

Relatório de Pesquisa RT G-STAR 001-2024

DISSM/CGCT/INPE

DIAGNÓSTICOS DO PRODUTO DE INSOLAÇÃO POR SATÉLITE DA DISSM/CGCT/INPE: COMPARAÇÃO COM DADOS DA REDE CLIMATOLÓGICA DO INMET PARA O PERÍODO DE 2013 A 2017

Maria Lívia Lins Mattos Gava e Caio Átila Pereira Sena

Responsável científico:

Juan Carlos Ceballos

Simone M. Sievert da Costa

RESUMO

Para medir a variável insolação são utilizados heliógrafos e pireliômetros em estações meteorológicas convencionais e automáticas, respectivamente. Apesar de o Brasil possuir um número considerável desses instrumentos, sua extensa área territorial e a distribuição desigual das estações meteorológicas fazem com que a rede de observação *in situ* seja insuficiente para representar adequadamente a variabilidade espacial e temporal da insolação. Fazendo uso da grande cobertura espacial e da alta resolução temporal dos dados obtidos por satélites geoestacionários, foi desenvolvido um método para estimativa de insolação (SDU) a partir do canal do visível do GOES na Divisão de Satélites e Sensores Meteorológicos (DISSM) do INPE. Atualmente esses dados estão operacionais com uma extensa série temporal (a partir de 2007). O produto foi recentemente validado e apresenta bom desempenho geral comparado aos dados observacionais in situ. Entretanto sua performance varia de acordo com a região e estação do ano.

Fevereiro 2024

Cachoeira Paulista - SP

Citar como: Gava, M.L.L.M, Sena, C.A.P., RT G-STAR 001-2024, 17 pp.

1. Introdução

A insolação (SDU) é conceitualmente definida como o número de horas em que o disco solar é visível para um observador na superfície, sem obstruções. Em uma determinada localidade, a quantidade de horas de sol é o fator determinante do clima local (BERTRAND et al., 2013). A importância dos dados de SDU é há muito tempo reconhecida e suas primeiras medições remontam ao século XIX. Os dados de SDU são relevantes para diversas aplicações, como planejamento na agricultura (RAO et al., 1998; XUE et al., 2011; HUANG et al., 2012; WANG et al., 2015), análise de cargas térmicas e duração do sol em edifícios (SHAO, 1990), parâmetros de entrada em modelos de balanço de água do solo (WARNANT et al., 1994) e até mesmo pesquisas sobre a saúde humana (MCGRATH et al., 2002; NASTOS; MATZARAKIS, 2006; KELLER et al., 2019).

Apesar da grande relevância dos registros de SDU, existe um número relativamente pequeno de estações que realizam essa medição. De forma geral, as redes de estações que obtém esses dados são escassas e insuficientes para abranger grandes áreas (KANDIRMAZ; KABA, 2014), de forma que a rede atual de estações é inadequada para cobrir o extenso território brasileiro (FUNARI; TARIBA, 2017).

Além disso, uma vez que as medições das estações meteorológicas são observações pontuais (ZHU et al., 2020), a SDU nas proximidades precisa ser obtida por meio de técnicas de interpolação. Portanto, a precisão do método depende principalmente do número e da distribuição espacial das estações meteorológicas. Geralmente, a distribuição das estações é heterogênea, com a maioria delas próximas às cidades, e por várias razões, extensas áreas permanecem sem registros. Por exemplo, no Brasil, algumas regiões como o Norte, possuem pouquíssimas estações, enquanto as regiões Sul e Sudeste apresentam uma rede mais densa. Consequentemente, o campo interpolado resultante geralmente é deficiente para representar as características de variabilidade temporal e espacial dessa variável (WU et al., 2016).

Satélites geoestacionários realizam medições com alta resolução espacial e temporal e abrangem grandes áreas, sendo assim, seus dados constituem uma excelente alternativa para estimar SDU. Desta forma, diversos métodos para obter tal estimativa foram propostos na literatura. Ceballos e Rodrigues (2008) propuseram uma metodologia baseada no canal do visível do sensor IMAGER a bordo do GOES. A técnica desenvolvida pelos autores está atualmente operacional na Divisão de Satélite e Sensores Meteorológicos (DISSM) do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE).

A DISSM/INPE disponibiliza os dados de SDU com resolução espacial de 0.04° em uma grade regular de latitude e longitude de 1800x1800 pixels, abrangendo latitudes de 50°S a 21.96°N e longitudes de 100°W a 28.04°W, cobrindo o período de fevereiro de 2007 até o tempo quase real. Os dados são disponibilizados em totais diários, médias quinzenais e mensais de SDU.

