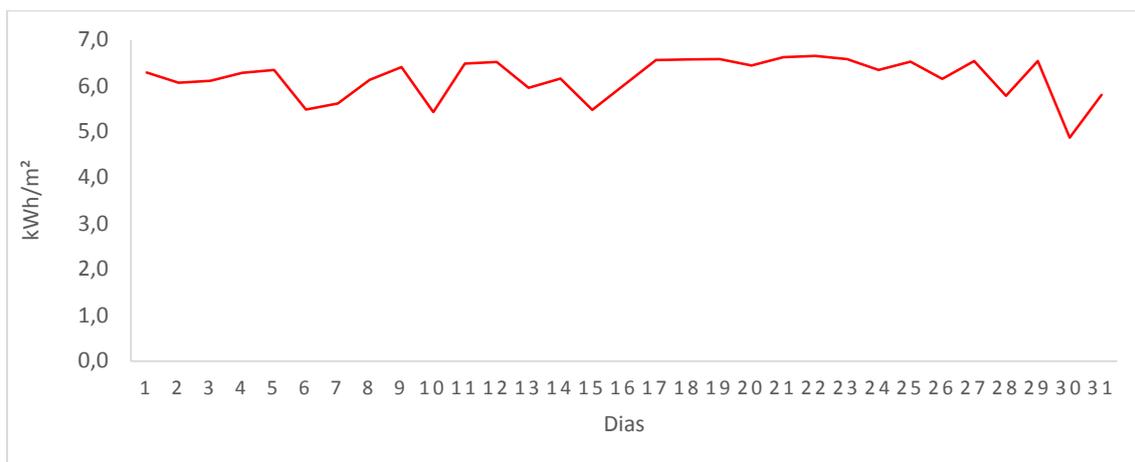
- Junho – 2012



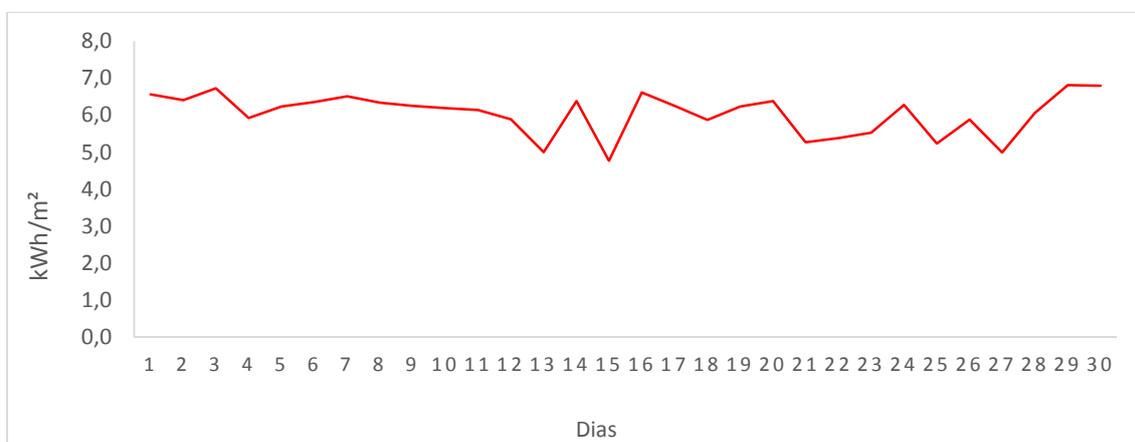
- Julho – 2012



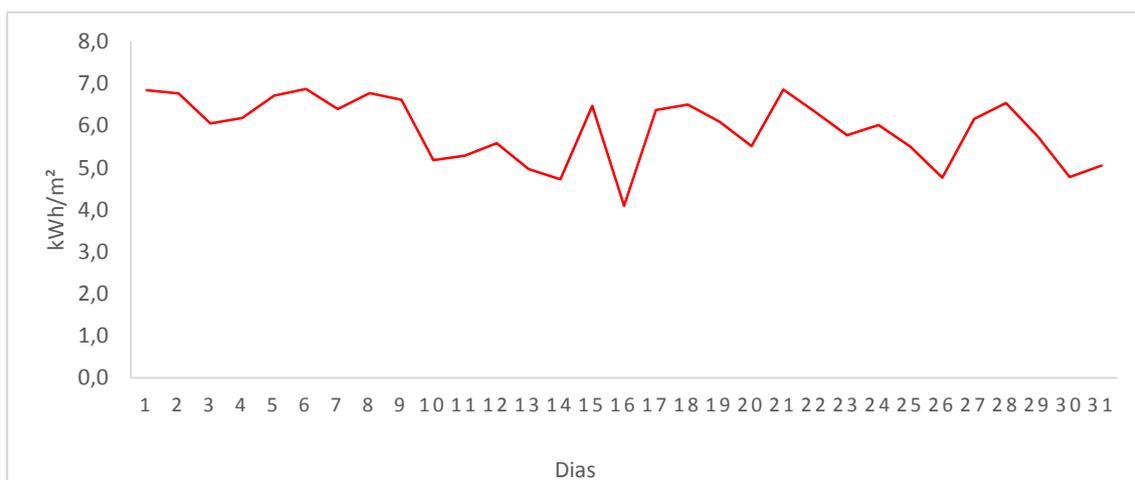
