

Previsão de Irradiação Solar Usando Modelos de Séries Temporais

Grace Anne Lima* Matheus Pereira Gomes*
Luciana Martinez*

* *Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal da Bahia, BA, (e-mail: graceannelima@gmail.com; elemat.eng@gmail.com; lucianam@ufba.br).*

Abstract: This work aims to forecast solar irradiation data using time series models, aiming to collaborate with the planning and operation of photovoltaic power generation systems. The Autoregression model (AR) and Periodic Autoregression model (PAR) were considered as forecasting methods, which were determined using based on hourly irradiation measurements, carried out over a period of one year. The performance of the forecasting methods considered was evaluated through forecasts considering days with different intensities of solar irradiation.. The results show a performance superior to the automatic periodic regression model in the prediction of the estimated data.

Resumo: Este trabalho tem como objetivo a previsão de dados de irradiação solar utilizando modelos de séries temporais, visando colaborar com o planejamento e a operação de sistemas fotovoltaicos de geração de energia. Foram considerados os modelos Auto-Regressivo (AR) e Periódico Auto-Regressivo (PAR) como métodos de previsão, cujos parâmetros foram ajustados com base em medições horárias de irradiação, realizadas em um período de um ano. O desempenho dos métodos de previsão considerados foi avaliado através de previsões considerando-se dias com diferentes intensidades de irradiação solar. Os resultados mostraram um desempenho superior do modelo periódico auto-regressivo na previsão dos dados considerados.

Keywords: Time Series. Solar Irradiation, Photovoltaic Generation.

Palavras-chaves: Séries Temporais. Irradiação Solar, Geração Fotovoltaica.

1. INTRODUÇÃO

O Brasil possui um grande potencial de geração de energia de origem fotovoltaica, devido à sua localização, extensão territorial e características climáticas. De acordo com a Associação Brasileira de Energia Solar Fotovoltaica (ABSOLAR), no ano de 2019 as usinas fotovoltaicas em operação no Brasil totalizaram aproximadamente 2.000 megawatts (MW) de geração centralizada, energia capaz de suprir o consumo equivalente à necessidade de mais de 3 milhões de brasileiros. Ainda segundo a ABSOLAR, mais de 1.500 MW em novos projetos encontram-se em fase de desenvolvimento e construção no país, com início de operação prevista para até 2022 (ABSOLAR (2019)).

A conversão direta da energia solar em energia elétrica ocorre pelos efeitos da radiação (calor e luz) sobre determinados materiais, particularmente os semicondutores. Entre esses, destacam-se os efeitos termoeletrônico e fotovoltaico. A irradiação solar é definida como a potência total da energia proveniente do sol por unidade de área, dada em watt por metro quadrado [W/m^2] (Gómes et al. (2018)).

Os sistemas de geração fotovoltaica apresentam impactos ambientais bastante reduzidos, além de grande disponibilidade de recursos energéticos. Por outro lado, a volatilidade e variabilidade associadas aos valores de irradiação solar são bastante elevadas (MME (2018)).

O desenvolvimento de ferramentas que auxiliem na previsão da disponibilidade de energia solar em sistemas fotovoltaicos pode contribuir diretamente para o planejamento e a operação à curto prazo desses sistemas, garantindo maior estabilidade no sistema elétrico, minimizando as flutuações na injeção de potência de origem solar na rede elétrica e servindo de orientação para o desenvolvimento de políticas de incentivo e regulamentação dos sistemas, além da possibilidade de favorecer outros setores da economia do país, como a construção civil e agronegócios.

A utilização de ferramentas estatísticas de análise de séries temporais tem sido proposta com o objetivo de reduzir as intempéries associadas à geração fotovoltaica, como mostram os trabalhos de Voyant et al. (2018), Lourenço et al. (2017), Silva (2012), Machado and Rampinelli (2018).

Este trabalho apresenta a previsão de valores de irradiação solar em sistemas de geração fotovoltaica utilizando análise de séries temporais. Como métodos de previsão foram considerados o modelo Auto-Regressivo (AR) e o modelo Auto-Regressivo Periódico (PAR).