Nesse relatório será descrito a metodologia empregada na estimativa da SDU (Seção 2), os resultados da validação do modelo (Seção 3), as conclusões (Seção 4) e apresentado um tutorial para abrir e visualizar o dado em Python (Anexo I).

2. Descrição do Método

Para estimar a SDU são utilizadas imagens do visível adquiridas com o GOES processadas pela DISSM. De tempos em tempos, as plataformas GOES são substituídas. A Tabela 1 apresenta a plataforma GOES operante e o sensor a bordo utilizado para a estimativa de SDU em cada período.

Período (Costa et al., 2018)	Platafor ma	Sensor	Resolução espacial	Resolução temporal	Comprimento de onda central	Intervalo espectral
01/2007 - 11/2009	GOES 10	IMAGER	1 km	15/30 min	0.65 µm	0.55 - 0.75 μm
11/2009 - 08/2013	GOES 12	IMAGER	1 km	15/30 min	0.65 µm	0.55 - 0.75 μm
08/2013 - 12/2017	GOES 13	IMAGER	1 km	30 min	0.65 μm	0.55 - 0.75 μm
 01/2018 – atual	GOES 16	ABI	0.5 km	10 min	0.64 µm	0.6 - 0.68 μm

Tabela 1 - Descrição da fonte de dados utilizada para a estimativa da SDU de acordo com o período.

O sensor mede a radiância espectral L_{λ} (W.m⁻².sr⁻¹.µm⁻¹), que representa o valor médio na área do pixel. A irradiância espectral no topo da atmosfera é $E_o = \mu S_{\lambda}$, em que S_{λ} é a irradiância solar à incidência normal neste mesmo intervalo espectral, e $\mu = \cos(SZA)$ é o cosseno do ângulo zenital solar. Supondo que a radiância refletida seja isotrópica, a irradiância espectral emergente no topo da atmosfera é $E^{\uparrow} = \pi L_{\lambda}$ e a reflectância é $R = E^{\uparrow}/E_o$. Operacionalmente, a partir das imagens visíveis do satélite, o fator de reflectância (F) e a reflectância planetária (R) são definidos conforme mostrado na Eq. (1) (CEBALLOS; RODRIGUES, 2008):

$$\boldsymbol{F} = \boldsymbol{\pi} \frac{L_{\lambda}}{S_{\lambda}}; \, \boldsymbol{R} = \boldsymbol{f} \frac{F}{\mu} \tag{1}$$

Onde o fator f é a função usada para corrigir os efeitos da reflexão anisotrópica (LUBIN; WEBER, 1995). Para o propósito desse método, f é considerado 1 (CEBALLOS et al., 2004). O R é fornecido pela DISSM como um subproduto do processamento operacional do modelo de radiação de ondas curtas GL1.2 (CEBALLOS et al., 2004), e por essa razão a resolução espacial do produto de SDU não é equivalente à do canal do visível.

É usual considerar a reflectância como um valor médio entre a reflectância das nuvens (R_{max}) e a reflectância do céu claro (R_{min}), ponderado pela fração do pixel coberto por nuvens (C), conforme mostrado na Eq. (2) (CEBALLOS et al., 2004).

$$R=C.R_{max}+(1-C).R_{min}$$
 (2)

De onde pode-se obter o parâmetro de nebulosidade (C):

$$\boldsymbol{C} = \frac{\boldsymbol{R} - \boldsymbol{R}_{min}}{\boldsymbol{R}_{max - \boldsymbol{R}_{min}}} \tag{3}$$

Ceballos et al. (2004) definiram o valor de R_{max} como 0.465, o que corresponde à transição entre um campo de nuvens cumuliformes e estratiformes, e o valor de R_{min} como 0,09, um valor razoável para a

superfície continental. No caso de R < R_{min}, C é definido como 0 (correspondendo à situação de céu claro), e se R > R_{max}, C=1 (correspondendo à situação de céu totalmente encoberto). No caso de R=0 (quando não há iluminação solar) ou definido como "inválido" (i.e., R = -99), C também é marcado como inválido.

Em seguida, assumindo que a cobertura média de nuvens avaliada por C também é representativa do tempo relativo de passagem de nuvens sobre um local dentro do pixel (PORFÍRIO; CEBALLOS, 2017), 1-C corresponde ao tempo relativo de céu claro. A SDU diária é obtida através da Eq. (4), que é semelhante à integração via regra do trapézio (que consiste em um método numérico para aproximar o valor da integral):

SDU= $(1-C_1)+\frac{\Delta t}{2}[(1-C_1)+2(1-C_2)+2(1-C_3)+...+2(1-C_{k-1})+(1-C_k)]+(1-C_k)$ (4)

onde C é o parâmetro de cobertura de nuvens (descrito na Eq. 3), C₁ corresponde à primeira observação "válida" para o pixel, o índice de subscrito corresponde ao número da imagem dentro de um dia, k é a última imagem válida do dia, e Δt é o intervalo de tempo entre duas imagens consecutivas (podendo variar de acordo com a resolução temporal apresentada na Tabela 1).

