

# ANÁLISE DA VARIABILIDADE DA INCIDÊNCIA SOLAR NA SUPERFÍCIE COM BASE EM DADOS DE SUPERFÍCIE E DE SATÉLITE

**Fernando Ramos Martins** – fernando.martins@unifesp.br

**Madeleine Sánchez Gácita Casagrande** – madeleine.gacita@inpe.br

Universidade Federal de São Paulo, Instituto do Mar.

**Eduardo Weide Luis** – eduardowluiz@gmail.com.br

**Rodrigo Santos Costa** – rodrigo.costa@inpe.br

**André Rodrigues Gonçalves** – andre.goncalves@inpe.br

**Francisco José Lopes de Lima** – francisco.lopes.lima@gmail.com

**Marcelo Pizzuti Pes** – marcelo.pes@inpe.br

**Enio Bueno Pereira** – enio.pereira@inpe.br

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, Centro de Ciência do Sistema Terrestre

## 1. Radiação Solar – 1.1 Recursos solares e meteorologia da radiação solar

**Resumo.** *A intermitência do recurso solar é um dos desafios científicos que vem sendo avaliado e investigado para dar suporte ao crescimento da geração fotovoltaica e heliotérmica sem reduzir a qualidade e a segurança dos serviços de transmissão e distribuição de eletricidade. Este estudo teve como objetivo principal avaliar a variabilidade da incidência de radiação solar na superfície utilizando o índice VS proposto por Lave et al. (2015) com base de dados radiométricos coletados em três estações de referência da rede SONDA: Petrolina (PE), Cachoeira Paulista (SP) e São Martinho da Serra (RS). O estudo aplicou a mesma metodologia para avaliar a variabilidade do coeficiente de cobertura de nuvens obtido a partir de imagens de satélite. Os resultados demonstram que as localidades apresentam padrões distintos de variabilidade em escalas de tempo menores que 20 minutos. No entanto para intervalos maiores, ocorre uma suavização da variabilidade de modo que os valores de VS são próximos para todas as localidades. O estudo também verificou a existência de uma relação de linearidade entre os índices de variabilidade para a cobertura de nuvens e a irradiação incidente na superfície. Essa relação aponta para a possibilidade de desenvolvimento de metodologia de previsão da variabilidade. Por fim o estudo apresenta um mapeamento do índice de variabilidade do coeficiente de cobertura de nuvens para todo o território brasileiro em um mês representante da estação seca e outro da estação chuvosa.*

**Palavras-chave:** *Intermitência do Recurso Solar, Variabilidade da cobertura de nuvens, Modelagem numérica, Rede SONDA, Geração solar.*

## 1. INTRODUÇÃO

Dados recentes mostram que a participação de fontes renováveis atingiu cerca de 30% da capacidade instalada de geração de eletricidade no mundo sendo que, desde 2015, instala-se no mundo mais usinas de fontes renováveis (solar, eólica, hidroelétrica e geotérmica) do que usinas baseadas em combustíveis fósseis e nucleares (IRENA, 2019). A integração de fontes intermitentes de energia, definidas como aquelas em que a disponibilidade do recurso energético varia em função das condições ambientais, têm mobilizado a comunidade científica internacional (IEA, 2016; Kondziella e Bruckner, 2016; ICSU, 2010). Na medida em que a participação de fontes tradicionalmente seguras e ‘despacháveis’ (hidrelétricas e termoelétricas) é substituída fontes intermitentes como a solar, cresce a demanda para desenvolvimento de novas estratégias de planejamento e gerenciamento do sistema elétrico (IRENA, 2019).

No Brasil, a expansão da geração solar vem experimentando um taxa de crescimento elevada com base em tecnologia fotovoltaica (IRENA, 2019), tanto com grandes centrais geradoras com capacidade superior a 1 MW quanto em geração distribuída por prosumidores (consumidores habilitados a gerar sua própria energia e conectá-la à rede elétrica) (IRENA 2019; ANEEL, 2012). A intermitência da incidência de energia solar pode causar transientes incompatíveis com os padrões exigidos para sistemas de distribuição de eletricidade, incluindo variabilidade de tensão, distúrbios de frequência causados pelo desequilíbrio entre geração de energia e demanda de carga e estresse térmico nos dispositivos solares (Hofmann et al., 2014; Kazantzidis et al., 2012; Kleissl, 2013). O Plano Decenal de Expansão de Energia 2026 (EPE, 2016) aponta para a possibilidade futura da política de contratação de usinas com remuneração não apenas da capacidade instalada (garantia física) mas, também, da habilidade de estabilização do grid.

A irradiância solar na superfície depende de vários fatores naturais, de caráter determinístico ou estocástico, que são investigados para dar suporte ao crescimento da geração fotovoltaica e heliotérmica (Ari e Baghzouz, 2011; Lave et al., 2015; Perez et al., 2016). Os fatores determinísticos incorporam a variação diurna e sazonal ligada aos movimentos de rotação e translação da Terra. Os aspectos estocásticos estão relacionadas às condições atmosféricas (vapor de água, turbidez atmosférica e nebulosidade) e são responsáveis pela variabilidade de alta frequência de geração de energia

solar (Perez *et al.*, 2016; Tadesse *et al.*, 2016; Watanabe *et al.*, 2016), sendo a nebulosidade o fator de modulação que está associado às flutuações rápidas e de grande amplitude na geração de energia elétrica em usinas solares.

A previsão numérica da irradiância solar na superfície pode reduzir o impacto da intermitência de energia solar no sistema de transmissão, permitindo um aumento de penetração desta fonte na matriz energética (Das *et al.*, 2018; Nowotarski e Weron, 2018; Strzalka *et al.*, 2012). No entanto, os modelos numéricos utilizados em meteorologia apresentam, em geral, estimativas com baixa resolução espacial incapazes de reproduzir a variabilidade da energia solar com a precisão necessária para uma integração efetiva da energia solar à rede (Lima *et al.*, 2016; Mathiesen *et al.*, 2016). As mudanças bruscas na irradiância solar (também conhecidos como efeitos de rampa), causadas pela passagem de nuvens pequenas e rápidas, não são simulados em modelos numéricos de previsão do tempo (MNP) operando rotineiramente em grandes centros de estudos meteorológicos. Em geral, a execução operacional de um MNP utiliza configuração com resolução horizontal de 20 km. A título de exemplo nessa resolução espacial em condições de velocidades de vento da ordem de 5 m/s, a avaliação da variabilidade temporal da irradiância solar na superfície só poderá ser realizada para escalas de tempo superiores a 1 hora. No entanto, uma parcela significativa de toda a variabilidade ocorre em períodos de tempo inferiores a 1 hora (Mathiesen *et al.*, 2016). A Fig. 1 ilustra diferenças entre as curvas de potência de um sistema PV registrados com intervalos de 1 minuto (linha cinza) e 1 hora (em azul) em um dia com nebulosidade esparsa. Percebe-se que a avaliação de rendimento do sistema apresenta uma forte dependência do intervalo de tempo usado para o cálculo. Neste caso, ocorre uma diferença em torno de 3% entre o rendimento do sistema calculado em intervalos de um minuto e em intervalos horários.