- Agosto – 2012



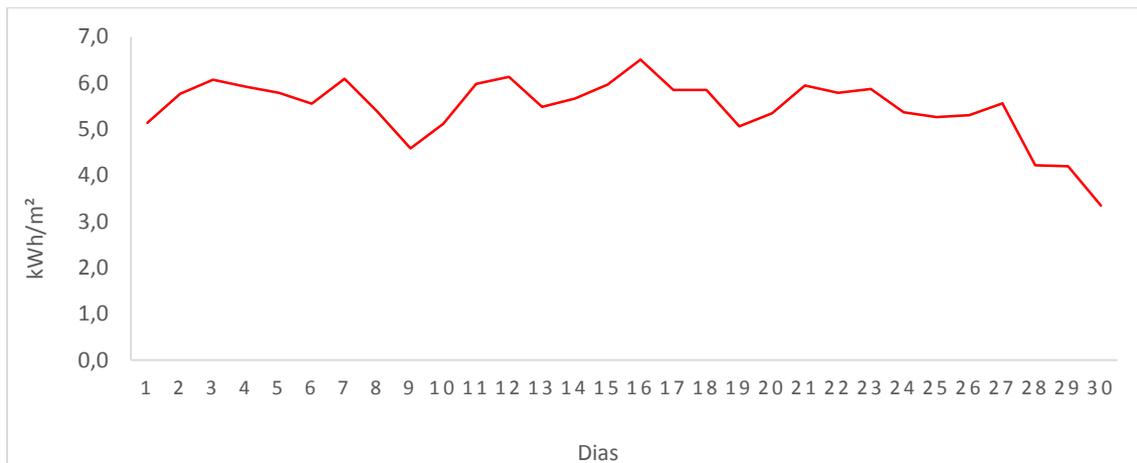
- Setembro – 2012



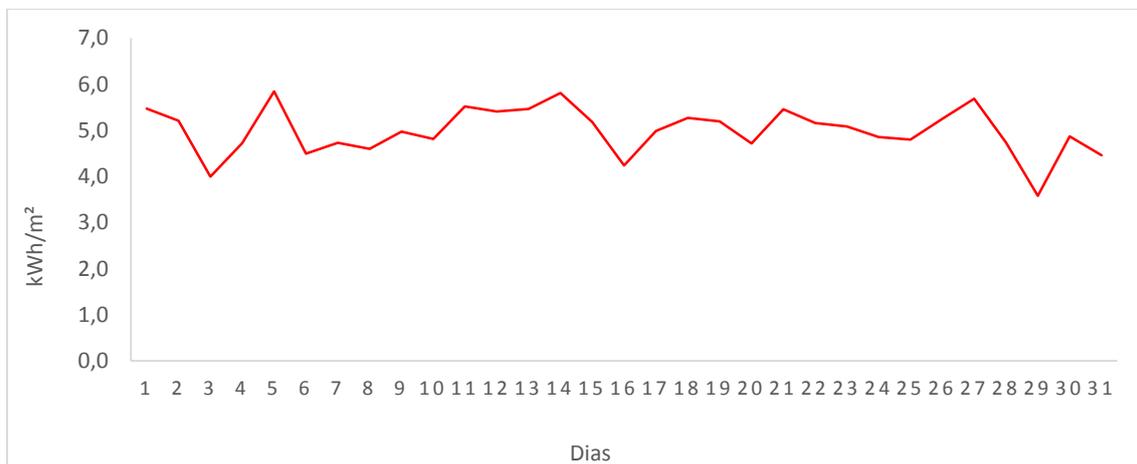
- Outubro – 2012



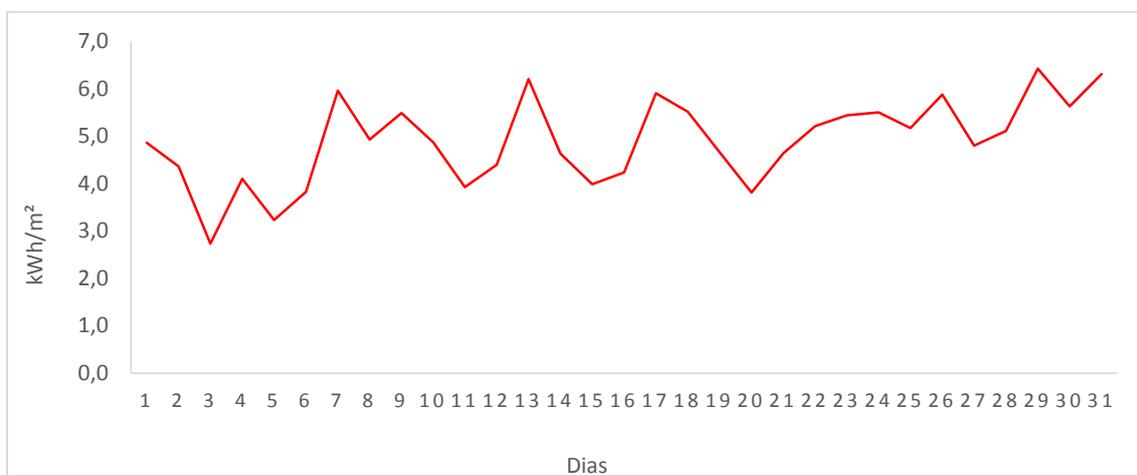