Em média, para um pixel, estão disponíveis 30 imagens para a estimativa diária de SDU. No entanto, esse valor pode ser menor e o intervalo entre duas imagens consecutivas pode ser maior do que o determinado pela resolução temporal (i.e., 10, 15 ou 30 minutos, dependendo do período avaliado). A SDU diária para um determinado dia é considerada inválida, portanto, descartada, se houver um intervalo maior que três horas: i) entre a primeira imagem do dia e o nascer do sol; ii) entre imagens consecutivas; iii) entre a última imagem do dia e o pôr do sol, ou se menos de 5 imagens estiverem disponíveis para a estimativa.

A Figura 1 apresenta o produto de SDU diário obtido com a partir dos dados do GOES 13 para o dia 30/11/2017.

3. Comparação com dados in situ

3.1. Métodos

A avaliação dos resultados da estimativa da SDU abrangeu o período de setembro de 2013 a dezembro de 2017, utilizando dados de SDU obtidos por heliógrafos da rede do INMET. A seleção das estações baseou-se na disponibilidade dos dados, e as séries temporais de cada estação foram submetidas a procedimentos de controle de qualidade. Detalhes da metodologia de controle de qualidade dos dados pode ser encontrada em Gava (2021).

Devido à considerável extensão do território brasileiro, e à grande variedade de biomas e climas presentes, as estações foram agrupadas por zonas climáticas, conforme sugerido por Raichijk (2012). As zonas climáticas estão apresentadas na Figura 2, em que também estão indicadas as estações utilizadas no processo de verificação dos resultados.

Os resultados foram avaliados em termos do erro médio (MBE), da raiz do erro médio quadrático (RMSE) e do coeficiente de correlação (*r*). Todos os parâmetros estatísticos foram primeiro calculados para cada estação, e posteriormente agrupados em valores médios da região. Dessa forma, por exemplo, o RMSE da região, é o valor médio de RMSE para todas as estações localizadas em determinada região, e o desvio padrão do RMSE apresenta a distribuição deste parâmetro entre as estações de determinada região.

Figura 1 – SDU para o dia 30/11/2017. Estimativas obtidas a partir dos dados do GOES 13.



3.2 Resultados

A distribuição espacial do MBE é apresentada na Figura 3. De modo geral, a diferença entre o MBE avaliado para essas regiões no mês com os valores mais altos e mais baixos está próxima de 0,6 horas (Tabelas 2-7). A maioria das estações ao sul de 15°S apresentou valores pequenos para o MBE, geralmente variando de -1 a 1 hora, sem variação significativa em magnitude ao longo do ano.

As estações no norte do país, em geral, apresentam valores mais elevados de MBE com diferentes tendências dependendo da região. A Tabela 5 exibe os valores de MBE para a região Equatorial. É possível observar viés positivo da região (MBE variando de 1,16 em outubro a 1,61 em dezembro), o que indica que, em média, o produto do CPTEC superestima as medições *in situ*. A superestimação ocorre para a maioria das estações incluídas nesta região e, assim como as estações mais ao sul, elas não apresentam variações ao longo do ano (a diferença entre os meses com o viés mais alto e mais baixo é de 0,45h).

As estações localizadas no Nordeste do Brasil, ao contrário de outras regiões, geralmente apresentam um viés negativo. Um padrão distinto encontrado nessas regiões é que os valores de viés diminuem em direção aos meses de inverno, aproximando-se de zero. As Tabelas 6 e 7 apresentam os parâmetros estatísticos para essas regiões.

Figura 2 - Distribuição das estações da rede INMET utilizadas no processo de verificação dos resultados. Obs: A região tropical central do Brasil é subdividida em mesotérmica e quente.



Para a região Tropical Equatorial, o maior valor de MBE encontrado (em magnitude) foi -0,86h em outubro, e o menor foi -0,08h em maio, indicando uma tendência geral de subestimação. No entanto, a partir da Figura 3, pode-se observar que há um comportamento misto nesta região. Estações localizadas nos estados do Maranhão e Piauí exibiram valores de MBE próximos a zero. Um resultado contrastante é encontrado em Guaramiranga-CE: para esta estação, o viés indica superestimação, geralmente superior a 2h. Sendo a exceção ao padrão de subestimação encontrado no Nordeste do Brasil. Em relação à região Tropical Nordeste Oriental, o maior viés é registrado em março, com um valor de MBE de -0,94h, e o menor valor relatado é 0,1h em julho.