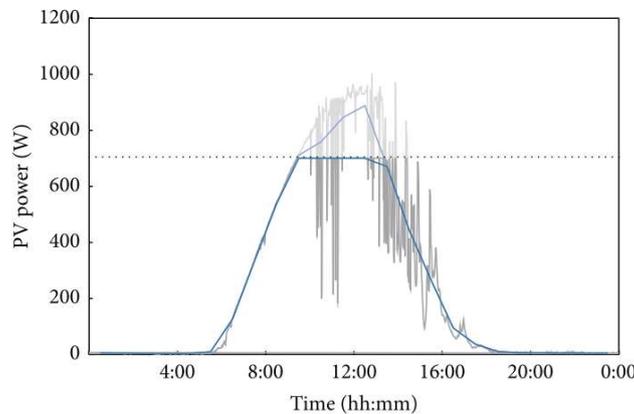


Figura 1 – Curvas de potência, em escala de tempo de um minuto (cinza) e horária (azul), de um sistema fotovoltaico de 1 kWp operando na Alemanha. A avaliação da perda de rendimento apresenta uma forte dependência do intervalo de tempo usado para o cálculo. Fonte: Hofmann *et al.*, (2014).

Uma alternativa para substituir os MNT, é o uso modelos numéricos baseados em dados coletados por sensoriamento com sensores operando em satélites ou em superfície. As imagens coletadas com sensores satelitais e com câmeras “All-Sky” apresentam possibilidades de diferentes resoluções espaciais e temporais. A Fig. 2 apresenta a relação entre as diferentes metodologias para modelagem numérica com o intuito de previsão da geração solar e suas aplicações.

O uso de técnicas de imagem coletadas por satélite e câmeras utilizam campos de visão distintos que dificultam a comparação entre si. Embora os satélites geoestacionários apresentem medições instantâneas em pequenos ângulos sólidos, com resoluções temporais de 5 a 30 minutos (dependendo da localização e satélite) e resolução espacial de quilômetros, as medições de câmeras *all-sky* são realizadas com grandes ângulos sólidos com melhor resolução temporal (até segundos, se necessário) mas para uma pequena área local de análise (Espinar *et al.*, 2009; Luiz *et al.*, 2018a).

Werkmeister *et al.* (2015) concluíram que os produtos em nuvem dos satélites podem ser úteis e tão confiáveis quanto as observações em superfície apenas para condições climáticas médias. Para medições instantâneas, no entanto, os métodos de satélite mostram boa habilidade para detectar condições de céu sem nuvens e céu completamente encoberto e não para situações de nebulosidade parcial. As principais razões para isso são as diferentes resoluções espaciais e ângulos de visão. Esses resultados também foram confirmados por Luiz *et al.* (2018a), no entanto, os autores, neste caso, usaram produtos de satélite com resolução mais fina (1 km) e obtiveram resultados com desvios estatísticos menores, fato que reforça a resolução grosseira dos satélites como uma das causas dos desvios.

Este trabalho investiga a relação entre a variabilidade dos coeficiente  $K_I$  (razão entre a irradiância solar incidente na superfície e no topo da atmosfera) e o coeficiente de cobertura de nuvens efetivo ( $C_{eff}$ ) estimado a partir de imagens do canal visível do satélite GOES-EAST. A variabilidade das rampas de  $K_I$  em diferentes escalas de tempo (1, 5 e 30 minutos) foi comparada com as taxas de rampa do  $C_{eff}$  obtidas para intervalos de tempo entre duas imagens consecutivas do GOES-EAST (30 minutos). A definição adotada para rampa foi como a diferença de valor da variável investigada em instantes separados por um passo de tempo denominado  $\Delta t$ . Assumiu-se para este trabalho que a variabilidade dos coeficientes está relacionada com a amplitude das rampas e a frequência com que ocorrem. O uso de  $K_I$  remove os ciclos diário e sazonal associados aos movimentos da Terra.

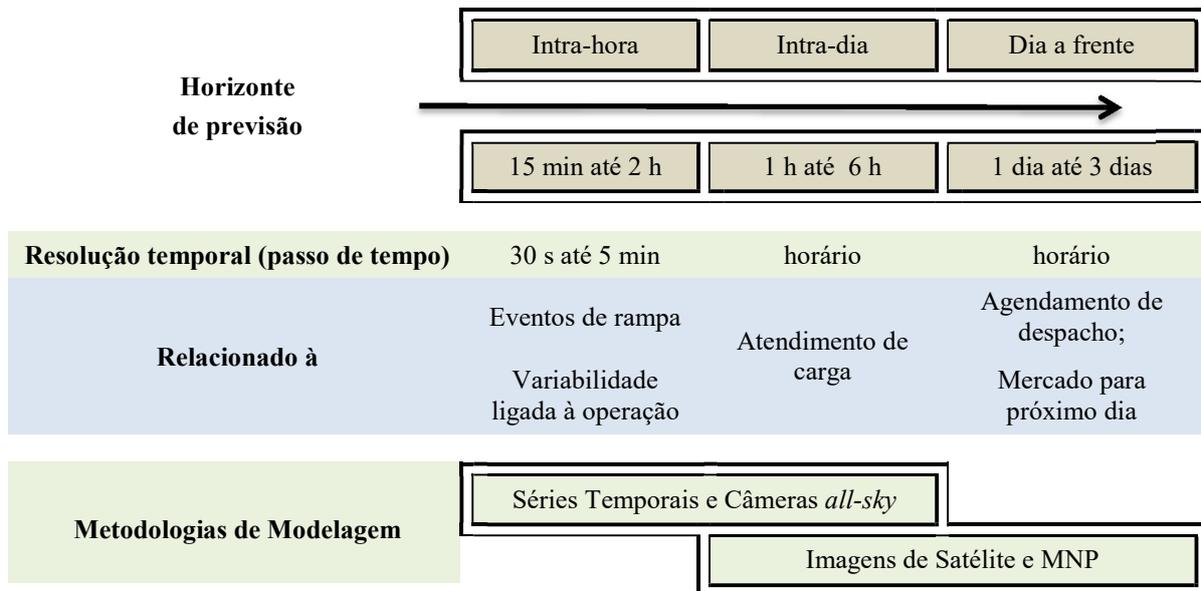


Figura 2 – Diagrama relacionando o horizonte de previsão por modelagem numérica utilizando sensoriamento remoto baseado em dados de satélite ou coletados em superfície e fenômenos físicos que eles podem simular com precisão em horizontes temporais específicos. Fonte: Modificado de Digne *et al.* (2013).

