ANÁLISE DO RECURSO SOLAR DE LONGO PRAZO NA CIDADE DE SÃO JOÃO DO RIO DO PEIXE, SERTÃO DA PARAÍBA

Diego Rodrigues de Miranda (UFPE) - diegorodriguesdemiranda@gmail.com

Êmilly Vasconcelos de Araújo (UFPE) - emillyaraujo96@gmail.com

Olga de Castro Vilela (Instituição - a informar) - ocv.olga@gmail.com

Resumo:

As empresas interessadas em desenvolver projetos de usinas solares no Brasil participam dos leilões de energia promovidos pelo governo, entregando, dentre vários outros documentos de projeto, uma certificação de dados solarimétricos. Um dos passos essenciais na certificação de dados solarimétricos é o ajuste de longo prazo entre os dados da estação solarimétrica (1 ano de medições para projetos fotovoltaicos e 3 anos para projetos heliotérmicos) e bases de dados históricas (mais de 10 anos). Este trabalho propõe aprimorar a metodologia da certificação dos dados solarimétricos, empregando técnicas de downscaling estatístico em conjuntos separados por parâmetros específicos para cada série temporal. São analisadas as técnicas da regressão linear múltipla (MLR) e interpolação bilinear (IBL) para o downscaling estatístico em comparação com modelos de correção estatística (MOS). Todos os modelos foram aplicados para as séries de irradiância global horizontal e irradiância difusa horizontal. A irradiância direta normal é ajustada de acordo com a relação entre as outras duas componentes da radiação. Foram utilizados dados de uma estação solarimétrica localizada no sertão da Paraíba, na cidade de São João do Rio do Peixe e dados de satélite da Copernicus Atmosphere Monitoring Service. Para irradiância global horizontal, as três técnicas analisadas apresentam resultados semelhantes, sendo facultativo o emprego de qualquer uma delas. Já para a irradiância difusa, em períodos com ângulo zenital (θZ) maior que 60° a melhor técnica é o MLR aplicado às séries de difusa do satélite, enquanto que em períodos em que θZ < 60° (no geral, alta radiação), a melhor técnica é o MLR aplicado às series de difusa geradas a partir do modelo de Skartveit. O procedimento proposto pode resultar em dados de radiação solar de longo prazo mais acurados, aumentando a viabilidade econômica de projetos de usinas solares.

Palavras-chave: *Certificação de Dados Solarimétricos, Ajuste de Longo Prazo, Downscaling Estatístico*

Área temática: *Radiação Solar*

Subárea temática: *Recursos Solares e Meteorologia da Radiação Solar*

ANÁLISE DO RECURSO SOLAR DE LONGO PRAZO NA CIDADE DE SÃO JOÃO DO RIO DO PEIXE, SERTÃO DA PARAÍBA

Diego Rodrigues de Miranda – diegorodriguesdemiranda@gmail.com
Êmilly Vasconcelos de Araújo – emillyaraujo96@gmail.com
Olga de Castro Vilela – ocv.olga@gmail.com
Universidade Federal de Pernambuco, Departamento de Energia Nuclear, Centro de Energias Renováveis

Resumo. *As empresas interessadas em desenvolver projetos de usinas solares no Brasil participam dos leilões de energia promovidos pelo governo, entregando, dentre vários outros documentos de projeto, uma certificação de dados solarimétricos. Um dos passos essenciais na certificação de dados solarimétricos é o ajuste de longo prazo entre os dados da estação solarimétrica (1 ano de medições para projetos fotovoltaicos e 3 anos para projetos heliotérmicos) e bases de dados históricas (mais de 10 anos). Este trabalho propõe aprimorar a metodologia da certificação dos dados solarimétricos, empregando técnicas de downscaling estatístico em conjuntos separados por parâmetros específicos para cada série temporal. São analisadas as técnicas da regressão linear múltipla (MLR) e interpolação bilinear (IBL) para o downscaling estatístico em comparação com modelos de correção estatística (MOS). Todos os modelos foram aplicados para as séries de irradiância global horizontal e irradiância difusa horizontal. A irradiância direta normal é ajustada de acordo com a relação entre as outras duas componentes da radiação. Foram utilizados dados de uma estação solarimétrica localizada no sertão da Paraíba, na cidade de São João do Rio do Peixe, e dados de satélite da Copernicus Atmosphere Monitoring Service. Para irradiância global horizontal, as três técnicas analisadas apresentam resultados semelhantes, sendo facultativo o emprego de qualquer uma delas. Já para a irradiância difusa, em períodos com ângulo zenital (θ_Z) maior que 60° a melhor técnica é o MLR aplicado às séries de difusa do satélite, enquanto que em períodos em que $\theta_Z < 60°$ (no geral, alta radiação), a melhor técnica é o MLR aplicado às séries de difusa geradas a partir do modelo de separação de Skartveit. O procedimento proposto pode resultar em dados de radiação solar de longo prazo mais acurados, aumentando a viabilidade econômica de projetos de usinas solares.*

Palavras-chave: *Certificação de Dados Solarimétricos, Ajuste de Longo Prazo, Downscaling Estatístico*

1. INTRODUÇÃO

O mercado fotovoltaico brasileiro de geração centralizada tem apresentado um crescimento vertiginoso, sobretudo nos últimos dois anos, apesar de ainda ter uma penetração muito pequena na matriz elétrica nacional, de apenas 0,5% (BEN, 2019). Diferentemente da geração distribuída, a geração centralizada abrange projetos com capacidade instalada superior ou igual a 5 MWp e sua execução está associada à participação das empresas interessadas nos leilões de energia. As premissas para participar do leilão são variadas, destacando-se a realização de uma campanha de medição de variáveis meteorológicas com duração mínima de 1 ano para usinas fotovoltaicas, bem como uma estimativa média de longo prazo da produção de energia da usina. Um projeto de geração centralizada inicia-se, então, com a instalação de uma estação solarimétrica no local de interesse. Após o período de campanha de medição, os interessados precisam encaminhar à Empresa de Pesquisa Energética (EPE) os documentos para cadastramento de projetos no leilão, dentre os quais, deve constar uma certificação de dados solarimétricos e uma certificação da produção anual de energia. A certificação dos dados solarimétricos envolve, no geral, três etapas: um procedimento para a garantia da qualidade dos dados medidos, um ajuste entre os dados da campanha de medição e dados solarimétricos de longo prazo (com o mínimo de 10 anos), e, por fim, a geração de um ano meteorológico típico para a região de interesse (EPE, 2017). Adicional a essas etapas, a modelagem da radiação difusa é um passo essencial para obter melhor acurácia nos modelos de transposição para o plano inclinado da radiação e, consequentemente, na estimativa da produção de energia da usina (HOFFMAN, 2017). Já na certificação de produção anual de energia, o ano meteorológico típico obtido é usado como entrada em *softwares* comerciais reconhecidos, a exemplo do *PVSyst*, com vistas ao cálculo da energia média anual de longo prazo entregue pela usina (EPE, 2017).