- Novembro – 2012



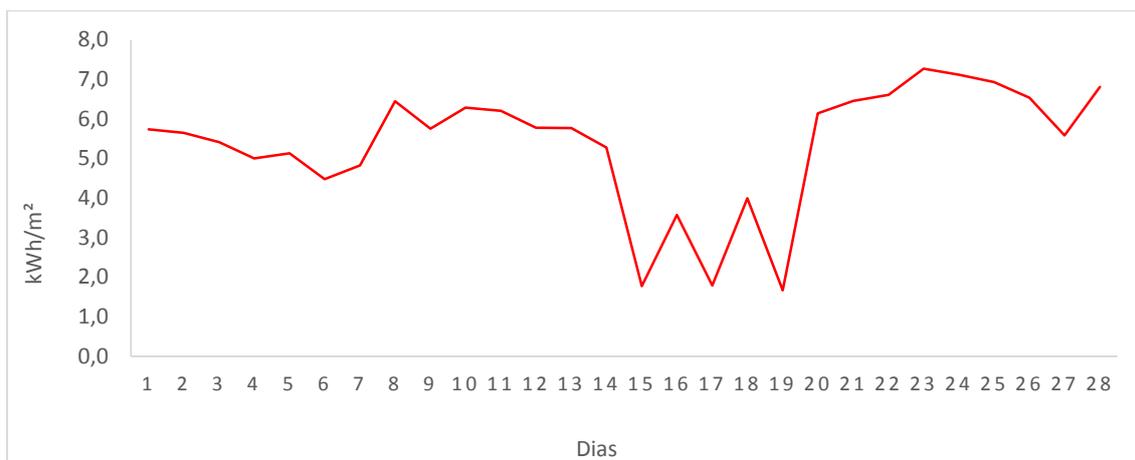
- Dezembro – 2012



- Janeiro – 2013



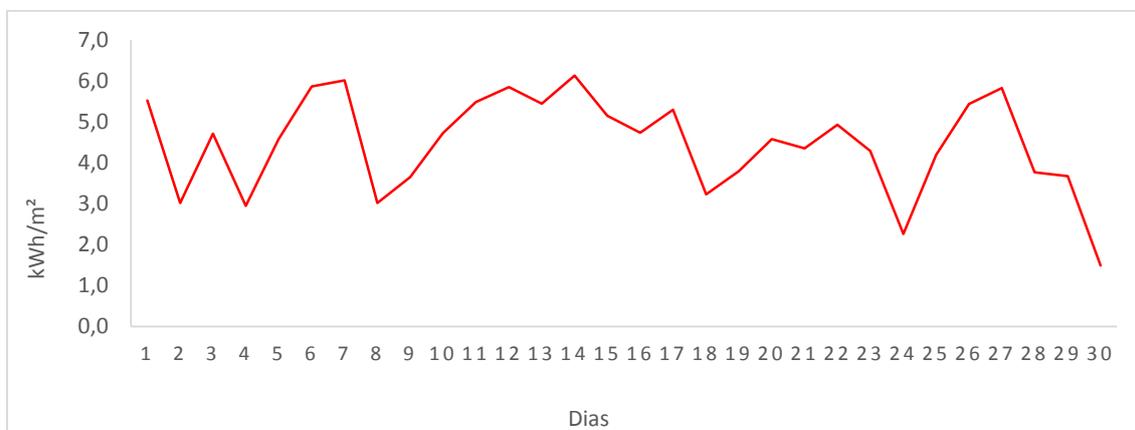
- Fevereiro – 2013