Em resumo, o objetivo principal foi aplicar uma metodologia para estimar a variabilidade das rampas de irradiância solar incidente na superfície. A grande extensão do território brasileiro permite avaliar a aplicabilidade e o desempenho do método para diferentes características climáticas. Para este estudo, dados de irradiância solar na superfície observados em três estações da rede SONDA foram utilizados. As principais características dos três locais de coleta de dados em superfície e a base de dados satelitais estão descritos na Seção 2 – Metodologias. Esta seção também inclui a descrição do índice de variabilidade  $VS(\Delta t)$  utilizado para avaliar como a variabilidade das rampas observadas em superfície está relacionada matematicamente com a variabilidade do coeficiente efetivo de nuvens determinado a partir das imagens de satélite. A Seção 3 apresenta os resultados obtidos para as três localidades e o mapeamento do índice VS para todo o território brasileiro em um mês da estação seca e outro na estação chuvosa. Por fim, a Seção 4 apresenta as conclusões do trabalho desenvolvido com dados observados no período 2016-2017.

## 2. METODOLOGIA

### 2.1 Dados de coletados em superfície

O Brasil possui vários regimes climáticos distintos, principalmente devido à sua grande extensão territorial e à circulação atmosférica típica da região. Como consequência, os regimes de chuva e nebulosidade são bastante diferentes em todo o território brasileiro. Dados coletados em três estações da rede SONDA foram utilizados neste estudo com o intuito de investigar a variabilidade da incidência de radiação solar em diferentes regimes climáticos: Petrolina (PTR) no semiárido nordestino com baixa precipitação anual; São Martinho da Serra (RS) com regime climático subtropical úmida com precipitação ao longo de todo o ano; e Cachoeira Paulista (CPA) no sudeste brasileiro sujeita a uma estação seca delimitada entre Maio e Outubro. A precipitação anual em Petrolina é de cerca de 580 mm (aproximadamente de 1/3 da precipitação das outras duas localidades), com uma estação chuvosa de novembro a abril. A climatologia da fração de cobertura de nuvens em Petrolina indica uma média mensal em torno de 60% na estação chuvosa e 50% na estação seca e, segundo dados do INMET, (2008) não apresenta diferença significativa da climatologia para as outras duas localidades.

A coleta de dados nas três localidades atendem o padrão de qualidade estabelecido para a “*Baseline Surface Radiation Network (BSRN)*” e seus dados radiométricos (irradiação global, difusa e direta normal) e meteorológicos (temperatura do ar, umidade relativa, pressão atmosférica, precipitação, velocidade e direção do vento) estão disponíveis para acesso público em <http://sonda.ccst.inpe.br/> (Dias da Silva *et al.*, 2014). Para este estudo foram utilizados dados coletados no período entre Julho/2016 a Junho/2017.

O índice  $K_t'$  foi calculado usando os valores médios de irradiância solar global registrados com resolução temporal de um minuto. O cálculo de  $K_t'$  utilizou a correção empírica proposta por Perez *et al.* (1990) foi aplicado para remover o efeito da massa de ar em grandes ângulos de zênite solar. A Eq. (1) mostra o valor corrigido ( $K_t'$ ), onde “*am*” é a massa relativa de ar.

$$K_t' = \frac{GHI_{sup}}{GHI_{TOA}} \left[ 1.031 \cdot \exp \left[ -1.4 / (0.9 + 9.4 / am) \right] + 0.1 \right] \quad (1)$$

onde  $GHI_{sup}$  e  $GHI_{TOA}$  são a irradiância solar na superfície e no topo da atmosfera, respectivamente.

Várias métricas tem sido adotadas para avaliar a variabilidade da irradiância solar em um local específico. A diferença entre dois valores sequenciais da irradiância solar na superfície (rampa de irradiância solar) foi utilizada em vários estudos (Perez et al., 2016; Watanabe et al., 2016). Kleissl (2013) propôs uso de média móvel para evitar a influência de diferentes valores para o passo de tempo adotado no cálculo da taxas de rampa. As taxas de rampa de  $K_t'$ , designadas a partir de agora como  $RR\_Kt_{\Delta t}'$ , foram usadas neste estudo conforme descrito na Eq. (2).

$$RR\_Kt_{\Delta t}' = \frac{1}{\Delta t} \left[ \sum_t^{t+\Delta t} K_t' - \sum_{t-\Delta t}^t K_t' \right] \quad (2)$$

onde  $\Delta t$  é o passo de tempo de interesse para análise da variabilidade.

## 2.2 Dados observados por satélite

Imagens de satélite geoestacionárias se tornaram uma ferramenta importante para o monitoramento da nebulosidade. O satélite geoestacionário localizado sobre a América do Sul, GOES-13, coletou as imagens com uma frequência de 30 minutos durante o período do estudo. Neste estudo apenas a banda espectral visível (0,55-0,75  $\mu\text{m}$ ) foi utilizada para o monitoramento da cobertura de nuvens. O coeficiente efetivo de cobertura de nuvens ( $C_{eff}$ ) está definido na Eq. (3) para cada pixel da imagem de satélite em termos de radiância ( $L_r$ ) observada numa dada imagem e nas radiâncias de céu claro ( $L_{clr}$ ) e de céu encoberto ( $L_{cld}$ ). Os valores de  $L_{clr}$  e  $L_{cld}$  são determinados por composição das imagens adquiridas durante um período de um mês. Segundo Martins et al. (2008),  $C_{eff}$  é um coeficiente adimensional relacionado à profundidade óptica da nuvem em cada pixel da imagem. O  $C_{eff}$  varia no intervalo de 0 a 1, representando, respectivamente, as condições de céu claro e céu completamente nublado, quando não há incidência de radiação solar direta na superfície.

$$C_{eff} = \frac{L_r - L_{clear}}{L_{cloud} - L_{clear}} \quad (3)$$

Neste estudo, as taxas de rampa do coeficiente efetivo de cobertura de nuvens ( $RR\_Ceff_{30}$ ) foram calculadas apenas para o passo de tempo  $\Delta t = 30$  minutos uma vez que esta era a frequência de aquisição de dados pelo satélite GOES-13. O cálculo foi realizado de modo similar ao realizado para a irradiância solar observada em superfície, descrito na Eq. (2), substituindo os valores de  $K_t'$  pelos valores de  $C_{eff}$  estimados em duas imagens sucessivas. O índice "30" no símbolo representa a escala temporal de 30 minutos das imagens de satélite.