A sazonalidade encontrada nessas regiões pode ser atribuída ao regime de nebulosidade regional, já que o período tardio do outono e inverno corresponde à estação chuvosa (PALHARINI; VILA, 2017). Holanda et al. (2017) investigaram os padrões de SDU (Soma Diária de Unidades térmicas) e nebulosidade em Pernambuco, mostrando que o período de maio a julho apresenta os maiores valores de fração de nuvens. Este intervalo corresponde ao menor MBE encontrado para ambas as regiões. Isso sugere que o desempenho do algoritmo CPTEC, nesta região, está fortemente relacionado às condições de nebulosidade.

Figura 3 - Distribuição espacial do MBE mensal (horas) entre a SDU diária estimada pelo método do CPTEC e os dados do INMET no período de 2013 a 2017. Tons de vermelho correspondem a superestimação, enquanto tons de azul correspondem a subestimação.



Tabela 2 - MBE, RMSE e *r* para a comparação das estimativas diárias de SDU derivadas de dados de satélite e os registros do INMET no período de 2013 a 2017, para a região de Tropical Central – Quente do Brasil. O número de valores diários comparados é apresentado na coluna #obs. Os valores entre parênteses correspondem ao desvio padrão (DP) dos parâmetros estatísticos dentro da região.

	MBE (h)	RMSE (h)	r	# obs
JAN	0.61 (0.6)	1.69(0.44)	0.86(0.07)	3058
FEB	$0.37 \ (0.63)$	1.64(0.45)	0.84(0.07)	2757
MAR	$0.2 \ (0.54)$	1.47(0.32)	$0.85\ (0.08)$	3037
APR	0.22(0.47)	1.46(0.29)	$0.85\ (0.06)$	2914
MAY	0.36(0.45)	1.33(0.37)	0.86(0.08)	2972
JUN	$0.55 \ (0.61)$	1.43(0.6)	0.86(0.1)	2841
JUL	0.59(0.63)	1.43(0.57)	$0.87 \ (0.09)$	2925
AUG	0.72(0.57)	1.48(0.46)	$0.88 \ (0.05)$	2884
SEP	0.78(0.57)	$1.61 \ (0.46)$	$0.89\ (0.05)$	3563
OCT	$0.66 \ (0.53)$	1.72(0.52)	0.86(0.08)	3605
NOV	$0.51 \ (0.55)$	1.57(0.34)	0.9(0.04)	3526
DEC	$0.7 \ (0.58)$	1.69(0.44)	0.88(0.07)	3645

Tabela 3 - MBE, RMSE e *r* para a comparação das estimativas diárias de SDU derivadas de dados de satélite e os registros do INMET no período de 2013 a 2017, para a região de Tropical Central – Mesotérmico do Brasil. O número de valores diários comparados é apresentado na coluna #obs. Os valores entre parênteses correspondem ao desvio padrão (DP) dos parâmetros estatísticos dentro da região.

	MBE (h)	RMSE (h)	r	#obs
JAN	0.49(0.74)	1.77(0.46)	0.84(0.08)	3504
FEB	0.16(0.87)	1.75(0.49)	0.8 (0.06)	3132
MAR	-0.04(0.72)	$1.65 \ (0.36)$	0.79(0.07)	3458
APR	0.03 (0.57)	1.5(0.32)	0.8(0.07)	3340
MAY	0.19(0.45)	1.44(0.3)	0.81 (0.08)	3483
JUN	0.3 (0.59)	1.44(0.37)	0.77(0.1)	3342
JUL	$0.21 \ (0.56)$	$1.36\ (0.35)$	0.82(0.1)	3375
AUG	0.32(0.67)	1.38(0.4)	0.82(0.11)	3469
SEP	0.36(0.71)	1.55(0.41)	0.85(0.06)	4222
OCT	0.2(0.84)	1.76(0.47)	0.81 (0.06)	4331
NOV	0.17(0.71)	1.71(0.47)	0.83(0.07)	4249
DEC	0.57(0.8)	1.82(0.52)	0.81 (0.09)	4269

Tabela 4 - MBE, RMSE e *r* para a comparação das estimativas diárias de SDU derivadas de dados de satélite e os registros do INMET no período de 2013 a 2017, para a região de clima Temperado Úmido. O número de valores diários comparados é apresentado na coluna #obs. Os valores entre parênteses correspondem ao desvio padrão (DP) dos parâmetros estatísticos dentro da região.