- Março – 2013



- Abril – 2013

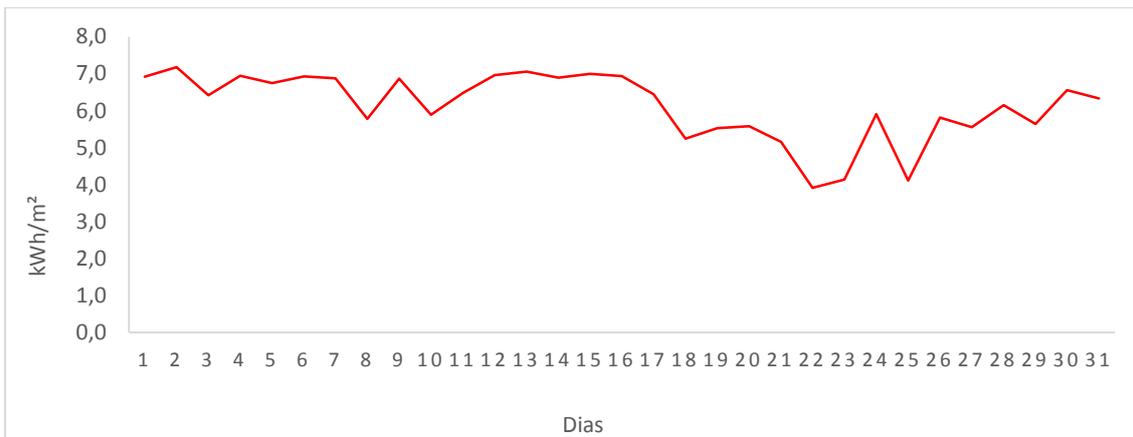


- Gráfico Médias Diárias Anual – Maracanaú

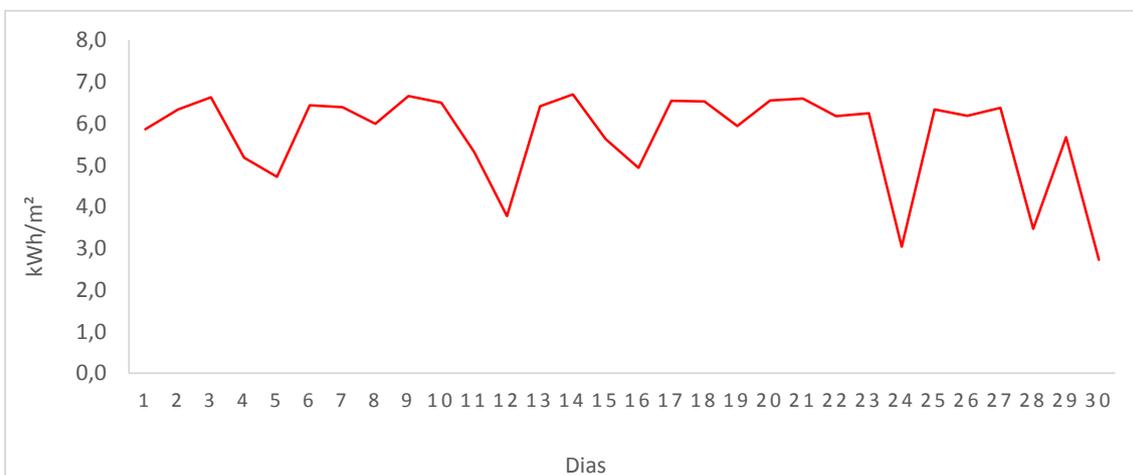