## 2.3 Índice de Variabilidade (VS)

Este estudo utiliza a distribuição cumulativa de probabilidade apresentada pelo conjunto de valores que a taxa de rampa do coeficiente  $K_t'$  pode assumir ( $Kt_0'$ ) para a avaliação e discussão sobre a variabilidade da irradiância solar. A distribuição cumulativa de probabilidades é útil para entender o comportamento das taxas de rampa ( $RR\_Kt_{\Delta t}'$ ) em diferentes passos de tempo  $\Delta t$  como pode ser visto na Fig. 3. É importante destacarmos que o eixo vertical  $\bar{P}$ , ou seja, ( $RR\_Kt_{\Delta t}' > RR\_Kt_0'$ ) apresenta a probabilidade complementar das funções típicas de distribuição cumulativa (CDFs), representa a probabilidade de encontrar valores maiores que  $RR\_Kt_0'$  (no eixo horizontal do gráfico). A Fig. 3(a) mostra que Petrolina apresenta maior variabilidade de taxas de rampa  $RR\_Kt_{\Delta t=1}'$  do que as localidades de Cachoeira Paulista e São Martinho da Serra na escala de tempo de 1 minuto. No entanto, as distribuições de probabilidade das três localidades são muito similares na escala de tempo de 30 minutos.

O índice de variabilidade ( $VS$ ) é uma métrica proposta por Lave et al. (2015) com o intuito de possibilitar a comparação levando em consideração o impacto de grandes valores de  $RR\_Kt_{\Delta t}'$ . O  $VS$  é definido como o valor máximo do produto do  $RR\_Kt_{\Delta t}'$  e sua probabilidade escalonada em valores percentuais, conforme descrito na Eq. (4).

$$VS(\Delta t) = 100 \cdot \max \left[ RR\_Kt_0' \cdot P \left( |RR\_Kt_{\Delta t}'| > RR\_Kt_0' \right) \right] \quad (4)$$

onde  $P(|RR\_Kt_{\Delta t}'| > RR\_Kt_0')$  representa a probabilidade de que a taxa de rampa de  $K_t'$  assumia valores maiores que  $RR\_Kt_0'$ . O valor  $VS(\Delta t)$  varia de 0 (sem variabilidade) a 100 (todas as taxas de rampa com o valor máximo igual a 1). Quanto maior o valor de  $VS(\Delta t)$ , maior será a variabilidade dos valores de  $K_t'$ .

## 3. RESULTADOS

A Fig. 4(a) mostra as curvas do produto do valor da taxa de rampa de  $K_t'$  pela função de distribuição cumulativa de probabilidade  $\left[ RR\_Kt_0' \cdot P \left( |RR\_Kt_{\Delta t=30}'| > RR\_Kt_0' \right) \right]$ . O valor do índice de variabilidade ( $VS(\Delta t=30 \text{ min})$ ) é o valor máximo do produto indicado nos gráficos pelo círculo no ponto mais elevado de cada curva. Para a escala de tempo de 30 minutos ( $RR\_Kt_{\Delta t=30}'$ ), os valores de  $VS(\Delta t=30 \text{ min})$  são muito semelhantes nos três locais, o que indica um o efeito de suavização da variabilidade da irradiância solar na superfície quando passos de tempo mais longos são utilizados

(Luis *et al.*, 2018b). Além disso, é importante destacar que  $VS(\Delta t=30 \text{ min})$  ocorre para taxas de rampas entre  $RR_{Kt_0'} = 0,1$  e  $RR_{Kt_0'} = 0,2$  em todas as localidades, o que mostra que variações da ordem 0,15 em  $K_t'$  apresentam maior frequência de ocorrência nas três localidades quando o passo de tempo é  $\Delta t = 30 \text{ min}$ .

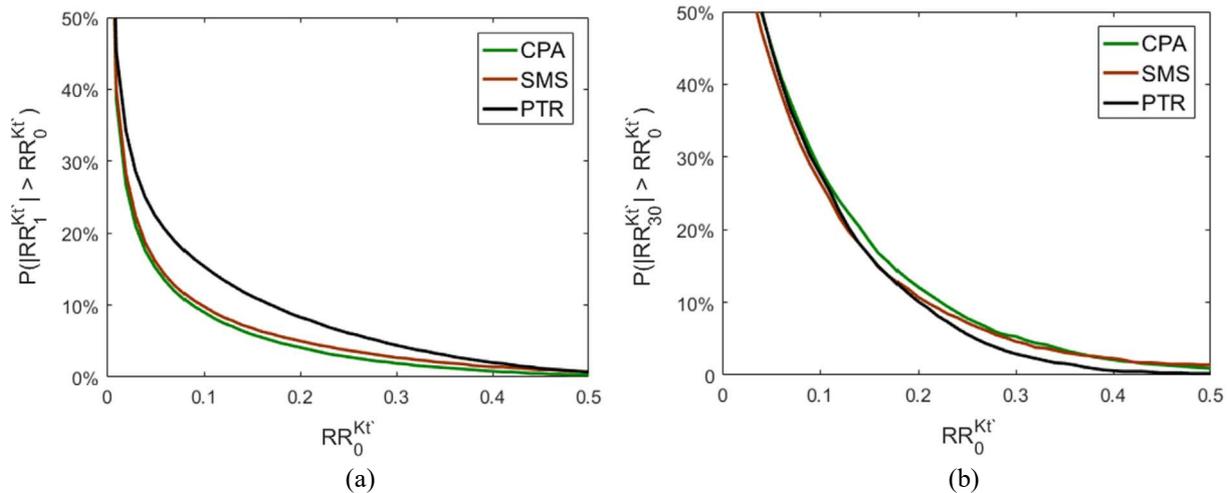


Figura 3 – Distribuições cumulativas de probabilidade: (a) para taxas de rampa na escala de 1 minuto ( $P(|RR_{Kt_{\Delta t=1'}}| > RR_{Kt_0'})$ ), e (b) na escala de 30 minutos ( $P(|RR_{Kt_{\Delta t=30'}}| > RR_{Kt_0'})$ ). Fonte: Modificado de Luis *et al.* (2018b).