Como estudo de caso, foram selecionados dados de um parque de painéis fotovoltaicos situado na região de Jequié-BA. O conjunto de dados utilizado é formado por medições de irradiação solar, realizadas entre os meses de maio de 2013 e junho de 2014. As previsões realizadas consideram discretizações horárias. O desempenho dos métodos de

previsão é analisado em termos do erro médio quadrado verificado no horizonte de previsão considerado.

O artigo está organizado como segue: a seção 2 apresenta a descrição do problema; a seção 3 apresenta conceitos da teoria de séries temporais; a seção 4 apresenta resultados obtidos e a seção 5 apresenta conclusões sobre o estudo realizado.

2. DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

As fontes renováveis de geração de energia em geral são caracterizadas pela sua variabilidade e intermitência. No caso da radiação solar incidente na superfície terrestre, efeitos sazonais e climáticos, como a presença de nebulosidade e períodos chuvosos, exercem grande influência na produção de energia elétrica a partir de sistemas solares (Gómes et al. (2018)).

A modelagem e previsão das séries temporais de irradiação solar podem contribuir para a otimização do planejamento e da operação de sistemas fotovoltaicos de geração de energia. Neste trabalho, a previsão de valores de horários de irradiação solar é realizada com base na análise de séries temporais.

Para ajuste dos modelos propostos foram selecionados dados de medições de irradiação solar realizadas em painéis fotovoltaicos situados na região de Jequié-BA, coletados entre os meses de maio de 2013 e junho de 2014, conforme mencionado na seção anterior. As medições foram realizadas ininterruptamente durante o período, em intervalos de 10 minutos, com exceção para os períodos chuvosos ou na ocorrência de sombreamento. Os valores horários referem-se à média de cada seis medições realizadas.

A fim de caracterizar o comportamento dos dados de irradiação, as Figuras 1 e 2 apresentam a distribuição das medições ao longo de 24 horas, em dias com características diferentes de nebulosidade, respectivamente um dia selecionado na estação de inverno e outro de verão. Pode-se notar que o comportamento do valor de irradiação medido é bastante semelhante ao perfil da luminosidade durante o dia, ou seja, irradiação com valores muito baixos ou nulos durante os períodos do dia sem luminosidade, como acontece nas primeiras horas do dia, e que se modificam gradativamente a medida que a intensidade da luz solar aumenta, com picos no horário de 12h e o conseqüente decréscimo às 18h. Esse perfil é observado na maioria dos dias que compõem o conjunto de medidas, meses de maio de 2013 a junho de 2014, com exceção para os períodos chuvosos ou de sombreamento provocado por nuvens.

3. MODELOS DE SÉRIES TEMPORAIS

Um dos principais objetivos da análise de séries temporais é identificar o mecanismo gerador da série, descrever seu comportamento e fazer previsões para seus valores futuros. Uma série temporal consiste em uma variável aleatória indexada no tempo, podendo ser denotada por $\{x_t, t \in \mathcal{R}_+\}$, sendo \mathcal{R}_+ o conjunto dos números reais não negativos (Papoulis and Pillai (2002)).

As séries temporais são identificadas por quatro componentes: a aleatoriedade, a ciclicidade, a sazonalidade e a

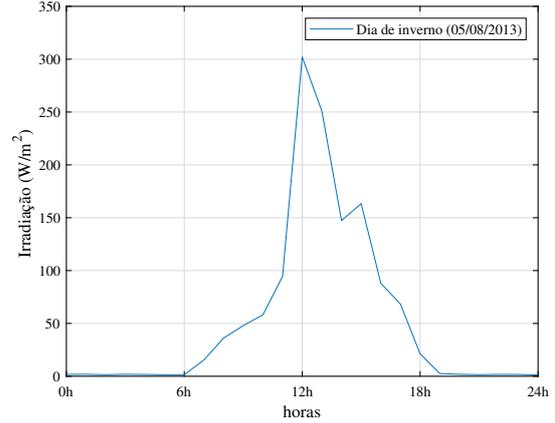


Figura 1. Irradiação solar (típico de inverno) (W/m^2).