3. Figuras irradiação Média Diária – Petrolina

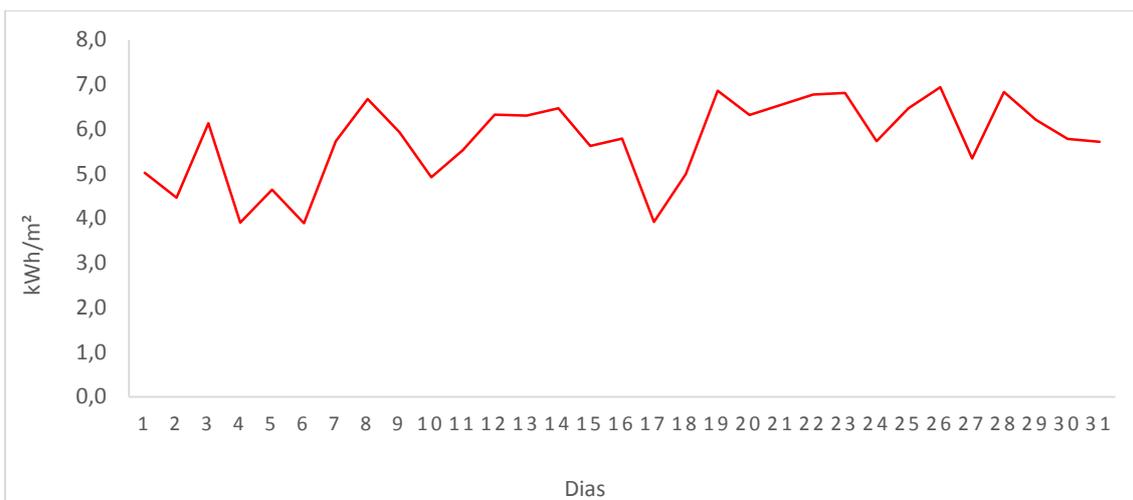
- Maio – 2012



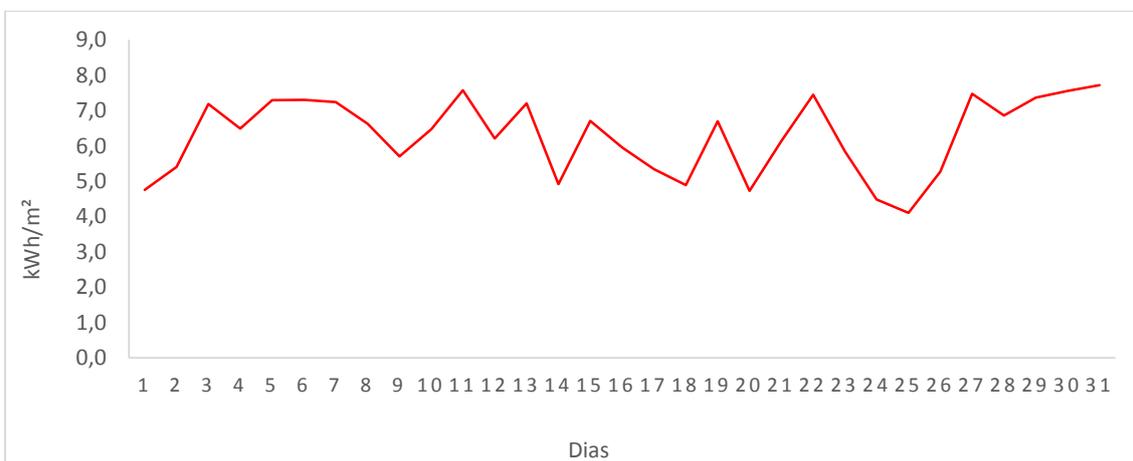
- Junho – 2012