Luis *et al.*, (2018b) mostraram os valores de  $VS$  em PTR são superiores aos obtidos em CPA e SMS nas escalas de tempo de 1 min ( $RR_{Kt_{\Delta t=1'}}$ ) e 20 min ( $RR_{Kt_{\Delta t=20'}}$ ). Os autores indicaram que o fato pode estar relacionado à presença de um número maior de pequenas nuvens em Petrolina, mesmo em condições secas. A Fig. 4(b) apresenta uma comparação do índice anual de  $VS(\Delta t)$  para diferentes passos de tempo ( $\Delta t$ ) nos três locais de estudo. Observamos que o PTR tem um índice de  $VS(\Delta t)$  maior em escalas de tempo menores que 20 min. Também é importante destacar que o CPA e o SMS têm valores similares de  $VS(\Delta t)$  para  $\Delta t$  de 1 a 15 min, mas para passos  $\Delta t$  mais longos, os valores  $VS$  em CPA se aproximam daqueles obtidos em PTR mais rapidamente que os valores alcançados em SMS. Essa diferença de comportamento pode estar relacionado ao fato que as duas localidades possuem estações chuvosa e seca bem definidas ao longo do ano.

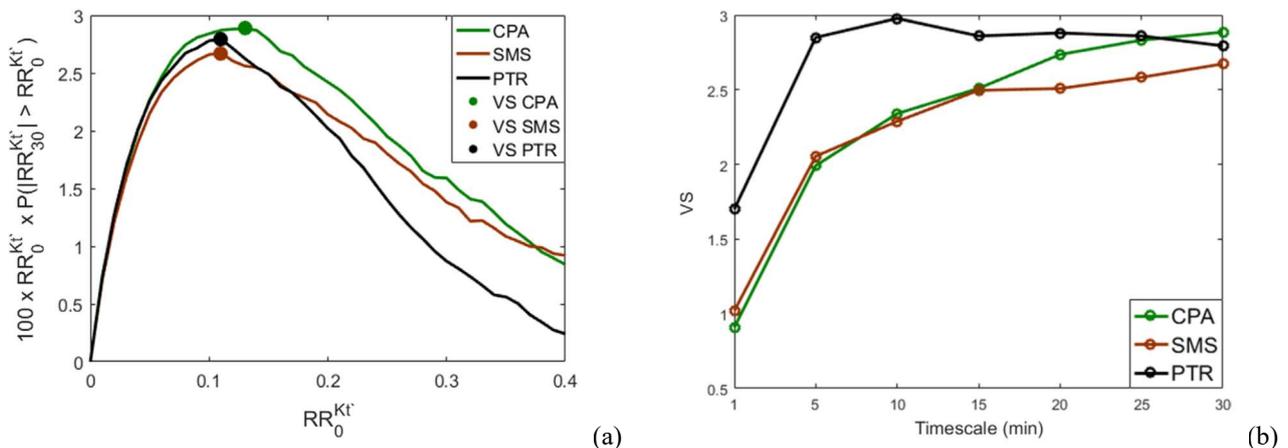


Figura 4 – Gráfico do produto  $\left[ RR_{Kt_0'} \cdot P(|RR_{Kt_{\Delta t=30'}}| > RR_{Kt_0'}) \right]$  com indicação do valor de  $VS(\Delta t=30 \text{ min})$  para as três localidades de estudo; e (b) evolução dos valores  $VS(\Delta t)$  em função do passo de tempo  $\Delta t$  utilizado no cálculo das taxas de rampa de  $K_t'$ . Fonte: Modificado de Luis *et al.* (2018b).

A Fig. 5 mostra os gráficos de dispersão  $VS(\Delta t=30 \text{ min})$  para as taxas de rampa em  $K_t'$  ( $RR_{Kt_{\Delta t=30'}}$ ) e em  $C_{eff}$  ( $RR_{C_{eff_{\Delta t=30'}}$ ) para as três localidades de estudo. Os gráficos mostram que há uma relação quase linear para todos os sites entre a variabilidade da cobertura de nuvens indicada pelo satélite e a variabilidade de  $K_t'$  observado na superfície. A Tab. 1 apresenta a correlação de Pearson, o desvio médio absoluto (DMA) e o desvio da raiz quadrática média (RMSD) para esta comparação. Observe que a correlação está relacionada à linearidade entre os dados, enquanto os desvios indicam o distanciamento e a dispersão em relação à linha  $X = Y$ . Uma correlação elevada não implica necessariamente pequenas diferenças absoluta e quadrática entre os índices de variabilidade para  $C_{eff}$  e para  $K_t'$ .

A maior correlação de Pearson (0,93) e o menor RMSD foi observado em Petrolina (PTR). A menor correlação (0,67) foi obtida com os dados da CPA, mas o RMSD foi semelhante aos outros sites. A baixa correlação em CPA

precisa ser melhor investigada, mas pode estar relacionada às características climáticas ou ao alto número de eventos de queima de biomassa próximos ao local durante a estação seca, o que pode interferir na determinação de  $C_{eff}$  e na irradiância solar na superfície.

Tabela 1. Comparação estatística entre os valores de  $VS(\Delta t=30 \text{ min})$  obtidos para o coeficiente de cobertura de nuvens ( $C_{eff}$ ) e os valores de  $K_t'$  nos três locais de estudo.

Localidade	DMA	RMSD	Correlação de Pearson
Petrolina (PE)	0,40	0,51	0,93
Cachoeira Paulista (SP)	0,33	0,63	0,67
São Martinho da Serra (RS)	0,62	0,74	0,89