	MBE (h)	RMSE (h)	r	# obs
JAN	$0.61 \ (0.6)$	1.69(0.44)	0.86(0.07)	3058
FEB	$0.37\ (0.63)$	1.64(0.45)	0.84(0.07)	2757
MAR	$0.2 \ (0.54)$	1.47(0.32)	0.85(0.08)	3037
APR	0.22(0.47)	1.46(0.29)	0.85 (0.06)	2914
MAY	$0.36\ (0.45)$	$1.33\ (0.37)$	0.86(0.08)	2972
JUN	$0.55\ (0.61)$	1.43(0.6)	0.86(0.1)	2841
JUL	$0.59\ (0.63)$	$1.43 \ (0.57)$	0.87(0.09)	2925
AUG	0.72(0.57)	1.48(0.46)	0.88 (0.05)	2884
SEP	$0.78\ (0.57)$	$1.61 \ (0.46)$	0.89(0.05)	3563
OCT	$0.66\ (0.53)$	1.72(0.52)	0.86(0.08)	3605
NOV	$0.51 \ (0.55)$	1.57(0.34)	0.9(0.04)	3526
DEC	$0.7 \ (0.58)$	1.69(0.44)	0.88(0.07)	3645

Tabela 5 - MBE, RMSE e *r* para a comparação das estimativas diárias de SDU derivadas de dados de satélite e os registros do INMET no período de 2013 a 2017, para a região de clima Equatorial. O número de valores diários comparados é apresentado na coluna #obs. Os valores entre parênteses correspondem ao desvio padrão (DP) dos parâmetros estatísticos dentro da região.

		$\mathbf{DM}(\mathbf{D}_{1})$		// 1
	MBE (h)	RMSE(h)	r	# obs
JAN	1.42(0.76)	2.23(0.59)	0.71(0.09)	3179
FEB	1.27(0.77)	2.2(0.67)	0.68(0.16)	2832
MAR	$1.21 \ (0.76)$	2.02(0.62)	0.7 (0.11)	3170
APR	1.28(0.86)	2.2(0.73)	$0.65 \ (0.13)$	3089
MAY	1.35(0.83)	2.22(0.66)	0.67(0.13)	3146
JUN	1.37(0.93)	2.2(0.73)	0.62(0.14)	3005
JUL	1.47(0.84)	2.17(0.72)	0.58(0.17)	2986
AUG	1.47(0.87)	2.17(0.75)	0.54(0.19)	3040
SEP	1.39(1.03)	2.26(0.87)	0.53~(0.2)	3705
OCT	1.16(0.89)	2.12(0.64)	$0.61 \ (0.16)$	3826
NOV	1.34(0.85)	2.23(0.6)	0.62(0.14)	3791
DEC	1.61 (0.82)	2.32(0.69)	0.7(0.13)	3872

Tabela 6 - MBE, RMSE e *r* para a comparação das estimativas diárias de SDU derivadas de dados de satélite e os registros do INMET no período de 2013 a 2017, para a região de clima Tropical Equatorial. O número de valores diários comparados é apresentado na coluna #obs. Os valores entre parênteses correspondem ao desvio padrão (DP) dos parâmetros estatísticos dentro da região.

	MBE (h)	RMSE (h)	r	# obs
JAN	-0.39(1.16)	1.97(0.73)	0.76(0.08)	4853
FEB	-0.37(1.07)	1.87(0.44)	0.76(0.08)	4498
MAR	-0.57(1.0)	1.78(0.52)	0.72(0.08)	4987
APR	-0.28(1.05)	$1.72 \ (0.59)$	$0.71 \ (0.09)$	4929
MAY	-0.08(0.93)	1.64(0.47)	0.7 (0.08)	5167
JUN	-0.12(0.96)	1.64(0.49)	$0.61 \ (0.12)$	4946
JUL	-0.12(0.89)	1.57(0.45)	0.63(0.17)	4967
AUG	-0.19(1.04)	$1.51 \ (0.49)$	$0.47 \ (0.15)$	5083
SEP	-0.62(1.09)	1.78(0.5)	$0.53 \ (0.15)$	6078
OCT	-0.86(1.2)	1.92(0.57)	$0.59 \ (0.15)$	6362
NOV	-0.71(1.18)	2.0(0.54)	$0.64 \ (0.16)$	6066
DEC	-0.5(1.13)	1.94(0.44)	0.75~(0.08)	6053

Tabela 7 - MBE, RMSE e *r* para a comparação das estimativas diárias de SDU derivadas de dados de satélite e os registros do INMET no período de 2013 a 2017, para a região de clima Tropical Nordeste Oriental. O número de valores diários comparados é apresentado na coluna #obs. Os valores entre parênteses correspondem ao desvio padrão (DP) dos parâmetros estatísticos dentro da região.