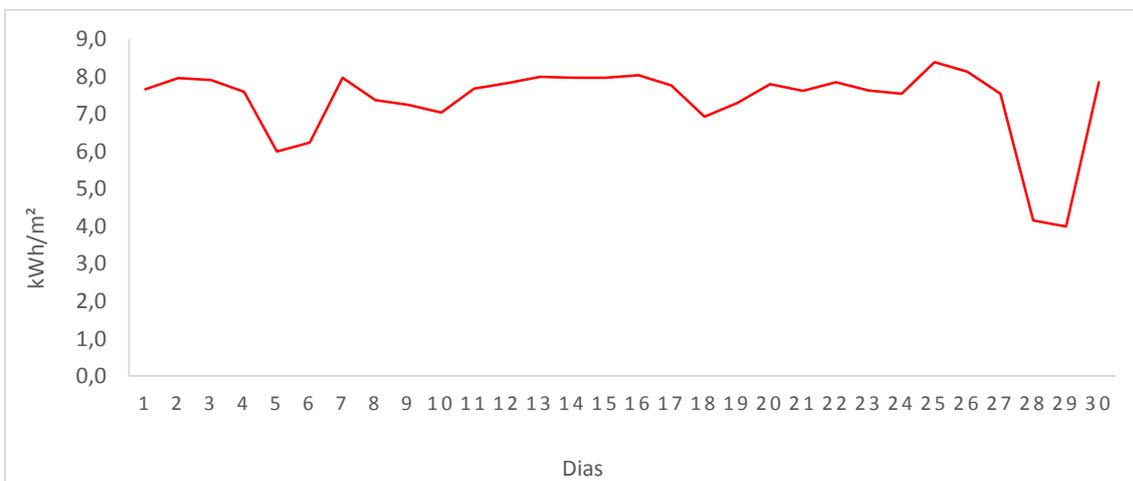
- Julho – 2012



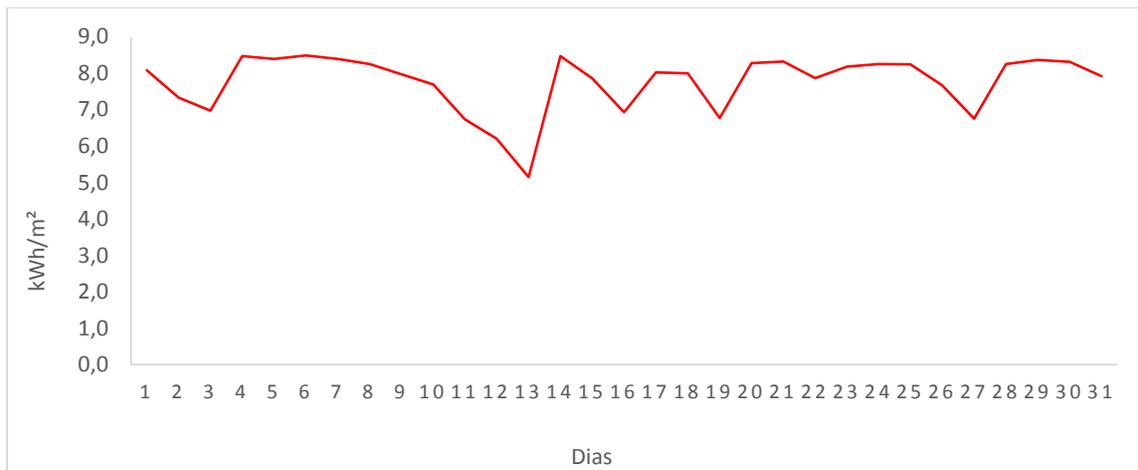
- Agosto – 2012



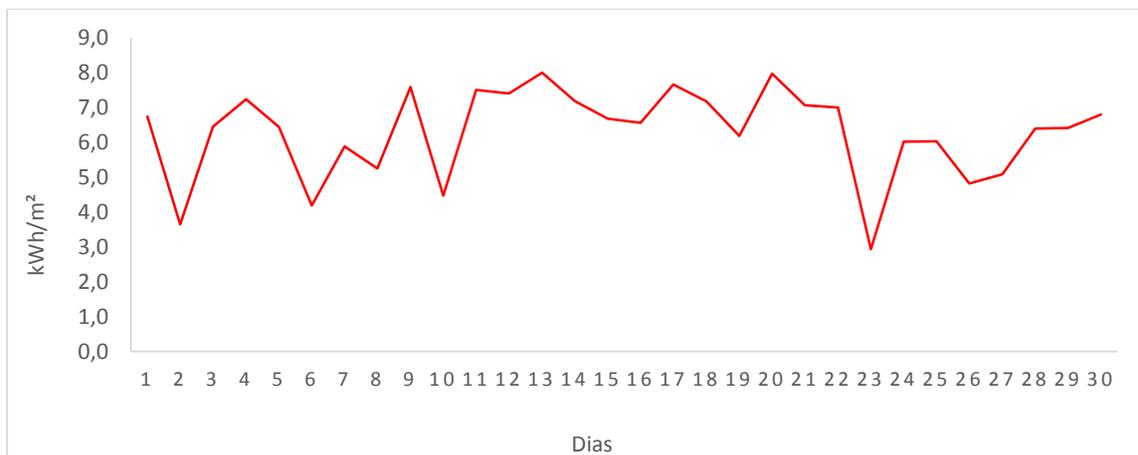
- Setembro – 2012