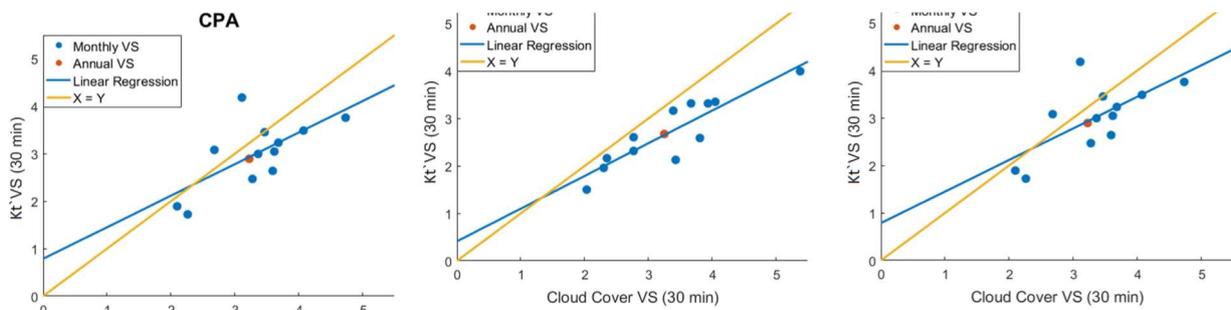


Figura 5. Gráficos de dispersão entre o índice de variabilidade  $VS(\Delta t=30 \text{ min})$  referente ao coeficiente de cobertura de nuvens ( $C_{eff}$ ) e o índice de variabilidade  $VS(\Delta t=30 \text{ min})$  referente aos valores de  $K_t'$  nas três localidades de estudo: (esq.) Petrolina, (centro) Cachoeira Paulista e (dir.) São Martinho da Serra. O índice  $VS$  é uma grandeza adimensional. Fonte: Modificado de Luiz *et al.* (2018).

A Fig. 6 apresenta o mapeamento dos valores do índice de variabilidade ( $VS(\Delta t=30 \text{ min})$ ) dos valores de  $C_{eff}$  para todo o território brasileiro calculado para os meses de Agosto (estação seca) e Dezembro (estação chuvosa) de 2016. A análise comparativa dos resultados apresentados na Fig. 6(a) e (b) mostra uma mudança significativa da variabilidade entre os meses estudados. Durante a estação seca (Agosto), os valores de  $VS(\Delta t=30 \text{ min})$  na região semiárida do Nordeste brasileiro é da inferior a 0,3 e atinge valores da ordem de 1,5 no cerrado brasileiro localizado na área central do Brasil. A costa leste do território brasileiro apresenta uma variabilidade maior durante a estação seca atingindo valores da ordem de 3,2 no litoral de Pernambuco e Bahia. A Fig. 7 apresenta os mapas de valores médios mensais da componente direta normal (DNI) de irradiância solar incidente no território brasileiro para os mesmos meses publicados (Pereira *et al.*, 2017). Os valores médios DNI superiores a 8,1 kWh/m<sup>2</sup> ocorrem no mês de agosto no semiárido nordestino. Em dezembro, a componente DNI atinge os valores da ordem de 7,6 kWh/m<sup>2</sup> no sul do Brasil, e valores da ordem de 7,2 kWh/m<sup>2</sup> no nordeste do país.

O índice de variabilidade  $VS(\Delta t=30 \text{ min})$  aumenta significativamente na estação chuvosa em todo o território brasileiro. Em dezembro, apenas uma pequena região do semiárido nordestino (entre os estados de PE e BA) apresentam valores de  $VS(\Delta t=30 \text{ min})$  da ordem de 1,6. No restante do território nacional os valores estão acima de 2,5 e atingem valores da ordem de 6,5. Em geral, o índice  $VS(\Delta t=30 \text{ min})$  apresenta valores maiores na região costeira em razão das características climáticas e eventos meteorológicos locais típicos dessas áreas. Exceção ocorre na costa do Rio Grande do Sul na região da Lagoa dos Patos em decorrência da climatologia local associada com a presença de um reservatório hídrico natural de grande extensão que afeta a dinâmica local de circulação atmosférica.

#### 4. CONCLUSÕES

O trabalho teve como objetivo avaliar a variabilidade da incidência de radiação solar na superfície com base nos valores de rampas do índice  $K_t'$  calculado com valores observados de irradiação global em três localidades com características climáticas distintas: Petrolina (PE), Cachoeira Paulista (SP) e São Martinho do Sul (RS). O estudo investigou também a variabilidade das rampas do coeficiente de cobertura efetiva de nuvens determinado com base em imagens do satélite GOES-13. O índice  $VS(\Delta t)$ , proposto por Lave *et al.* (2015), foi adotado para a quantificar a variabilidade das rampas dos dois coeficientes. Por fim, o estudo também verificou se há uma correlação estatística entre a variabilidade das rampas dos dois coeficientes quando um passo de tempo  $\Delta t = 30 \text{ min}$  é utilizado. A escolha para esse passo de tempo foi limitada pela frequência das imagens fornecidas pelo satélite GOES-13 para a América do Sul.

O índice  $VS(\Delta t)$  para as rampas do coeficiente  $K_t'$  indicou comportamento distintos para as 3 localidades. Uma variabilidade maior foi identificada em Petrolina (PE) para passos de tempo entre 1 e 20 min. No entanto, a medida que passos de tempo mais longos foram utilizados, a variabilidade nas três localidades se aproximam e tornam-se similares indicando que há uma suavização da variabilidade como indicado por Perez *et al.*, (2012).

O índice  $VS(\Delta t)$  para as rampas do coeficiente  $C_{eff}$  foi determinado apenas para o passo de tempo de  $\Delta t = 30$  min uma vez que essa é a frequência máxima de fornecimento de imagens pelo satélite GOES-13. O estudo demonstrou que há uma linearidade entre os índices  $VS(\Delta t=30min)$  para os dois coeficientes,  $K_t$  e  $C_{eff}$ . Esse é um aspecto importante que permitirá prever a variabilidade da incidência de radiação solar na superfície a partir da análise da variabilidade de nuvens observada pelo satélite geostacionário GOES-13.