Descrever as variáveis meteorológicas no longo prazo, portanto, é essencial para fazer estimativas da produção anual média de uma usina solar. O ajuste de longo prazo envolve a adaptação de variáveis oriundas de modelos de previsão numérica do tempo (*Numerical Weather Prediction* – NWP) ou modelos de satélite, ambos de longo prazo (mais que 10 anos), ao local de interesse onde está instalada a estação solarimétrica, procedimento conhecido na literatura como *site adaptation* (POLO ET. AL, 2016). Existem diferentes abordagens para realizar essa adaptação, entre as quais se destaca o uso de modelos estatísticos (a exemplo do *Model Output Statistics* - MOS) aplicados com modelos regressivos (GUEYMARD ET. AL, 2012), e o uso de modelos que fazem a correção a partir da curva de distribuição acumulada (CDF) da estação solarimétrica em comparação com a CDF do satélite (SCHUMANN ET AL., 2011).

O MOS é um modelo estatístico para correção dos dados de um ponto da macroescala (e.g., variáveis de um ponto de malha de NWP ou de saídas de satélite) a partir de observações na escala local (e.g., estação solarimétrica), podendo-se empregar modelos regressivos para relacionar as variáveis (POLO ET AL., 2016). Nos projetos fotovoltaicos de geração centralizada, se utiliza, geralmente, apenas o ponto de satélite cuja coordenada é a mesma da estação solarimétrica para o ajuste de longo prazo (RUSCHEL E PONTE, 2018). Essa série de satélite é fornecida pelo órgão ou empresa responsável a partir de uma interpolação dos dados para o ponto de interesse considerado. O MOS pode, então, ser feito utilizando como conjunto de variáveis regressoras as séries do satélite, como também pode incluir outras variáveis meteorológicas associadas ao ponto de interesse (GUEYMARD ET AL., 2012). Com os parâmetros de correção obtidos pelo MOS entre o período concomitante da série de variáveis regressoras e da série de observações, pode-se ajustar a correção para todo o período de longo prazo dos preditores (BENDER ET AL., 2011).

Uma outra maneira de fazer esse ajuste é empregando técnicas de *downscaling* estatístico (WILBY ET AL., 1998) que podem fazer uso de informações dos múltiplos pontos de malha com intuito de descrever a variável de interesse no local estudado (no caso, a coordenada da estação solarimétrica). O *downscaling* é uma técnica de aumento da resolução espacial utilizada para inferir o comportamento da variável meteorológica em escala local (microescala) a partir de dados macroescalares de modelos globais, como modelos de NWP ou modelos derivados de variáveis medidas por satélites. Esta prática é largamente utilizada em projetos eólicos (CURRY ET AL., 2012). Enquanto o MOS faz uma correção das informações referentes a um ponto da malha na macroescala (e.g., séries associadas a modelos de satélite como céu claro, irradiância global horizontal, índice de nebulosidade, entre outros), de tal forma que essas informações sejam condizentes com as observações na microescala, o *downscaling* estatístico utiliza informações de múltiplos pontos da malha macroescalar para descrever o local de interesse na microescala. Técnicas usualmente empregadas para o MOS incluem modelos regressivos simples, enquanto técnicas usuais para *downscaling* estatístico (WILKS, 2013) são, em geral, mais complexas (e.g., modelos regressivos lineares e não-lineares e, em alguns casos, associados a modelos de classificação). Os modelos regressivos podem ser aplicados considerando-se, a depender das variáveis analisadas, diferentes conjuntos das séries temporais. A aplicação em diferentes conjuntos definidos conforme parâmetros específicos pode resultar em maior acurácia nas regressões. Por exemplo, Carrow (2008) sugere aplicar regressões para diferentes conjuntos de irradiância classificados de acordo com o ângulo zenital, o índice de claridade, o ângulo azimutal e os valores de irradiância. Vale salientar que, no *downscaling* estatístico, um modelo de referência é a interpolação bilinear (IBL) dos quatro pontos de malha mais próximos da estação solarimétrica. Na IBL, as variáveis de macroescala são interpoladas com respeito a latitude e a longitude dos quatro pontos mais próximos da estação.

Considerando o exposto, este trabalho propõe um aprimoramento da metodologia para realização da certificação de dados solarimétricos para os leilões de empreendimentos fotovoltaicos ou heliotérmicos em dois aspectos: a) melhoria no cálculo da radiação difusa e b) melhora no ajuste de longo prazo por meio da utilização de uma malha de pontos das variáveis meteorológicas em torno da estação solarimétrica. No ajuste de longo prazo, será feita uma comparação entre modelos de *downscaling* estatístico (interpolação bilinear e regressão linear múltipla) e MOS (regressão linear) para fazer o ajuste da irradiância global horizontal (I_g) e da irradiância difusa horizontal (I_d). A irradiância direta normal (I_{bn}) é ajustada considerando o ajuste das outras duas irradiâncias e a relação entre essas componentes da radiação. No ajuste da radiação difusa, serão empregadas tanto as saídas de irradiância difusa dos modelos de satélite quanto o melhor modelo de separação para gerar a razão difusa na região, conforme Rodrigues et al. (2019), fazendo-se uma comparação entre os dois resultados. Os dados medidos de radiação solar foram submetidos a um procedimento de garantia de qualidade (Petribú et al., 2017) para aumentar a acurácia dos modelos estatísticos utilizados. Os modelos de ajuste de longo prazo desenvolvidos podem ser utilizados para ajuste de toda a série de longo prazo da CAMS (2004-2018), sendo possível obter uma série de 15 anos da irradiância global horizontal, da difusa horizontal e da direta normal em escala horária, para o desenvolvimento de simulações de energia e análise de viabilidade econômica em projetos de usinas solares.

2. BASES DE DADOS UTILIZADAS

Os dados medidos de irradiância global horizontal, difusa horizontal, direta normal, velocidade do vento, direção do vento, temperatura e umidade relativa são provenientes de uma estação solarimétrica localizada no município de São João do Rio do Peixe, no estado da Paraíba. Os piranômetros instalados são classe 1 modelo CMP6 da Kipp&Zonen para medição de I_g e I_d (com esferas de sombreamento) e um pireliômetro classe 1 modelo CHP1 da Kipp&Zonen para medição de I_{bn}. O rastreador solar utilizado foi o Solys2 da Kipp&Zonen. A estação foi instalada conforme requisitos da Empresa de Pesquisa Energética (EPE), com sensores solarimétricos classe 1 e em local livre de obstáculos que possam causar sombreamento, apresentando, portanto, boas práticas de medições. A disponibilidade de dados é de setembro de 2012 a dezembro de 2018, sendo a medição armazenada no *datalogger* em médias integralizadas de minuto em minuto.

A seleção de bases de dados de longo prazo para irradiância foi feita baseando-se nas seguintes características: disponibilidade (gratuita), resolução temporal horária, alta resolução espacial e duração da série de, no mínimo, 10 anos. Uma das bases selecionadas que atendeu a todos esses critérios foi a base de dados de satélite da *Copernicus Atmosphere Monitoring Service* (CAMS) para irradiância global horizontal e suas componentes difusa e direta normal. Foi escolhida especificamente essa base, pois Salazar et al. (2019) valida a base da CAMS para a cidade de Petrolina, Pernambuco, distante, aproximadamente, 430 km de São João do Rio do Peixe e afirma que, dentre 11 bases de dados de radiação solar analisadas, a da CAMS é a mais consistente para utilização na região. Por estarem situadas na mesma região climática do semiárido, esperam-se bons resultados também para São João do Rio do Peixe. A Tab. 1 mostra as principais informações

da base de dados de satélite da CAMS e a Fig. 1 os pontos de malha selecionados: o ponto da estação solarimétrica (9), bem como oito pontos próximos ao redor da estação.