	MBE (h)	RMSE (h)	r	# obs
JAN	-0.62(1.17)	2.26(0.48)	$0.61 \ (0.13)$	2506
FEB	-0.89(1.22)	2.32(0.44)	0.61 (0.14)	2193
MAR	-0.94(1.19)	2.25(0.37)	0.62(0.1)	2498
APR	-0.73(1.09)	2.07(0.4)	0.67(0.1)	2429
MAY	-0.16(0.77)	1.72(0.3)	0.77(0.08)	2551
JUN	$0.12 \ (0.94)$	1.85(0.45)	0.71(0.12)	2460
JUL	$0.1 \ (0.91)$	1.84(0.4)	0.72(0.11)	2520
AUG	-0.31(1.15)	2.01(0.48)	0.65(0.14)	2500
SEP	-0.42(1.55)	2.33(0.57)	0.58(0.14)	3077
OCT	-0.73(1.68)	2.55(0.6)	0.52(0.17)	3161
NOV	-0.53(1.56)	2.4(0.59)	0.5(0.18)	3033
DEC	-0.32(1.4)	2.31(0.58)	0.63(0.13)	3062

O RMSE apresenta valores que variam de 1,2 a 2,55 h dependendo da região. Os valores altos de RMSE apontam para a presença de outliers nas séries analisadas.

Em relação ao coeficiente de correlação, as regiões do sul apresentaram os maiores valores de r, e assim como o viés, nessas localidades alcançaram os melhores resultados. No entanto, em média, todas as regiões mostraram boa concordância entre os conjuntos de dados baseados em satélite e as medições in situ. Em geral, o *r* exibe valores elevados, indicando uma forte correlação positiva.

Os resultados da avaliação do desempenho da estimativa de SDU estão alinhados com a precisão típica observada em métodos de estimativa de SDU a partir de dados de satélite. Utilizando dados do Meteosat, Kandirmaz (2006) obteve valores de RMSE variando de 0,54 a 2,79 horas e de coeficiente de determinação (r^2) de 0,78. Good et al. (2010) aplicaram dados de classificação de nuvens do SEVIRI para estimar a SDU para o Reino Unido e alcançaram valores de *r* de 0,82. O método de estimação explorado por Shamim et al. (2012) obteve valores de RMSE de 0,66 a 2,31 horas, com r^2 médio de 0,83.

4. Discussão

4.1. Reflectância de céu claro

Apesar de apresentar um bom desempenho para a maioria das regiões analisadas, o método de estimativa de SDU da DISSM possui uma tendência de superestimar (subestimar) significativamente a região Equatorial (Tropical Nordeste Oriental). Análises indicaram que essa tendência está fundamentalmente relacionada à caracterização inadequada da reflectância de céu claro pelo modelo.

A Figura 4 apresenta os valores de R_{min} obtidos para diferentes meses do ano utilizando os dados de reflectância de outubro de 2013 a outubro de 2017. Na região Equatorial, o R_{min} é sistematicamente menor do que o valor de 0.09 do modelo, levando à subestimação de C e consequente superestimação da SDU. O inverso ocorre no Nordeste. No entanto, uma vez que existe uma sazonalidade na ocorrência da nebulosidade em ambas as regiões, existe um período no qual a estimativa apresenta um desempenho melhor. Esse comportamento é facilmente observado na Figura 3 para os meses de maio-julho na região Nordeste, em que os valores de MBE para as estações dessa região se aproximam de zero.

4.2 Dados in situ

Para o propósito de verificação do produto de satélite, os dados de heliógrafo foram selecionados com base na maior disponibilidade de estações, tornando possível inferir a qualidade do produto de satélite em diferentes condições climáticas.

A qualidade do dado de heliógrafo, entretanto, pode variar consideravelmente devido ao método de aquisição dos dados (descrição dos diferentes fatores que impactam os dados de insolação por heliógrafo são discutidos em GAVA, 2021). Tendo isso em vista, os dados utilizados para esse estudo passaram por um processo de controle de qualidade. No entanto, devido à complexidade inerente ao processo de controle de qualidade, há a possibilidade de que dados errôneos escapem à detecção. A utilização de tais dados pode, consequentemente, levar a uma performance inferior do produto em avaliação.

Vale ressaltar ainda, que a metodologia empregada na DISSM se baseia no princípio físico da insolação (i.e., número de horas de sol em que o disco solar se encontra visível para o observador em superfície). Por essa razão, é esperado que ocorra certa discordância entre os dados obtidos por satélite e aqueles obtidos *in situ*, uma vez que estes dados estão sujeitos a um limiar de irradiância solar para a queima do papel heliográfico (i.e., aproximadamente 120 W.m⁻² de acordo com a OMM).



Figura 4 – Valores mensais de R_{min} obtidos para o período de outubro de 2013 a outubro de 2017.

Fonte: Gava et al., 2023.