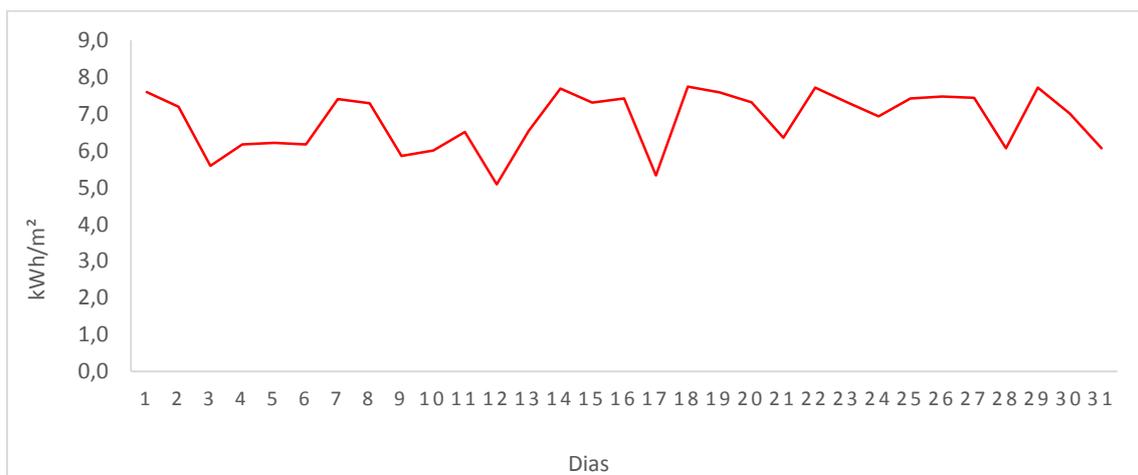
- Outubro – 2012



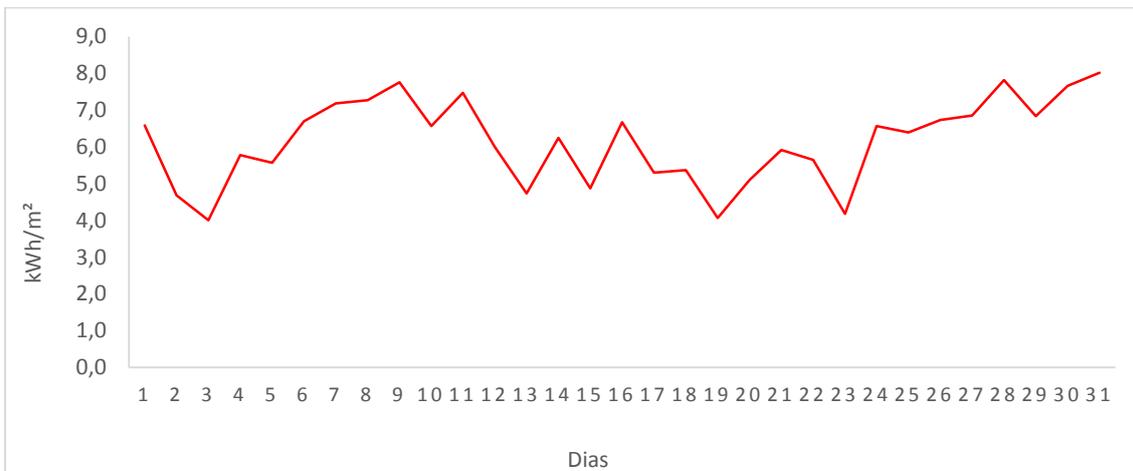
- Novembro – 2012



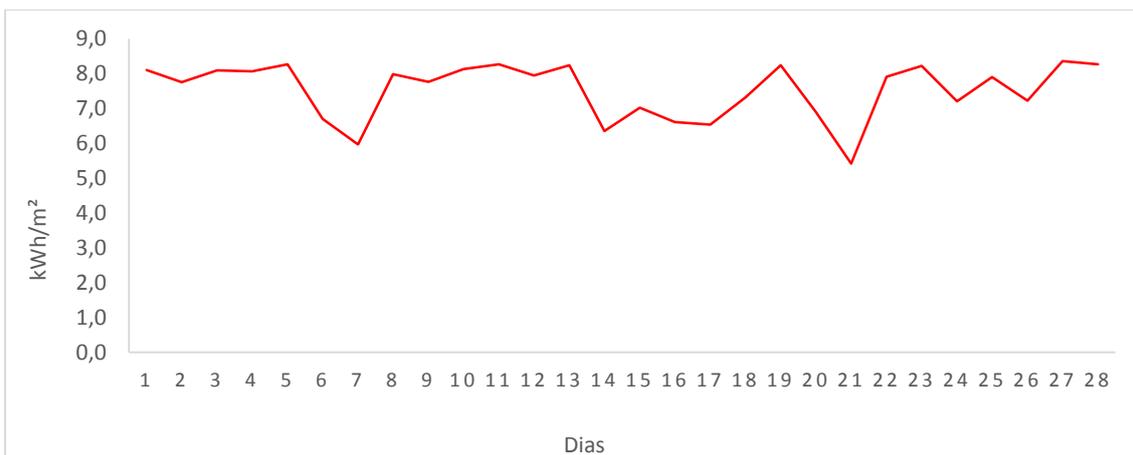