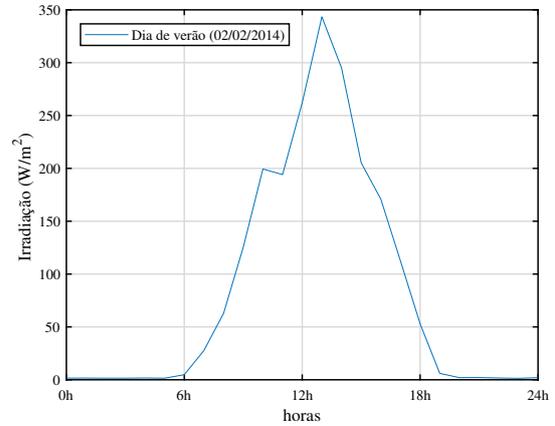


Figura 2. Irradiação solar (típico de verão) (W/m^2).

tendência. Uma série temporal é dita ser não estacionária quando há dependência temporal da distribuição de probabilidades de uma amostra de k observações da série. Se a distribuição de probabilidades não depender do tempo, a série é dita ser estacionária (Papoulis and Pillai (2002)). Uma série não estacionária pode ser representada como:

$$x_t = s_t + \tilde{z}_t + a_t \quad (1)$$

em que s_t representa a componente sazonal da série, \tilde{z}_t representa a componente estacionária e a_t o ruído branco gaussiano.

A fim de remover o caráter não estacionário da série, a seguinte mudança de variável é considerada:

$$z_t = \frac{x_t - \mu_m}{\sigma_m} \quad (2)$$

em que, μ_m e σ_m são a média e o desvio padrão da série temporal, respectivamente. A série padronizada obtida apresenta, aproximadamente, média zero e variância unitária. Os dados de irradiação solar se caracterizam como uma série temporal não estacionária.

3.1 Modelo Auto-Regressivo (AR)

Um modelo Auto-Regressivo (AR) representa uma série temporal através de uma função linear dos seus valores passados. Uma variável dependente x_t segue um processo Auto-Regressivo de ordem p ($AR(p)$), quando o seu valor

em um dado momento tempo t depende apenas de seus valores em p períodos anteriores e de um termo aleatório (ruído branco), a_t , não correlacionado com x_t , com média zero e variância constante (Box et al. (2008)):

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \dots + \phi_p x_{t-p} + a_t \quad (3)$$

em que ϕ_p são os coeficientes constantes do modelo auto-regressivo.

3.2 Modelo Periódico Auto-Regressivo (PAR)

Séries temporais que apresentam comportamento periódico podem ser analisados por modelos periódicos auto-regressivos. Seja x_1, x_2, \dots, x_{ns} uma série temporal com período s , número de dias n , índice de tempo definido em função do número de dias $r = 1, 2, \dots, n$ e horas $m = 1, 2, \dots, s$. Assim, $x_{t(r,m)}$ representa a observação da série x_t no dia r e na hora m . Os modelos periódicos auto-regressivos de ordem p_m , $m = 1, 2, \dots, s$, PAR(p_m), podem ser representados da seguinte forma (Ballini (2000), Box et al. (2008)):

$$z_{t(r,m)} = \sum_{i=1}^{p_m} \phi_{i,m} z_{t(r,m)-i} + a_{t(r,m)} \quad (4)$$

em que, $\phi_{i,m}$ é uma função periódica com período s , $a_{t(r,m)}$ é um ruído branco com distribuição normal $N(0, \tau_m^{-1})$, $\tau_m^{-1} = \sigma_m^2$ e $\tau_m > 0$ e $z_{t(r,m)}$ é a série padronizada com, aproximadamente, média nula e desvio padrão unitário.

O método da Máxima Verossimilhança foi considerado para a obtenção dos parâmetros $\phi_{i,m}$ do modelo PAR. Para a escolha da ordem do modelos AR(p) e PAR(p_m), o Critério Bayesiano de Schwarz (BIC) foi considerado, sendo o ajuste dos parâmetros realizado com base em dados de irradiação solar, resultado de medições realizadas em um parque fotovoltaico. Os dados referem-se à um parque de painéis fotovoltaicos situado na região de Jequié-BA. Foram consideradas dados horários, que correspondem à média de 6 medições realizadas no período de uma hora. No caso do modelo PAR, 24 parâmetros foram considerados, sendo um parâmetro para cada hora do dia.