5. Conclusões

Em síntese, a metodologia desenvolvida para a estimativa da SDU por meio de dados do satélite geoestacionário GOES demonstrou ser uma abordagem eficaz para contornar as limitações da rede de observação *in situ* no Brasil. A extensa área territorial e a distribuição desigual de estações meteorológicas convencionais são desafios significativos na obtenção de dados representativos da variabilidade espacial e temporal da insolação.

Os resultados da comparação revelaram uma boa concordância entre os dados estimados e as medições observacionais in situ. A distribuição espacial do MBE apresentou pequenas variações, especialmente nas regiões ao sul, onde os valores de MBE foram consistentemente próximos a zero. Nas regiões norte e nordeste, embora tenham sido observados viés positivo e negativo, respectivamente, ao longo do ano, os padrões sazonais sugerem uma relação com os regimes de nebulosidade característicos dessas áreas.

A avaliação adicional, considerando o RMSE e o r, indicou que, em média, todas as regiões mostraram boa concordância entre os conjuntos de dados baseados em satélite e as medições in situ, apesar se haver certa variabilidade na performance do produto de acordo com a região e o período do ano. Os valores elevados de r destacam uma forte correlação positiva, reforçando a confiabilidade da abordagem proposta.

Comparando esses resultados com estudos anteriores que utilizaram dados de satélite para estimativa de SDU, observamos consistência, sugerindo que a metodologia empregada aqui vai ao encontro da precisão típica desses métodos.

Assim, os resultados positivos da validação respaldam a utilização dessa metodologia para monitorar a insolação no Brasil, proporcionando informações valiosas para diversas aplicações, incluindo agricultura, planejamento urbano e estudos climáticos.

6. Referências bibliográficas

BERTRAND, C.; DEMAIN, C.; JOURNÉE, M. Estimating daily sunshine duration over Belgium by combination of station and satellite data. Remote Sensing Letters, v. 4, n. 8, p. 735–744, 2013.

CEBALLOS, J. C; BOTTINO, M. J.; DE SOUZA, J. M.: A simplified physical model for assessing solar radiation over Brazil using GOES 8 visible imagery, J. Geophys. Res.- Atmos., 109, https://doi.org/10.1029/2003JD003531, 2004.

CEBALLOS, J. C.; RODRIGUES, M. L. Estimativa de insolação mediante satélite geoestacionário: resultados preliminares. In: Proceedings of 15th Congresso Brasileiro de Meteorologia. INPE, 2008.

COSTA, S. M; NEGRI, R. G.; FERREIRA, N. J.; SCHMIT, T. J.; ARAI, N., FLAUBER, W., CEBALLOS, J.; VILA, D.; RODRIGUES, J; MACHADO, L. A.; PEREIRA, S.; BOTTINO, M. J.; SISMANOGLU, R. A.; Langden, P. A successful practical experience with dedicated geostationary operational environmental satellites goes-10 and-12 supporting Brazil. Bulletin of the American Meteorological Society, v. 99, n. 1, p. 33–47, 2018.

FUNARI, F. L.; TARIFA, J. R. Insolação, radiação solar global e radiação líquida no Brasil. Revista do Instituto Geológico, v. 38, n. 2, p. 49–83, 2017.

GAVA, M. L. L. M. Estimation of Sunshine Duration over Brazil based on geostationary satellite data: CPTEC/INPE model validation and improvements. 2021. 98 p. IBI: <8JMKD3MGP3W34R/44SAA3P>. (sid.inpe.br/mtc-m21c/2021/06.14.17.32-TDI). Dissertação (Mestrado em Meteorologia) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2021. Disponível em: http://urlib.net/ibi/8JMKD3MGP3W34R/44SAA3P

GAVA, M.L.L.M.; COSTA, S.M.S.; PORFÍRIO, A.C. Daily satellite-based sunshine duration estimates over Brazil: validation and intercomparison. *Atmospheric Measurement Techniques*, *16*(21), pp.5429-5441, 2023.

GOOD, E. et al. Estimating daily sunshine duration over the UK from geostationary satellite data. Weather, v. 65, n. 12, p. 324–328, 2010.

HOLANDA, R.M.; MEDEIROS, R.M; LORENA, E.M.G.; KOZMHINSKY, M.; SILVA, V.P.; MORAES, A.S. Flutuação da insolação e nebulosidade no município de Caruaru – PE, Brasil. Anais III Workshop Internacional sobre água no Semiriádo Brasileiro, Campina Grande-PB, v.1, p. 1-5, 2017, ISSN 2319-0248.

HUANG, Y. L.; XIU, S. Y.; ZHONG, S. Q.; ZHENG, L.; SUN, H. Division of banana for climatic suitability based on a decision tree. Journal of Tropical Meteorology, v. 28, p. 140–144, 2012.