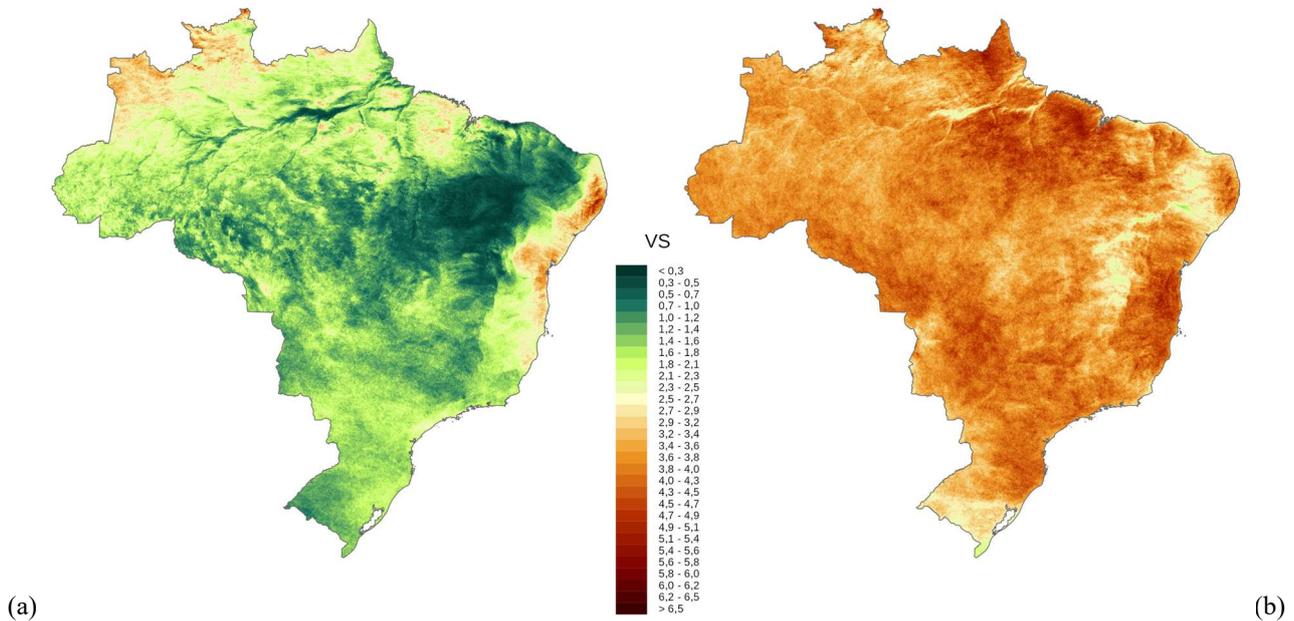


Figura 6 – Mapeamento dos valores do Índice de Variabilidade  $VS(\Delta t=30 \text{ min})$  obtidos com o uso de imagens do satélite GOES-13 para o mês de Agosto (a) e Dezembro de 2016 (b). Fonte: Os autores.

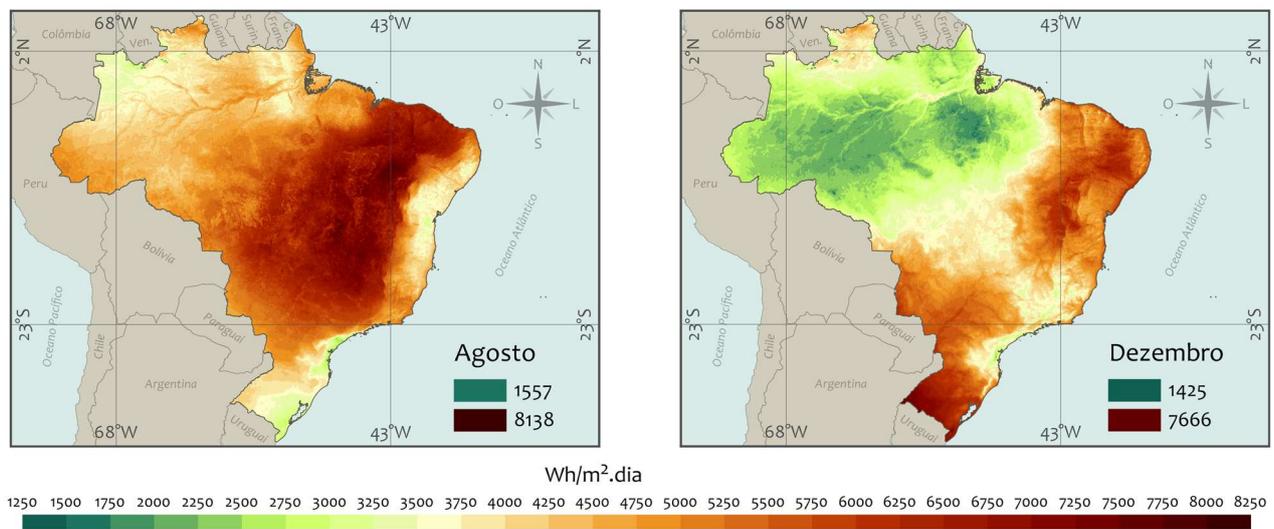


Figura 7 – Mapeamento da média mensal da componente direta normal da irradiação solar incidente na superfície obtida com uso do Modelo BRASIL-SR alimentado por imagens do satélite GOES-13 no período de 2000 a 2017: mês de Agosto (mapa à esquerda) e mês de Dezembro (mapa à direita). Fonte: Modificado de Pereira *et al.* (2017).

O uso do satélite permite avaliar a variabilidade para todo o território brasileiro, e indicou que a variabilidade apresenta comportamentos distintos entre a estação seca (entre maio e outubro) e a estação chuvosa (entre novembro e abril). O índice  $VS(\Delta t)$  apresentou valores maiores durante a estação chuvosa, fato que já era esperado uma vez que as nuvens são o principal fator de modulação da incidência de radiação solar na superfície. Os resultados obtidos até o momento estimulam a continuidade da pesquisa que pretende o desenvolvimento de uma metodologia para caracterização da variabilidade da incidência da radiação solar no território brasileiro em diferentes escalas de tempo. Os resultados também foram importantes para indicar a viabilidade do desenvolvimento de uma metodologia para previsão da variabilidade em diferentes horizontes de tempo.

## Agradecimentos

Os autores agradecem o INPE e a UNIFESP pelo apoio institucional que possibilitaram o desenvolvimento deste trabalho. Os autores agradecem também o CNPq pela bolsa de pesquisa para Enio Pereira e Fernando Martins. Agradecimentos também são necessários ao INCT–Mudanças Climáticas – Fase 2. (processos FAPESP 2014/50848-9, CNPq 465501/2014-1, e CAPES/FAPS Nº 16/2014). Os autores agradecem à PETROBRAS pelo suporte financeiro e institucional por meio do projeto de P&D ANEEL PD-00553-0042 / 2016, referente à Chamada # 19/2015 – Desenvolvimento de Tecnologia Nacional para a Geração Heliotérmica. Agradecimentos à FAPESP são necessários pelo auxílio de bolsa para Madeleine Sánchez Gácita Casagrande (FAPESP 2019/05361-8).