4. RESULTADOS

A fim de comparar o desempenho dos modelos AR e PAR na previsão de valores horários de irradiação solar, testes foram realizados considerando-se variações na ordem desses modelos. Foram avaliados, ainda, as previsões de dias com diferentes características de luminosidade.

Em relação à ordem dos modelos, inicialmente foram realizados testes considerando-se modelos AR e PAR de ordem 1 (AR(1) e PAR(1), respectivamente). Neste caso o ajuste dos parâmetros dos modelos leva em conta que a previsão da irradiação em uma dada hora depende apenas da ocorrência de irradiação na hora anterior. Cabe observar que, para o modelo PAR (1), 24 parâmetros foram ajustados, ou seja, um modelo de ordem 1 para cada hora do dia. Também foram realizados testes utilizando-se o modelo AR de ordem p e modelo PAR de ordem p_m . No caso do modelo PAR(p_m), a ordem do modelo varia de acordo com a hora de previsão.

Observa-se que o ajuste dos parâmetros dos modelos AR e PAR, com base em dados histórico de medições

de irradiação disponível, considera apenas dados de dias que antecedem o período de previsão. Ou seja, os dados referentes aos períodos selecionados para previsão não foram utilizados para ajuste dos parâmetros dos modelos.

Os resultados que seguem referem-se a previsão de irradiação de 3 dias consecutivos (horizonte de 72 horas). A fim de permitir uma melhor análise dos resultados, foram realizadas previsões de irradiação em dias com diferentes características de luminosidade: dias na estação de inverno, dias na estação verão e os últimos três dias do histórico de dados de irradiação disponível, que foram escolhidos por serem considerados dias de irradiação solar com valores medianos.

4.1 Modelos AR(1) e PAR (1)

Os resultados que seguem referem-se às previsões dos dados de irradiação solar obtidas com os modelos AR e PAR de ordem 1. As Tabelas 1 e 2 mostram, respectivamente, os parâmetro ϕ_1 (AR(1)) e $\phi_{1,m}$ (PAR(1)) ajustados considerando-se dados históricos de irradiação solar que antecedem os dias de inverno selecionados para previsão. No caso do modelo PAR(1), foram fixados a um parâmetro para cada hora do dia.

Tabela 1. AR(1) - dias típicos inverno.

ϕ_1	0,4155
----------	--------

Tabela 2. PAR(1) - dias típicos de inverno.

Hora	$\phi_{1,m}$	Hora	$\phi_{1,m}$
1	0,0292	13	0,8905
2	0,2079	14	0,8756
3	0,1628	15	0,8523
4	0,2223	16	0,8404
5	0,2297	17	0,6944
6	0,1026	18	0,1135
7	0,2325	19	0,4753
8	0,7118	20	-0,1833
9	0,7757	21	-0,1971
10	0,7367	22	0,4309
11	0,8366	23	0,0694
12	0,8575	24	0,1826

De maneira análoga, as Tabelas 3 e 4 mostram respectivamente os parâmetros ϕ_1 (AR(1)) e $\phi_{1,m}$ (PAR(1)) obtidos considerando-se os dados históricos de irradiação solar que antecedem os dias de verão selecionados para previsão.

Tabela 3. AR(1) - dias típicos verão

ϕ_1	0,4884
----------	--------

As Tabelas 5 e 6 mostram, respectivamente, os parâmetros ϕ_1 (AR(1)) e $\phi_{1,m}$ (PAR(1)) determinados com base nos dados históricos de irradiação solar. O período de previsão, formado pelos três últimos dias do histórico, dias de valores de irradiações medianas, não foram utilizados no ajuste dos parâmetros dos modelos.

A avaliação do desempenho dos modelos de previsão foi feita considerando-se a raiz do erro médio quadrado (do inglês, *Root Mean Square Error (RMSE)*), definido como:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{p_m} (x_{obs,i} - x_{prev,i})^2}{n}} \quad (5)$$

Tabela 4. PAR(1) - dias típicos de verão

Hora	$\phi_{1,m}$	Hora	$\phi_{1,m}$
1	0,0106	13	0,8745
2	0,1805	14	0,8932
3	0,0925	15	0,8454
4	0,2073	16	0,8398
5	0,2209	17	0,7898
6	0,0240	18	0,6183
7	0,7654	19	0,7104
8	0,7638	20	0,1388
9	0,8311	21	0,1178
10	0,8097	22	0,2808
11	0,8238	23	0,2073
12	0,8537	24	0,0925

Tabela 5. AR(1) - irradiação solar medianas.