Tabela 1 – Informações sobre a base de dados de satélite da CAMS.

Base de dados	CAMS
Projeto	Copernicus Atmosphere Monitoring Service (CAMS)
Produto	Séries de irradiância global horizontal, difusa horizontal e direta normal
Cobertura horizontal	Campo de visão do satélite Meteosat: Europa, África, Oceano Atlântico (incluindo parte da América do Sul) e Oriente Médio. O Meteosat abrange latidutes e longitudes de -66° a 66°.
Cobertura temporal	Fevereiro de 2004 até dois dias anteriores
Resolução Espacial	Interpolada para o ponto de interesse
Resolução Temporal	1 minuto, 15 minutos, 1 hora, 1 dia ou 1 mês

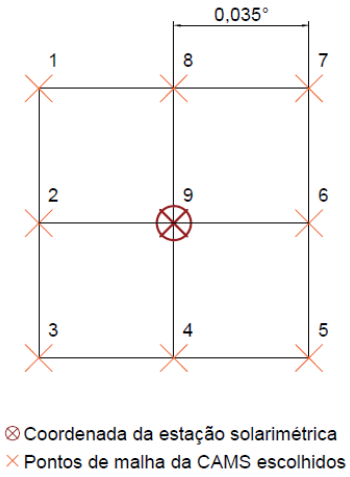


Figura 1 – Pontos selecionados da base de dados de satélite da CAMS.

3. METODOLOGIA

A seguir, será descrito o procedimento adotado para ajustar o período de medições da estação solarimétrica de I_g, I_d e I_{bn} com o período correspondente da série de longo prazo. No ajuste da irradiância global horizontal, serão comparados três modelos: IBL dos pontos 1, 3, 5 e 7 da Fig. 1, a regressão linear (RL) entre o ponto de satélite com a mesma coordenada da estação solarimétrica (ponto 9 da Fig. 1) e as medições da estação (MOS) e, por fim, a regressão linear múltipla (MLR) utilizando os 9 pontos destacados na Fig. 1. Em todos os modelos regressivos, os dois terços iniciais da série de 2012-2018 são usados para calibração do modelo e o um terço restante para validação.

Rodrigues et al. (2019) apresenta um estudo comparativo aplicado à estação solarimétrica de São João de Rio do Peixe de sete modelos de separação da irradiância global horizontal em difusa horizontal, entre modelos de um parâmetro (Orgill e Hollands, 1976; Erbs et al., 1982; Chandresakaran e Kumar, 1994) e multiparâmetros (Reindl et al., 1990; Perez et al., 1992; Skartveit et al., 1998; Ridley et al., 2010). O modelo de separação de Skartveit et al. (1998) foi o que melhor se adequou à região de interesse, dentre os analisados. Assim, no ajuste da radiação difusa, as séries de I_g do satélite são convertidas em séries de I_d utilizando o modelo de Skartveit et al. (1998). Será feita, então, uma comparação entre essas séries de I_d geradas e as séries de irradiância difusa do satélite. A RL (MOS) e o MLR são aplicados a dois subconjuntos diferentes: o primeiro para $\theta_z > 60°$ e o segundo para $\theta_z < 60°$, tanto para as séries de I_d geradas a partir de I_g quanto para as séries de I_d do satélite. Esses subconjuntos foram escolhidos de forma a separar os diferentes comportamentos da radiação difusa nos horários das primeiras horas da manhã e últimas horas da tarde ($\theta_z > 60°$) em relação aos horários de maior irradiância global horizontal ($\theta_z < 60°$). Os resultados desses modelos são analisados em conjunto com o IBL, escolhendo-se para cada um dos dois subconjuntos, a melhor metodologia para gerar a difusa, se pelas séries de irradiância do próprio satélite ou se pelas séries de irradiância difusa modeladas a partir das séries de I_g do satélite pelo modelo de Skartveit et al. (1998). É considerado também o ajuste da irradiância direta normal a partir das irradiâncias difusa e global horizontais obtidas, utilizando, para tal, a Eq. (1), que mostra a relação entre as componentes da irradiância no plano horizontal, sendo θ_z o ângulo zenital.

$$I_g = I_d + I_{bn} \cos \theta_z \tag{1}$$

Os modelos incluem, também, a correção do desvio e do BIAS entre o modelo e a observação, conforme Eq. (2) abaixo, onde $\hat{y}_{val}$ é a série estimada na validação, $\overline{\hat{y}_{cal}}$ a média da série estimada na calibração, $\sigma_{y,cal}$ e $\sigma_{\hat{y},cal}$ os desvios das séries observada e estimada na calibração, $\bar{y}_{cal}$ a média da série de medições na calibração e, por fim, $\hat{y}_{cor}$ é a série observacional corrigida. Essas correções são importantes para adequação das saídas dos modelos estatísticos à amplitude de variação (correção do desvio) e à média (correção do BIAS) da série observada.

$$\hat{y}_{cor} = (\hat{y}_{val} - \overline{\hat{y}_{cal}}) \left(\frac{\sigma_{y,cal}}{\sigma_{\hat{y},cal}}\right) + \bar{y}_{cal} \tag{2}$$

Na análise estatística, foi utilizado o diagrama de Taylor (TAYLOR, 2001) para comparar os diferentes modelos. Os estatísticos associados ao diagrama são o desvio padrão, a correlação e o *skill score* (SS4). Nos diagramas apresentados na Seção 4, a série de dados observacionais é representada pelo ponto em magenta no eixo das abscissas. A linha circular que parte deste ponto, também em magenta, representa o desvio padrão da observação. Quanto mais próximo da linha em magenta, melhor os modelos representam o desvio padrão da série de dados observacionais. Já quanto mais próximos os modelos estiverem da observação, em relação à posição azimutal, maior a correlação entre eles. As regiões R1 (em roxo), R2 (em amarelo) e R3 (em magenta) indicam o desempenho dos modelos. Modelos com desvio padrão e correlação razoáveis são indicados pela região R1. Já modelos com correlações razoáveis e desvios distantes do desvio dos dados observacionais, pela região R2, enquanto os piores modelos (correlações muito baixas) estão na região R3. Um estatístico proposto por Taylor (2001) para analisar o desempenho geral dos modelos é o *skill score*, representado pelas linhas tracejadas em vermelho, partindo-se do ponto da observação. A Eq. (3) apresenta o SS4, onde são levados em consideração tanto a correlação (r) quanto o desvio padrão do modelo (σ_m). Uma limitação do diagrama é que ele não representa o erro médio absoluto (MBE) entre as séries. A Eq. (4) apresenta, então, o MBE normalizado, onde $\bar{y}$ é a média da série observada e $\bar{\hat{y}}$ é a média da série estimada pelo modelo de ajuste de longo prazo. Vale salientar que os estatísticos razão entre os desvios e correlação são importantes para analisar a amplitude de variação da série modelada em relação a série observada e a estrutura de fase e frequência entre as séries, respectivamente.

$$\text{SS4} = \frac{(1+r)^4}{4\,(\sigma_m + 1/\sigma_m)^2} \tag{3}$$

$$MBE(\%) = \frac{|\bar{y} - \bar{\hat{y}}|}{\bar{y}} \tag{4}$$

Para visualizar os resultados finais foram plotadas a dispersão da razão difusa, k_d (I_d/I_g) em função do índice de claridade, k_t (I_g/I_o – aqui, I_o faz menção à irradiância extraterrestre horizontal), e a dispersão da transmitância da irradiância direta normal, k_n (I_{bn}/I_{oeff} – aqui, I_{oeff} faz menção à irradiância extraterrestre incidente em um plano normal à radiação para a hora considerada) em função de k_t. Essas dispersões são uma boa estratégia para visualização do comportamento das componentes da radiação na região e verificação do desempenho dos modelos.