## REFERÊNCIAS

- ANEEL, 2012. A. N. de E. E. Resolução Normativa No 482, RN-482/2012. Brasília, 2012.
- Ari, G.K., Baghzouz, Y., 2011. Impact of high PV penetration on voltage regulation in electrical distribution systems. In: 2011 International Conference on Clean Electrical Power (ICCEP). IEEE, pp. 744–748.
- Das, U.K., Tey, K.S., Seyedmahmoudian, M., Mekhilef, S., Idris, M.Y.I., Van Deventer, W., Horan, B., Stojcevski, A., 2018. Forecasting of photovoltaic power generation and model optimization: A review. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 81, 912–928.
- Diagne, M., David, M., Lauret, P., Boland, J., Schmutz, N., 2013. Review of solar irradiance forecasting methods and a proposition for small-scale insular grids. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 27, 65–76.
- Dias da Silva, P. E.; Martins, F. R.; Pereira, E. B., 2014. Quality Control of Solar Radiation Data within Sonda Network in Brazil: Preliminary results. Conference Proceedings of EUROSUN 2014. Aix-les-Bains (France), 16 – 19 September 2014. ISES, 2015. doi:10.18086/eurosun.2014.08.04
- EPE, 2016. Plano Decenal de Expansão de Energia 2026. Ministério de Minas e Energia. Empresa de Pesquisa Energética. Brasília: MME/EPE.
- Espinar, B., Ramírez, L., Drews, A., Beyer, H.G., Zarzalejo, L.F., Polo, J., Martín, L., 2009. Analysis of different comparison parameters applied to solar radiation data from satellite and German radiometric stations. *Sol. Energy* 83, 118–125.
- Hofmann, M., Riechelmann, S., Crisosto, C., Mubarak, R., Seckmeyer, G., 2014. Improved Synthesis of Global Irradiance with One-Minute Resolution for PV System Simulations. *Int. J. Photoenergy*.
- ICSU, 2010. I. C. for S. Earth System Science for Global Sustainability: The Grand Challenges. [s.l: s.n.].
- IEA, 2016. International Energy Agency. Energy Technology Perspectives 2016: Towards Sustainable Urban Energy Systems.
- INMET - Instituto Nacional de Meteorologia, 2018. Normas climatológicas do Brasil. 1981–2010 [WWW Document]. < <http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=clima/normaisclimatologicas> > (accessed 04.04.18).
- IRENA, 2019. I. R. E. A. Renewable Energy Statistics 2019. ISBN: 978-92-9260-123-2.
- Kazantzidis, A., Tzoumanikas, P., Bais, A.F., Fotopoulos, S., Economou, G., 2012. Cloud detection and classification with the use of whole-sky ground-based images. *Atmos. Res.* 113, 80–88.
- Kleissl, J., 2013. *Solar Energy Forecasting and Resource Assessment*, first ed. Elsevier Ltd.
- Kondziella, H.; Bruckner, T., 2016. Flexibility requirements of renewable energy based electricity systems - A review of research results and methodologies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*.
- Lave, M., Reno, M.J., Broderick, R.J., 2015. Characterizing local high-frequency solar variability and its impact to distribution studies. *Sol. Energy* 118, 327–337.
- Lima, F. J. L.; Martins, F. R.; Pereira, E. B.; Lorenz, E.; Heinemann, D., 2016. Forecast for surface solar irradiance at the Brazilian Northeastern region using NWP model and artificial neural networks. *Renewable Energy*, v. 87, p. 807-818. doi: [10.1016/j.renene.2015.11.005](https://doi.org/10.1016/j.renene.2015.11.005).
- Luis, E. W.; Martins, F. R.; Costa, R. S.; Pereira, E. B. 2018. Comparison of methodologies for cloud cover estimation in Brazil - A case study. *Energy for Sustainable Development*, 43, 15-22.
- Luis, E. W.; Martins, F. R.; Pereira, E. B. 2018. Analysis of intra-day solar irradiance variability in different Brazilian climate zones. *Solar Energy*, 167, 210-218. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2018.04.005>.
- Martins, F. R.; Pereira, E. B.; Silva, S. A. B.; Abreu, S. L.; Colle, S., 2008. Solar energy scenarios in Brazil. Part one: Resource assessment. *Energy Policy*, 2843-2854.
- Mathiesen, P., Rife, D., Collier, C., 2016. Forecasting solar irradiance variability using the analog method. *Conf. Rec. IEEE Photovolt. Spec. Conf. 2016-Novem*, 1207–1211.
- Nowotarski, J., Weron, R., 2018. Recent advances in electricity price forecasting: A review of probabilistic forecasting. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 81, 1548–1568.
- Perez, R., David, M., Hoff, T.E., Jamaly, M., Kivalov, S., Kleissl, J., Lauret, P., Perez, M., 2016. Spatial and temporal variability of solar energy. *Found. Trends® Renew. Energy* 1, 1–44. <http://dx.doi.org/10.1561/2700000006>.
- Strzalka, A., Alam, N., Duminil, E., Coors, V., Eicker, U., 2012. Large scale integration of photovoltaics in cities. *Appl. Energy* 93, 413–421.
- Tadesse, A., Kankiewicz, A., Perez, R., Lauret, P., 2016. Day ahead irradiance forecast variability characterization using satellite data. *Conf. Rec. IEEE Photovolt. Spec. Conf. 2016-November*, 1212–1217.
- Watanabe, T., Oishi, Y., Nakajima, T.Y., 2016. Characterization of surface solar-irradiance variability using cloud properties based on satellite observations. *Sol. Energy* 140, 83–92.

Werkmeister, A., Lockhoff, M., Schrempf, M., Tohsing, K., Liley, B., Seckmeyer, G., 2015. Comparing satellite- to ground-based automated and manual cloud coverage observations - A case study. Atmos. Meas. Tech. 8, 2001–2015.

#### **VARIABILITY ANALYSIS OF SURFACE SOLAR RADIATION BASED ON GROUND AND SATELLITE DATA.**

**Abstract.** *The solar intermittency is one of the scientific challenges that has been evaluated and investigated to support the growth of photovoltaic and thermal power generation without reducing the quality and safety of electricity transmission and distribution services. This study aimed at evaluating the variability of surface solar radiation incidence using the VS index proposed by Lave et al. (2015) based on radiometric data collected at three SONDA network reference stations: Petrolina (PE), Cachoeira Paulista (SP) and São Martinho da Serra (RS). The study applied the same methodology to evaluate the cloud cover coefficient variability obtained from satellite images. The results demonstrate that the localities present distinct patterns of variability in time scales smaller than 20 minutes. However, for longer ranges, variability smoothing occurs so that the VS values are close to all locations. The study also verified the existence of a linear relationship between the variability indices for cloud cover and the incident surface irradiation. This relationship demonstrates the possibility of developing variability prediction methodology. Finally, the study presents a mapping of the variability index of the cloud cover coefficient for the entire Brazilian territory in a month representing the dry season and the rainy season.*

**Key words:** *Intermittency of Solar Energy, Cloud cover variability, Numerical modelling, SONDA Network, Solar power generation.*