ϕ_1	0,4853
----------	--------

Tabela 6. PAR(1) - irradiação solar medianas.

Hora	$\phi_{1,m}$	Hora	$\phi_{1,m}$
1	-0,0093	13	0,8740
2	0,1789	14	0,8787
3	0,0815	15	0,8404
4	0,1828	16	0,8351
5	0,2181	17	0,7727
6	0,0236	18	0,6703
7	0,7080	19	0,7340
8	0,7375	20	0,1396
9	0,8254	21	0,2050
10	0,8087	22	0,2898
11	0,8266	23	0,1539
12	0,8484	24	0,0936

em que $x_{obs,i}$ é o valor associado ao dado observado e $x_{prev,i}$, o resultado da previsão.

A Tabela 7 mostra os erros obtidos pelos modelos AR(1) e PAR(1) para os diferentes dias de previsão considerados. De acordo com a Tabela 7, os menores erros de previsão foram obtidos com o modelo PAR(1). Em termos de erro relativo percentual, o modelo AR(1) teve erros aproximadamente 6,34% maiores que o modelo PAR(1) na previsão dos dias de verão, e em torno de 23,5% maiores nos outros dois períodos considerados.

Tabela 7. Erros de previsão AR(1) e PAR(1).

Período	Modelo	RMSE (%)
Dias de inverno	AR(1)	37,56
	PAR(1)	30,42
Dias de verão	AR(1)	35,21
	PAR(1)	33,11
Dias de irradiação medianas	AR(1)	48,03
	PAR(1)	38,85

4.2 Modelo AR(p) e PAR(p_m)

No que segue são apresentados os resultados obtidos pelos modelos AR(p) e PAR(p_m) na previsão dos dados de irradiação solar. Como critério de comparação, os mesmos períodos de previsão selecionados na seção 4.1 foram considerados (dias de inverno, dias de verão e dias com valores medianos de irradiação solar).

As Tabelas 8 e 9 mostram respectivamente os parâmetros ϕ_p (AR(p)) e $\phi_{p,m}$ (PAR(p_m)) ajustados com base nos

dados históricos de irradiação solar que antecedem os dias de inverno selecionados para previsão. De maneira análoga, as tabelas 10 e 11 apresentam os parâmetros ϕ_p (AR(p)) e $\phi_{p,m}$ (PAR(p_m)), respectivamente, determinados com base nos dados históricos de irradiação solar que antecedem os dias de verão selecionados para previsão.

Tabela 8. AR(p) - dias típicos inverno.

ϕ_1	0,4155
----------	--------

Tabela 9. PAR(p_m) - dias de inverno.

Hora	$\phi_{1,m}$	$\phi_{2,m}$	$\phi_{3,m}$
1	0,0292	0	0
2	0,2079	0	0
3	0,1628	0	0
4	0,2608	-0,2352	0
5	0,2297	0	0
6	0,1026	0	0
7	0,2325	0	0
8	0,7118	0	0
9	0,7757	0	0
10	0,9687	-0,2989	0
11	0,8366	0	0
12	0,8575	0	0
13	0,8905	0	0
14	0,8756	0	0
15	0,8523	0	0
16	0,8404	0	0
17	0,6944	0	0
18	0,5615	-0,6197	0
19	0,4989	-0,2181	0
20	-0,1833	0	0
21	-0,2306	-0,0781	0,4417
22	0,4309	0	0
23	0,0694	0	0
24	0,2044	-0,3245	0

Tabela 10. AR(p) - dias típicos verão.

ϕ_1	0,4631
ϕ_2	0,0518

As tabelas 12 e 13 apresentam os parâmetros dos modelos AR(p) e PAR(p_m) determinados com base no histórico de dados irradiação solar. Neste caso, o período de previsão, formado pelos três últimos dias do histórico, não foram utilizados no ajuste dos parâmetros dos modelos.