4. RESULTADOS

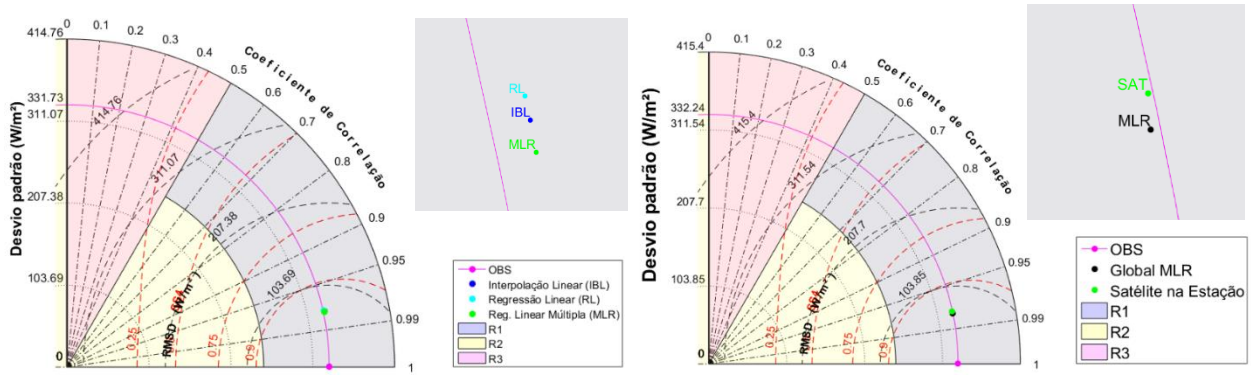
As séries de irradiância global horizontal brutas do satélite fornecidas pelo CAMS apresentaram uma alta correlação e baixa razão entre desvios quando comparadas com a série medida de I_g, sendo, portanto, séries representativas para estimar o recurso no longo prazo. A Fig. 2.a apresenta o diagrama de Taylor da etapa de validação para o IBL, RL e MLR para a cidade de São João do Rio do Peixe. O ponto verde indica o MLR com as nove variáveis regressoras, o ponto azul-claro indica uma regressão linear do ponto de satélite na mesma coordenada da estação solarimétrica (MOS) e o ponto azul indica a interpolação bilinear. A Tab. 2 apresenta os estatísticos para cada modelo. Após a correção do desvio e BIAS ser aplicada a todos os modelos, os resultados dos três apresentam estatísticos muito próximos entre si. Assim, é facultado o uso de quaisquer dos três métodos para ajuste de I_g para este estudo de caso específico; aqui será adotada a técnica da regressão linear múltipla, pois apresentou o maior SS4. Na extensão para o longo prazo (2004-2018), utilizou-se os mesmos parâmetros do MLR calculados na calibração (inferidos a partir dos dois terços iniciais da série); contudo, a correção do BIAS e do desvio foi recalculada considerando todo o período de medição de 2012-2018. A Fig. 2.b apresenta o diagrama de Taylor no período 2012–2018, comparando o MLR com a série de I_g do ponto 9 corrigida pelo BIAS e desvio. Os estatísticos apresentados na Tab. 3 são próximos entre si, indicando que a correção de BIAS e desvio do ponto 9 da Fig. 1 é suficiente para o ajuste de longo prazo da irradiância global horizontal.

Tabela 2 – Estatísticos do ajuste para irradiância global horizontal.

Modelos	BIAS (W/m²)	MBE (%)	Desvio Padrão (W/m²)	σ_m/σ_o	r	SS4
Observação	0,000	0,000	331,736	1,000	1,000	1,000
Interpolação Bilinear	-6,857	-1,451%	333,027	1,005	0,977	0,955
Regressão Linear	-6,916	-1,464%	332,841	1,005	0,976	0,954
Regressão Linear Múltipla	-6,674	-1,412%	332,803	1,005	0,978	0,957

Tabela 3 – Estatísticos para ajuste de longo prazo de I_g no período de 2012-2018.

Modelos	BIAS (W/m²)	MBE (%)	Desvio Padrão (W/m²)	σ_m/σ_o	r	SS4
Observação	0,000	0,000	332,245	1,000	1,000	1,000
Satélite Estação	-0,262	-0,054%	331,864	0,999	0,977	0,955
Regressão Linear Múltipla	-0,514	-0,106%	331,500	0,998	0,979	0,959

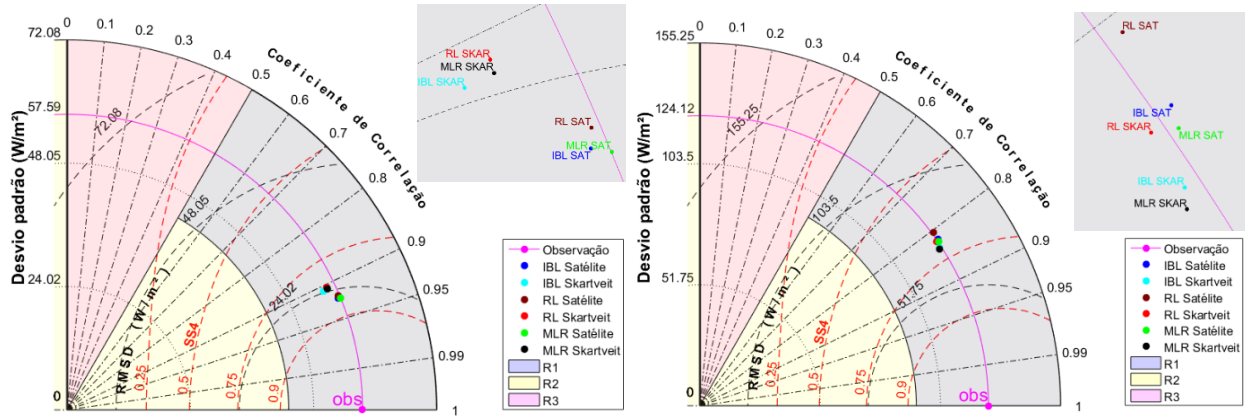


a) b)

Figura 2 – Diagrama de Taylor do ajuste para I_g no período de validação (a) e no período 2012-2018 (b).

No ajuste para irradiância difusa, foram analisados 6 resultados: a aplicação do IBL, RL (MOS) e MLR tanto utilizando as séries de I_d do satélite quanto as séries de difusa geradas a partir da aplicação do modelo de Skartveit et al. (1998) nas séries de I_g do satélite, ambas com correção de BIAS e desvio. O MLR foi aplicado utilizando os 9 pontos da Fig. 1 como variáveis regressoras. Observa-se, na Fig. 3.a, que o MLR das séries de difusa do satélite apresenta melhores resultados para $\theta_z > 60°$, enquanto, na Fig. 3.b o MLR das séries de difusa obtidas a partir do modelo de Skartveit et al. (1998) apresenta melhores resultados para $\theta_z < 60°$ (período, no geral, de maior radiação).