- Dezembro – 2012



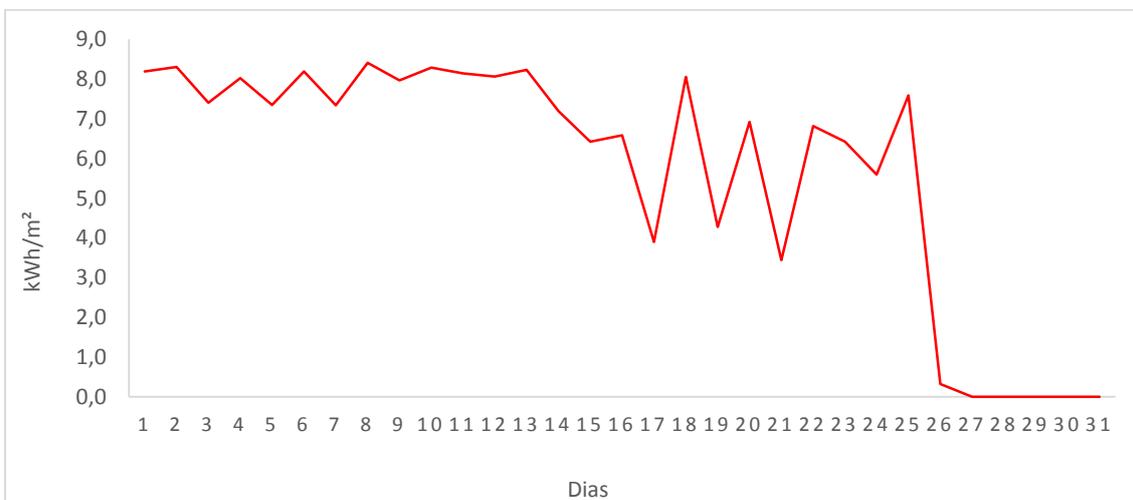
- Janeiro – 2013



- Fevereiro – 2013



- Março – 2013



- Gráfico Médias Diárias Anual – Petrolina