A Tabela 14 mostra os erros obtidos pelos modelos AR(p) e PAR(p_m) para os diferentes dias de previsão considerados. Para ilustrar o comportamento dos métodos, as Figuras 3 e 4 mostram as previsões realizadas para os dias típicos de inverno selecionados, e os modelos AR(p) e PAR(p_m), respectivamente. Analogamente, as Figuras 5 e 6 mostram as previsões realizadas para os dias típicos de verão considerados, enquanto as Figuras 7 e 8 mostram as previsões obtidas por este modelos para dias de irradiação medianas.

De acordo com a Tabela 14, menores erros de previsão foram associados ao modelo PAR(p_m). Em termos de erro relativo percentual, o modelo AR(p) teve erros aproximadamente 25,95% maiores que o modelo PAR(p_m) na previsão dos dias de inverno e 29,32% na previsão dos dias de irradiação medianas. Para o período que considera dias de verão, as diferenças entre os modelos não foi significativa (em torno de 5%). O desempenho superior do PAR(p_m)

Tabela 11. $PAR(p_m)$ - dias típicos de verão.

Hora	$\phi_{1,m}$	$\phi_{2,m}$	$\phi_{3,m}$
1	0,0106	0	0
2	0,1805	0	0
3	0,0925	0	0
4	0,2257	-0,1992	0
5	0,2209	0	0
6	0,0240	0	0
7	0,7654	0	0
8	1,0675	-0,4027	-0,0927
9	0,9116	-0,0262	-0,1464
10	0,9763	-0,2004	0
11	0,8238	0	0
12	0,9975	-0,1743	0
13	1,0547	-0,2101	0
14	0,8932	0	0
15	1,0438	-0,2226	0
16	0,8398	0	0
17	0,9780	-0,2229	0
18	0,8612	-0,3051	0
19	0,7104	0	0
20	0,1388	0	0
21	0,0875	0,2211	0
22	0,2808	0	0
23	0,2073	0	0
24	0,0925	0	0

Tabela 12. $AR(p)$ - irradiação solar medianas.

ϕ_1	0,4616
ϕ_2	0,0295
ϕ_3	0,0348

Tabela 13. $PAR(p_m)$ - irradiação solar medianas.

Hora	$\phi_{1,m}$	$\phi_{2,m}$	$\phi_{3,m}$	$\phi_{4,m}$	$\phi_{5,m}$
1	0,0030	-0,1311	0	0	0
2	0,1789	0	0	0	0
3	0,0815	0	0	0	0
4	0,1982	-0,1869	0	0	0
5	0,2161	0	0	0	0
6	0,0269	0	0	0	0
7	0,7116	0	0	0	0
8	0,9410	-0,3183	-0,0727	-0,0876	-0,0822
9	0,8948	-0,0315	-0,1307	0	0
10	0,9402	-0,2927	0,2410	-0,1370	0
11	0,8234	0	0	0	0
12	0,9797	-0,1579	0	0	0
13	1,0386	-0,1906	0	0	0
14	0,9987	-0,1355	0	0	0
15	1,0338	-0,2102	0	0	0
16	0,8324	0	0	0	0
17	0,9244	-0,1714	0	0	0
18	0,8724	-0,2547	0	0	0
19	0,7340	0	0	0	0
20	0,1441	0	0	0	0
21	0,1692	0,1599	0	0	0
22	0,2871	0	0	0	0
23	0,1650	0	0	0	0
24	0,1283	-0,1629	0	0	0

em relação ao $AR(p)$ fica bastante evidente ao se analisar as previsões horárias apresentadas nas Figuras 3 à 8.

Tabela 14. Erros previsão $AR(p)$ e $PAR(p_m)$

Período	Modelo	RMSE (%)
Dias de inverno	$AR(p)$	37,56
	$PAR(p_m)$	29,82
Dias de verão	$AR(p)$	34,93
	$PAR(p_m)$	33,22
Dias de Irradiação Medianas	$AR(p)$	47,32
	$PAR(p_m)$	36,59

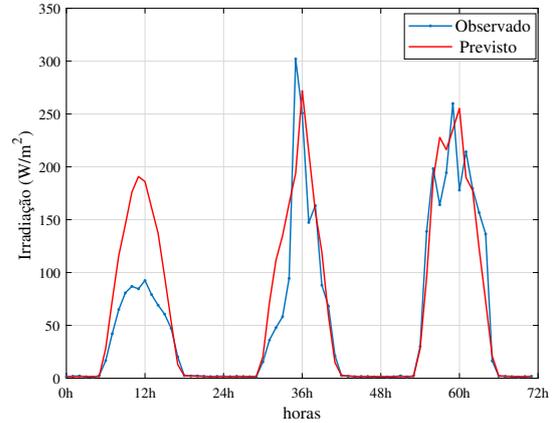


Figura 3. Previsão $AR(p)$ - dias de inverno (W/m^2).