A Tab. 4 demonstra o resultado, com um SS4 de 0,860 para o MLR do satélite e um SS4 de 0,715 para o MLR a partir do modelo de Skartveit et al. (1998). Assim, o ajuste de longo prazo para difusa será feito com base em duas regressões multilineares: uma utilizando como variáveis regressoras as 9 séries de I_d do satélite para $\theta_z > 60°$ e outra utilizando as 9 séries de I_g do satélite convertidas para I_d a partir do modelo de Skartveit et al. (1998) para $\theta_z < 60°$. Na extensão para o longo prazo, utilizou-se os mesmos parâmetros do MLR calculados na calibração; contudo, a correção do BIAS e do desvio foi recalculada considerando todo o período de medição de 2012-2018.



a) b)

Figura 3 – Validação para irradiância difusa horizontal para $\theta_z > 60°$ (a) e $\theta_z < 60°$ (b).

Tabela 4 – Estatísticos do ajuste para irradiância difusa horizontal.

Subconjunto $\theta_z > 60°$ (horários, no geral, de baixa irradiância)						
Modelos	BIAS (W/m²)	MBE (%)	Desvio Padrão (W/m²)	σ_m/σ_o	r	SS4
Observação	0,000	0,000	57,592	1,000	1,000	1,000
IBL Satélite	-0,993	-1,557%	57,200	0,993	0,924	0,857
IBL Skartveit et al. (1998)	-2,338	-3,665%	55,159	0,958	0,907	0,826
RL Satélite	-0,933	-1,463%	57,390	0,997	0,922	0,852
RL Skartveit et al. (1998)	-1,871	-2,934%	55,944	0,971	0,905	0,822
MLR Satélite	**-0,847**	**-1,329%**	**57,602**	**1,000**	**0,926**	**0,860**
MLR Skartveit et al. (1998)	-1,602	-2,511%	55,894	0,971	0,907	0,826
Subconjunto $\theta_z < 60°$ (horários, no geral, de alta irradiância)						
Modelos	BIAS (W/m²)	MBE (%)	Desvio Padrão (W/m²)	σ_m/σ_o	r	SS4
Observação	0,000	0,000	124,125	1,000	1,000	1,000
IBL Satélite	-3,456	-1,548%	124,873	1,006	0,821	0,688
IBL Skartveit et al. (1998)	-5,172	-2,317%	123,408	0,994	0,835	0,709
RL Satélite	-3,837	-1,719%	124,990	1,007	0,804	0,662
RL Skartveit et al. (1998)	-4,874	-2,183%	123,526	0,995	0,823	0,691
MLR Satélite	-3,551	-1,591%	124,583	1,004	0,826	0,694
MLR Skartveit et al. (1998)	**-5,268**	**-2,360%**	**122,990**	**0,991**	**0,839**	**0,715**

A série obtida de I_d no período de 2012-2018 ainda é corrigida de forma a gerar a componente direta normal da radiação com a devida acurácia. A irradiância direta normal foi calculada a partir das difusa e global horizontais obtidas no período de 2012-2018 utilizando a Eq. (1). Foram encontrados alguns valores negativos na série gerada da direta normal, devido aos diferentes ajustes de longo prazo para I_g e I_d. Esses valores foram ajustados para zero, igualando-se a global e difusa horizontais. Calculou-se, também utilizando a Eq. (1), a série de direta normal do satélite obtida a partir das componentes I_g e I_d do ponto 9 da Fig. 1, ambas corrigidas pelas medições de I_g e I_d da estação solarimétrica. É feita, então, uma comparação (em relação às medições locais) entre a série de I_{bn} obtida pela difusa modelada e a série de I_{bn} obtida a partir das séries de I_g e I_d do satélite. Novamente, a comparação foi feita para $\theta_z > 60°$ e $\theta_z < 60°$, da mesma forma que na avaliação da difusa. Observa-se, na Fig. 4.a, melhores resultados da série de I_{bn} obtida do satélite para $\theta_z > 60°$, enquanto na Fig. 4.b, para $\theta_z < 60°$, o diagrama aponta um melhor resultado para a I_{bn} obtida a partir da difusa modelada.

Na Tab. 5, para $\theta_z > 60°$, a série de I_{bn} do satélite apresenta menor BIAS e maior *skill score* e para $\theta_z < 60°$ (altos valores de irradiância), a direta normal obtida a partir da difusa modelada que apresenta o menor BIAS e maior *skill score*. Assim, a série de I_{bn} será gerada combinando-se a série obtida do satélite para $\theta_z > 60°$ e a série obtida a partir da difusa modelada para $\theta_z < 60°$. A irradiância difusa precisa, então, ser recalculada, pois os ajustes propostos para I_{bn} no subconjunto $\theta_z > 60°$ fazem com que as séries de I_g, I_d e I_{bn} não estejam mais de acordo com a Eq. (1), já que a I_{bn} foi obtida a partir dos dados de satélite para esse subconjunto. Assim a irradiância difusa horizontal é recalculada pela Eq. (1) utilizando as séries obtidas de I_g e I_{bn}, de forma a trazer coerência para todas as componentes da radiação. Vale salientar que os ajustes aplicados não afetam significativamente os estatísticos apresentados anteriormente para irradiância difusa e resultam em bons ajustes de longo prazo tanto para I_d quanto para I_{bn}, justificando a sua aplicação.

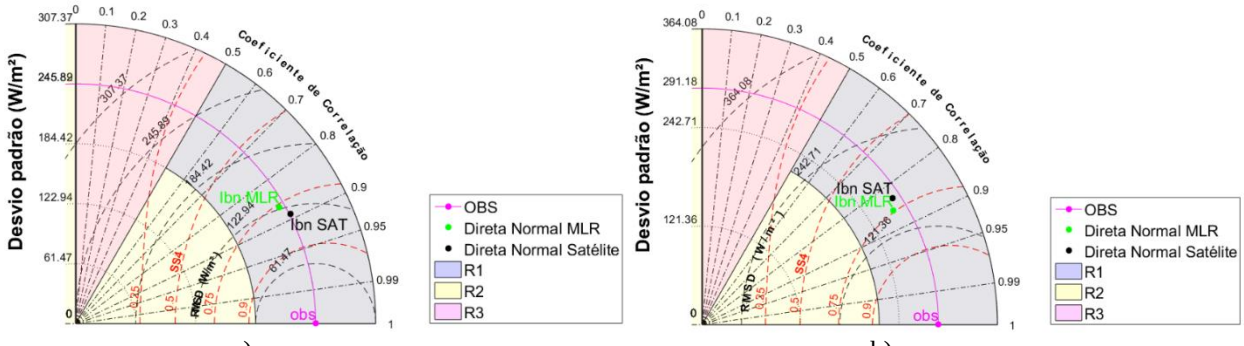


Figura 4 – Validação para irradiância direta normal para $\theta_z > 60°$ (a) e para $\theta_z < 60°$ (b) no período de 2012-2018.

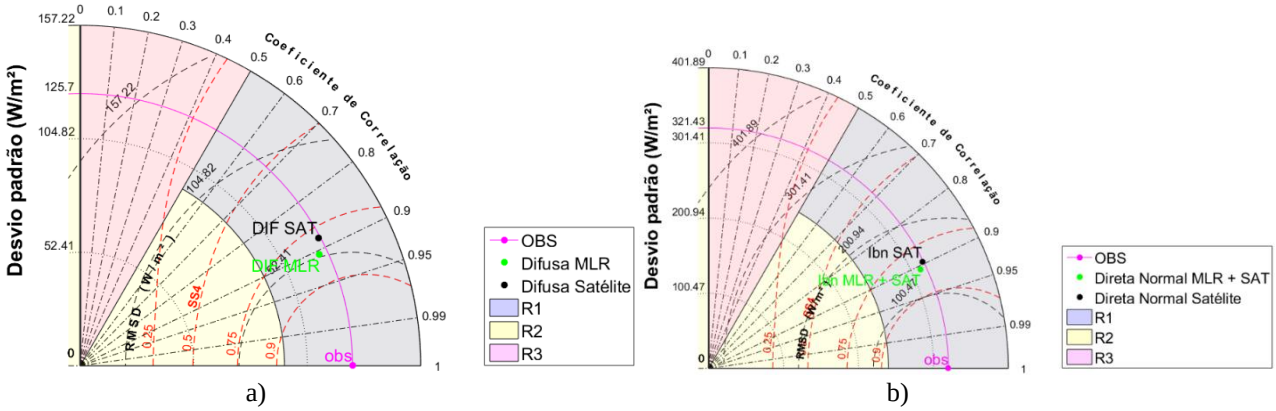
Tabela 5 – Estatísticos para ajuste de longo prazo de I_{bn}.

Subconjunto $\theta_z < 60°$ (horários, no geral, de alta irradiância)						
Modelos	BIAS (W/m²)	MBE (%)	Desvio Padrão (W/m²)	σ_m/σ_o	r	SS4
Observação	0,000	0,000	291,185	1,000	1,000	1,000
Direta Normal MLR	-24,079	-4,163%	274,378	0,942	0,859	0,744
Direta Normal Satélite	-33,999	-5,877%	282,169	0,969	0,833	0,705
Subconjunto $\theta_z > 60°$ (horários, no geral, de baixa irradiância)						
Modelos	BIAS (W/m²)	MBE (%)	Desvio Padrão (W/m²)	σ_m/σ_o	r	SS4
Observação	0,000	0,000	245,820	1,000	1,000	1,000
Direta Normal MLR	-64,979	-27,667%	240,240	0,977	0,868	0,760
Direta Normal Satélite	-22,421	-9,546%	246,905	1,004	0,890	0,797

A Fig. 5.a e a Fig. 5.b apresentam os diagramas de Taylor e estatísticos para todo o período de 2012-2018 para a série de irradiância difusa recalculada e para a série de irradiância direta normal, respectivamente. Em ambos os casos (I_d e I_{bn}), o resultado obtido é comparado também com as respectivas séries de satélite após as correções de desvio e BIAS utilizando as medições locais. A Tab. 6 apresenta os estatísticos associados, destacando-se os melhores SS4 tanto para I_d quanto para I_{bn} em relação às séries de satélite. Não foram aplicadas correção de BIAS e desvio às séries de direta normal, já que elas foram obtidas por diferença utilizando a Eq. (1) a partir das séries de I_d e I_g. Com os modelos propostos ajustados, pode-se aplicar em todo o período fornecido pelo satélite (2004-2018), obtendo as séries de I_g, I_d e I_{bn} de longo prazo para a região.

Tabela 6 – Estatísticos para ajuste de longo prazo de I_d e I_{bn}.

Irradiância Difusa Horizontal ajustada no período de 2012-2018						
Modelos	BIAS (W/m²)	MBE (%)	Desvio Padrão (W/m²)	σ_m/σ_o	r	SS4
Observação	0,000	0,000	125,707	1,000	1,000	1,000
Difusa MLR	-4,137	-2,689%	121,909	0,970	0,906	0,824
Difusa Satélite	0,158	0,103%	124,774	0,993	0,882	0,783
Irradiância Direta Normal ajustada no período de 2012-2018						
Modelos	BIAS (W/m²)	MBE (%)	Desvio Padrão (W/m²)	σ_m/σ_o	r	SS4
Observação	0,000	0,000	321,435	1,000	1,000	1,000
Direta Normal (combinação MLR + satélite)	-23,349	-5,375%	313,565	0,976	0,907	0,826
Direta Normal Satélite	-29,143	-6,709%	320,177	0,996	0,895	0,806



a) b)

Figura 5 – Ajuste de longo prazo de I_d (a) e de I_{bn} (b) no período de 2012-2018.

É possível visualizar o ajuste feito das componentes difusa e direta normal da radiação, observando os gráficos que envolvem as dispersões k_t x k_d e k_t x k_n apresentados na Fig. 6 e na Fig. 7. Observa-se uma dispersão grande dos dados de radiação difusa modelada para baixos valores do índice de claridade. Como esses dados correspondem a ângulos de elevação solar (ângulo complementar ao ângulo zenital) menores que 7°, eles não influenciam consideravelmente a saída de energia da usina, já que são horários de amanhecer e entardecer. O modelo de ajuste para radiação difusa não representou bem a região para k_t > 0,8, já que não existem pontos da razão difusa modelada nessa região.