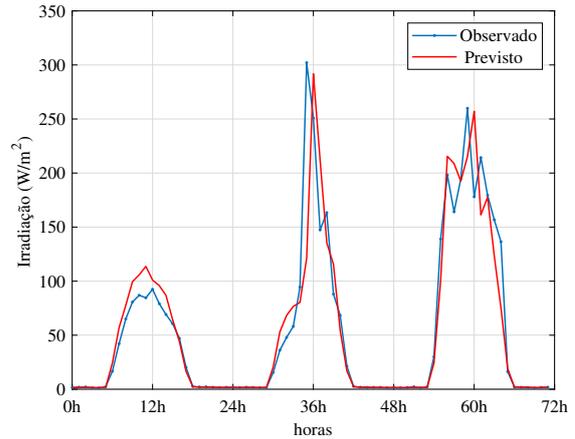


Figura 4. Previsão $PAR(p_m)$ - dias de inverno (W/m^2).

5. CONCLUSÃO

Neste trabalho os modelos auto-regressivo e periódico auto-regressivo foram propostos para a previsão de dados de irradiação solar. Dados histórico horários de irradiação solar de um parque de painéis fotovoltaicos, situado na região de Jequié-BA, foram considerados para o ajuste e validação dos modelos de previsão.

Foram realizados testes considerando-se a previsão de três dias consecutivos (72 horas), sendo selecionados dias do histórico de irradiação com características diferentes em relação à luminosidade. O desempenho dos modelos foi comparado pela raiz do erro médio quadrado do valor previsto em relação ao real. Nos testes realizado o modelo periódico auto-regressivo apresentou menores erros quando comparados com o modelo auto-regressivo. O melhor desempenho do modelo periódico auto-regressivo pode ser

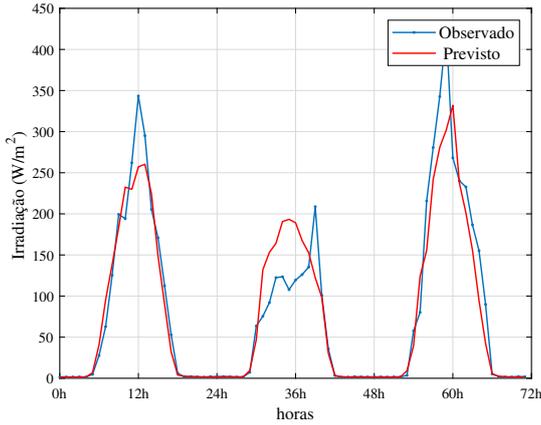


Figura 5. Previsão AR(p) - dias de verão (W/m^2).

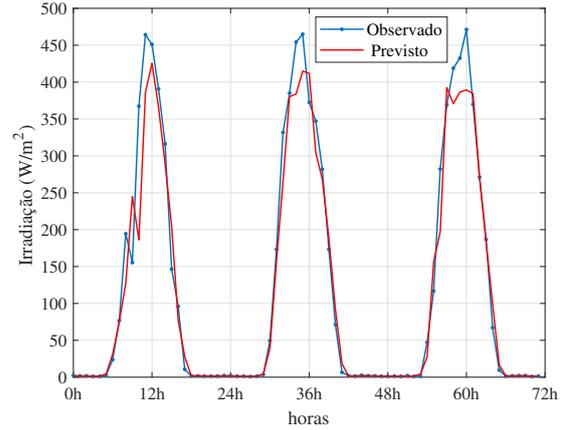


Figura 8. Previsão PAR(p_m) - dias de verão (W/m^2).