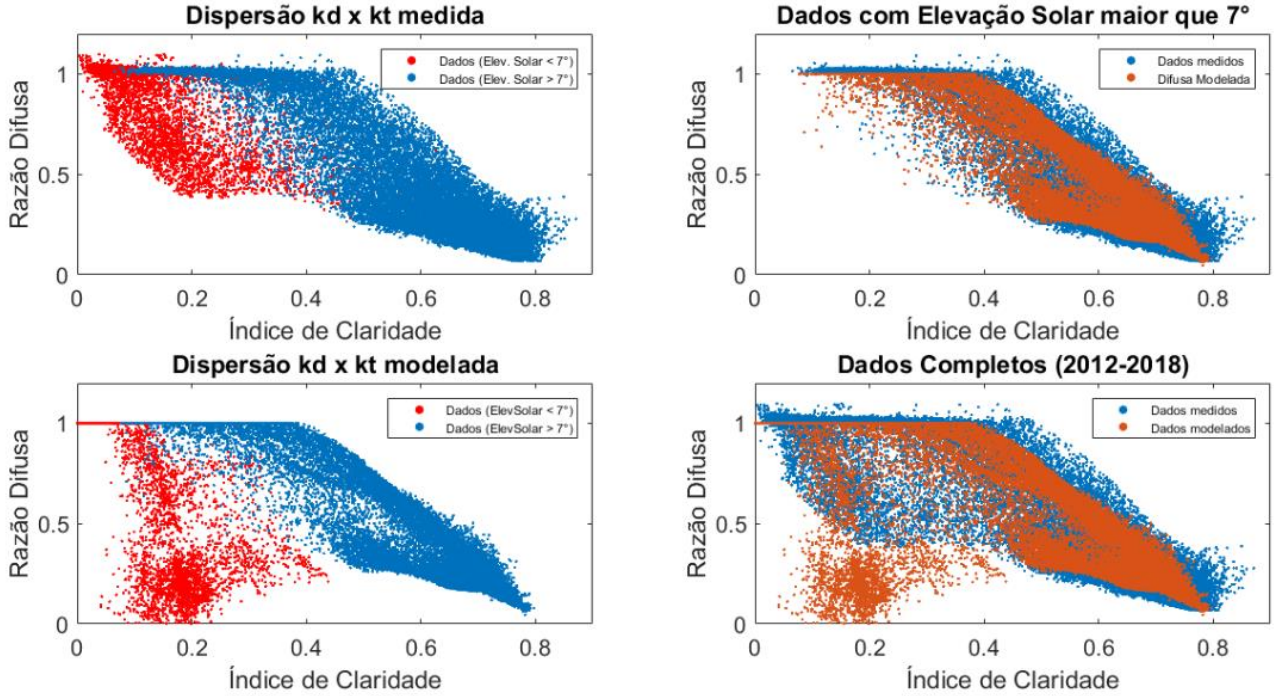


Figura 6 – Dispersão da razão difusa em função do índice de claridade no período de 2012-2018.

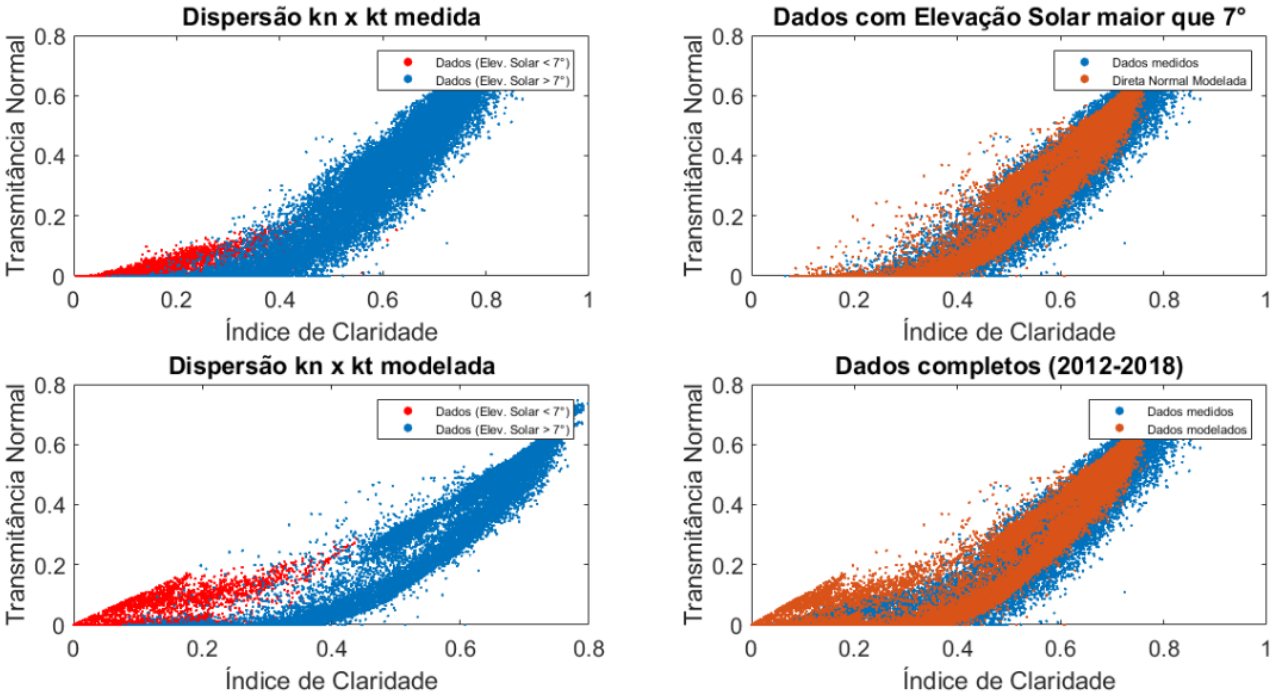


Figura 7 – Dispersão da transmitância normal em função do índice de claridade no período de 2012-2018.

5. CONCLUSÃO

O objetivo deste trabalho foi aprimorar a metodologia da certificação dos dados solarimétricos, a partir do emprego de técnicas de *downscaling* (regressão linear múltipla e interpolação bilinear) para o ajuste de dados macroescalares ao local de interesse. Os resultados foram comparados com o MOS (regressão linear), um modelo largamente aplicado no mercado fotovoltaico.

Em geral, os modelos propostos apresentaram um melhor resultado em comparação com o modelo tradicional, porém, a melhora não foi tão significativa. Isso pode ser devido ao fato de os dados de satélite da CAMS utilizados descreverem bem o local de interesse, assim, mesmo um modelo simples tende a apresentar bons resultados. Talvez, para uma localidade que não tivesse uma boa correlação entre os dados observacionais e de satélite, fosse possível obter uma melhora mais expressiva a partir dos modelos de *downscaling* propostos, visto que levam em consideração uma área maior para realização do ajuste de longo prazo, englobando vários pontos da malha macroescalar, sendo, portanto, mais abrangentes que o MOS.

Além disso, como foi possível obter melhores estatísticos ao dividir a série de acordo com os valores do ângulo zenital, trabalhos futuros podem incluir as metodologias de classificação das séries temporais como ferramentas úteis para melhorar a acurácia de modelos regressivos. Os métodos de classificação variam de técnicas simples, como a comparação de I_g com modelos de céu claro (RENO E HANSEN, 2016), até técnicas mais sofisticadas que utilizam *clustering* (MORENO-TEJERA ET AL., 2017) ou transformada *wavelet* (DJAFER ET AL., 2016). Outros modelos de ajuste também podem ser analisados, como a comparação entre CDFs do satélite e da estação solarimétrica (SCHUMANN ET AL., 2011) e a aplicação da transformada de Fourier para determinar as frequências dominantes do erro entre o índice de céu claro do satélite e da estação solarimétrica (VERNAY ET AL., 2013).

Agradecimentos

Agradeço todos os pesquisadores do Centro de Energias Renováveis da UFPE que me motivaram para publicação deste trabalho. Em especial, a Êmilly, pelas detalhadas revisões.

REFERÊNCIAS

Bender, G.; Davidson, F.; Eichelberger, S.; Gueymard, C., 2011. The road to bankability: Improving assessments for more accurate financial planning, Solar Conference, Raleigh.

Carow, J. R., 2008. Anpassung langjähriger Satelliten-Strahlungszeitreihen na Bodenmesswerte eines Jahres, Diploma Thesis, University of Applied Science, Nordhausen.

Chandrasekaran, J. e Kumar, S., 1994. Hourly diffuse fraction correlation at a tropical location, Solar Energy, vol. 53, n. 6, pp. 505-510.

Curry, C. L.; Van Der Kamp, D.; Monahan, A. H., 2012. Statistical downscaling of historical monthly mean winds over a coastal region of complex terrain. I. Predicting wind speed, Climate Dynamics, vol. 38, n. 7-8, pp. 1281-1299.

Djafer, D., Irbah, A., Zaiani, M., 2017. Identification of clear days from solar irradiance observations using a new method based on the wavelet transform, Renewable Energy, vol. 101, pp. 347-355.

EPE, Empresa de Pesquisa Energética, 2018. Balanço Energético Nacional (BEN) 2018: Ano base 2017. Disponível em: <http://epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/balanco-energetico-nacional-2018 > Acesso em: 26 de agosto de 2019.

EPE, Empresa de Pesquisa Energética, 2019. Balanço Energético Nacional (BEN) 2019: Ano Base 2018. Disponível em: <http://epe.gov.br/pt/publicacoes-dados abertos/publicacoes/balanco-energetico-nacional-2018> Acesso em: 26 de agosto de 2019.

EPE, Empresa de Pesquisa Energética, 2017. Instruções para Solicitação de Cadastramento e Habilitação Técnica de Empreendimentos Fotovoltaicos com Vistas à Participação nos Leilões de Energia Elétrica. Disponível em: <http://www.epe.gov.br/sites-pt/leiloes-de-energia/Documents/EPE-DEE-065_2013_R5_2017_UFV.pdf> Acesso em: 03 de dezembro de 2019.

Erbs, J.A.; Klein, S.A. e Duffie, J.A.,1982. Estimation of the diffuse radiation fraction for hourly, daily and monthly average global radiation, Solar Energy, vol. 28, n. 4, pp. 293–302.

Gueymard, C. A.; Gustafson, W. T.; Etringer, A.; Storck, P., 2012. Evaluation of procedures to improve solar resource assessments: optimum use of short-term data from a local weather station to correct bias in long-term satellite derived solar radiation time series, World Renewable Energy Forum, Denver.

Hofmann, M., Seckmeyer, G., 2017. A New Model for Estimating the Diffuse Fraction of Solar Irradiance for Photovoltaic System Simulations, Energies, MDPI, Open Access Journal, vol. 10(2), pp. 1-21.

Moreno, S., Silva, M. A, Santigosa, L., Lillo, I, 2017. Classification of days according to DNI profiles using clustering techniques, Solar Energy, vol. 146, pp. 319-333.

Orgill, J.F. e Hollands, K.G.T., 1977. Correlation equation for hourly diffuse radiation on a horizontal surface, Solar Energy, vol. 19, n. 4, pp. 357–359.

Perez, R. R.; Ineichen, P.; Maxwell, E. L.; Seals, R. D. e Zelenka, A., 1992. Dynamic global-to-direct irradiance conversion surface, ASHRAE Transactions, vol. 98, n. 1, pp. 354-369.

Petribú, L. B.; Sabino, E.; Barros, H.; Costa, A.; Barbosa, E.; Vilela, O.C., 2017. Procedimento objetivo para a garantia de qualidade de dados de radiação solar, XL Reunión de Trabajo de la Asociación Argentina de Energías Renovables y Ambiente (ASADES), San Juan.

Polo J., Wilbert S., Ruiz-Arias J. A., Meyer R., Gueymard C., Súri M., Et Al., 2016. Preliminary survey on site-adaptation techniques for satellite-derived and reanalysis solar radiation datasets, Solar Energy, vol. 132, pp. 25–37.

Reindl, D.T.; Beckman, W.A. e Duffie, J.A., 1990. Diffuse fraction correlations, Solar Energy, vol. 45, n. 1, pp. 1–7.

Reno, M. E Hansen, C., 2016. Identification of Periods of Clear Sky Irradiance in Time Series of GHI Measurements, Renewable Energy, vol. 90, pp. 520-531.

Ridley, B.; Boland, J. e Laurent, P.,2010. Modelling of diffuse solar fraction with multiple predictors, Renewable Energy, vol. 35, n. 2, pp. 478–483.

Rodrigues, D., Petribú, L. B., Galdino, J., Vilela, O. C., 2019. Estudo comparativo de modelos de estimativa da radiação difusa no sertão da Paraíba, região Nordeste do Brasil, Avances en Energías Renovables y Medio Ambiente, vol. 23, p. 07.07-07.18, 2019.

Ruschel, C. G, Ponte, G. P., 2018. Metodologias de ajuste de dados solarimétricos visando a estimativa de produção de energia de longo prazo, VII Congresso Brasileiro de Energia Solar, Gramado.

Salazar, G., Gueymard, G., Galdino, J., Vilela, O. C., Fraidenraich, N., 2019. Solar irradiance time series derived from high-quality measurements, satellite-based models, and reanalyses at a near-equatorial site in Brazil, Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 117, 109478.

Schumann, K.; Beyer, H. G.; Chhatbar, K.; Meyer, R., 2011. Improving Satellite-Derived Solar Resource Analysis with Parallel Ground-Based Measurements, ISES Solar World Congress, Kasel.

Skartveit, A.; Olseth, J.A. e Tuft, M.E.,1998. An hourly diffuse fraction model with correction for variability and surface albedo, Solar Energy, vol. 63, n. 3, pp. 173–183.

Taylor, K.E.,2001. Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram, Journal Geophysical Research, vol. 106, n. D7, pp. 7183-7192.

Vernay, C.; Blanc, P.; Pitaval, S., 2013. Characterizing measurements campaigns for an innovative calibration approach of the global horizontal irradiation estimated by HelioClim-3, Renewable Energy, vol. 57, p. 339–347.

Wilby, R. L.; Wigley, T. M. L.; Conway, D.; Jones, P. D.; Hewitson, B.C.; Main, J.; Wilks, D. S., 1998. Statistical downscaling of general circulation model output: a comparison of methods, Water resources research, vol. 34, n. 11, pp. 2995-3008.

Wilks, D. S., 2013. Statistical methods in the atmospheric sciences, Elsevier.

LONG-TERM SOLAR RESOURCE ASSESMENT IN THE CITY OF SÃO JOÃO DO RIO DO PEIXE, IN THE SEMIARID OF PARAÍBA, BRAZILIAN NORTHEAST

Abstract: *Companies interested in developing photovoltaic projects in Brazil participate in the government energy auctions, delivering, among many other project documents, a solarimetric data certification. One of the essential steps for this certification is the site adaptation between solar station data (one year of in situ measurements for photovoltaic plants and three years for heliothermic plants) and historical databases (over 10 years). This work proposes to improve the methodology for certification of solarimetric data, employing statistical downscaling techniques in sets separated by specific parameters for each time series analyzed. Multilinear regression (MLR) and bilinear interpolation techniques (IBL) for the statistical downscaling in comparison with Model Output Statistics (MOS) are analyzed. All the models were applied to horizontal global irradiance and horizontal diffuse irradiance series. Direct normal irradiance is adjusted in accordance with the relation between the other two components of radiation. Data from one solarimetric station located in the semiarid of Paraíba, in the town of São João do Rio do Peixe and satellite data from Copernicus Atmosphere Monitoring Service were used. For horizontal global irradiance, the three techniques analyzed presented similar results, being optional the use of any of them. For diffuse irradiance, in periods of Zenith angle (θ_Z) bigger than 60°, the best technique is the MLR applied to CAMS diffuse series, while in periods of θ_Z < 60° (overall, high radiation), the best technique is MLR applied to diffuse series generated from the Skartveit model. The proposed procedure may result in more accurate long-term solar radiation data, improving economical viability for solar projects.*

Key words: *Solarimetric Certification Data, Site Adaptation, Statistical Downscaling*