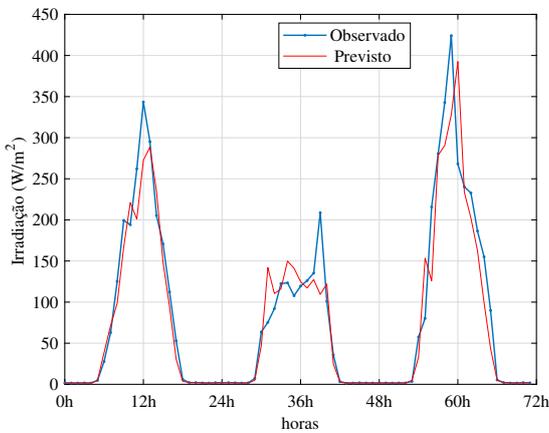


Figura 6. Previsão PAR(p_m) - dias de verão (W/m^2).

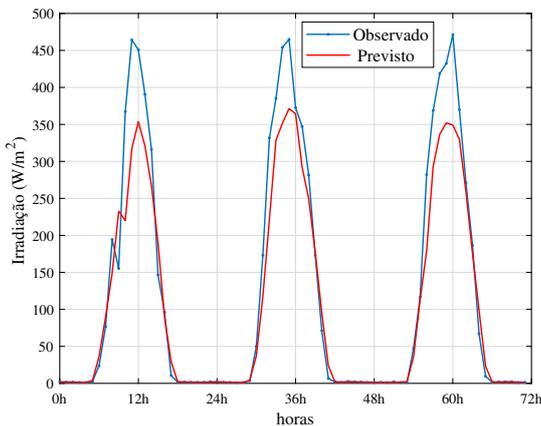


Figura 7. Previsão AR(p) - dias de verão (W/m^2).

explicado pelo comportamento periódico da série de irradiação solar, que apresenta perfil bastante semelhante ao de provisão luminosa, com valores muito baixos ou nulos na ausência de luminosidade, e aumento gradativo a medida que a intensidade da luz solar aumenta. Como a diferença de erro de previsão entre o modelo periódico auto-regressivo de ordem 1 e ordem p_m não é significativa, usar um modelo de ordem 1 pode ser interessante na previsão de dados de irradiação solar.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao CNPq e à CAPES pelo apoio.

REFERÊNCIAS

- ABSOLAR (2019). *Perspectivas para a geração centralizada solar fotovoltaica no Brasil*. Associação Brasileira de Energia Solar Fotovoltaica.
- Ballini, R. (2000). *Análise e previsões de variações utilizando modelos de séries temporais, redes neurais e redes neurais nebulosas*. Tese de doutorado, Doutorado em Engenharia Elétrica, Unicamp.
- Box, G.E.P., Jenkins, G.M., and Reinsel, G.C. (2008). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Prentice-Hall International, Inc.
- Gómes, J.M.R., Carlesso, F., Vieira, L.E., and Da Silva, L. (2018). A irradiância solar: conceitos básicos. *Revista Brasileira de Ensino de Física*, 40(3), e3312.
- Lourenço, L.F.N., de Camargo Salles, M.B., Gemignani, M.M.F., Gouvea, M.R., and Kagan, N. (2017). Time series modelling for solar irradiance estimation in northeast Brazil. In *2017 IEEE 6th International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA)*, 401–405. IEEE.
- Machado, A.B. and Rampinelli, G.A. (2018). Avaliação de métodos probabilísticos para preenchimento de lacunas de dados solarimétricos e previsão de irradiância solar de curto prazo. *II Congresso Brasileiro de Energia Solar*.
- MME (2018). *Premissas e Custos da Oferta de Energia Elétrica no horizonte 2050*. Série Estudos de Longo Prazo. Nota Técnica PR 07/18. Ministério de Minas e Energia (MME). Empresa de Pesquisa Energética.
- Papoulis, A. and Pillai, S.U. (2002). *Probability, random variables, and stochastic processes*. Tata McGraw-Hill Education.
- Silva, C. (2012). *Desenvolvimento de uma metodologia e ferramentas para a previsão da produção elétrica em parques fotovoltaicos*. Dissertação de Mestrado – Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto.
- Voyant, C., De Gooijer, J.G., and Notton, G. (2018). Periodic autoregressive forecasting of global solar irradiation without knowledge-based model implementation. *Solar Energy*, 174, 121–129.