KANDIRMAZ, H. A model for the estimation of the daily global sunshine duration from meteorological geostationary satellite data. International Journal of Remote Sensing, v. 27, n. 22, p. 5061–5071, 2006.

KANDIRMAZ, H. M.; KABA, K. Estimation of daily sunshine duration from terra and aqua modis data. Advances in Meteorology, 2014.

KELLER, A.; FREDERIKSEN, P.; HäNDEL, M. N.; JACOBSEN, R.; MCGRATH, J. J.; COHEN, A. S.; HEITMANN, B. L. Environmental and individual predictors of 25-hydroxyvitamin d concentrations in Denmark measured from neonatal dried blood spots: the d-tect study. British Journal of Nutrition, v. 121, n. 5, p. 567–575, 2019.

LUBIN D.; WEBER, P. G.: The use of cloud reflectance functions with satellite data for surface radiation budget estimation, J. Appl. Meteorol., 34, 1333–1347, https://doi.org/10.1175/1520-0450(1995)034<1333:TUOCRF>2.0.CO;2, 1995.

MCGRATH, J.; SELTEN, J.-P.; CHANT, D. Long-term trends in sunshine duration and its association with schizophrenia birth rates and age at first registration—data from Australia and the Netherlands. Schizophrenia research, v. 54, n. 3, p. 199–212, 2002.

NASTOS, P. T.; MATZARAKIS, A. Weather impacts on respiratory infections in Athens, Greece. International Journal of Biometeorology, v. 50, n. 6, p. 358–369, 2006.

PALHARINI, R. S. A.; VILA D. A. Climatological behavior of precipitating clouds in the northeast region of Brazil. Advances in Meteorology, v. 2017, 2017.

PORFÍRIO, A.; CEBALLOS, J.: A method for estimating direct normal irradiation from GOES geostationary satellite imagery: validation and application over Northeast Brazil, Sol. Energy, 155, 178–190, https://doi.org/10.1016/j.solener.2017.05.096, 2017.

RAICHIJK, C. Observed trends in sunshine duration over South America. International Journal of Climatology, v. 32, n. 5, p. 669-680, 2012.

RAO, P. S.; SARASWATHYAMMA, C. K.; SETHURAJ, M. R. Studies on the relationship between yield and meteorological parameters of para rubber tree (hevea brasiliensis). Agricultural and Forest Meteorology, v. 90, n. 3, p. 235–245, 1998.

SHAMIM, M. A.; REMESAN, R.; HAN, D.-w.; EJAZ, N.; ELAHI, A. An improved technique for global daily sunshine duration estimation using satellite imagery. Journal of Zhejiang University Science A, v. 13, n. 9, p. 717–722, 2012.

SHAO, J. Calculation of sunshine duration and saving of land use in urban building design. Energy and Buildings, v. 15, n. 3-4, p. 407–415, 1990.

WANG, H.; LIU, D.; LIN, H.; MONTENEGRO, A.; ZHU, X. NDVI and vegetation phenology dynamics under the influence of sunshine duration on the tibetan plateau. International Journal of Climatology, v. 35, n. 5, p. 687–698, 2015.

WARNANT, P.; FRANÇOIS, L.; STRIVAY, D.; GÉRARD, J.-C. CAB: a global model of terrestrial biological productivity. Global Biogeochemical Cycles, v. 8, n. 3, p. 255–270, 1994.

WU, B.; LIU, S.; ZHU, W.; YU, M.; YAN, N.; XING, Q. A method to estimate sunshine duration using cloud classification data from a geostationary meteorological satellite (FY-2D) over the Heihe River Basin. Sensors, v. 16, n. 11, p. 1859, 2016.

XUE, L.; WANG, C.-c.; WANG, C.-l.; SHEN, S.-h. Agricultural climatic regionalization for Longyan cultivation in Guangdong province. Journal of Tropical Meteorology, v. 27, p. 403–409, 2011.

ZHU, W.; WU, B.; YAN, N.; MA, Z.; WANG, L.; LIU, W.; XING, Q.; XU, J. Estimating sunshine duration using hourly total cloud amount data from a geostationary meteorological satellite. Atmosphere, v. 11, n. 1, p. 26, 2020.

ANEXO I - Tutorial – Como abrir e visualizar os dados de SDU disponibilizados pela DISSM/INPE com Python

Os dados de insolação obtidos a partir dos dados do GOES 13 (09/2013-12/2017) são distribuídos em formato binário e compactados, podendo ser acessados através do ftp: http://ftp.cptec.inpe.br/goes/goes13/insolacao/insolacao/int_diaria_hsol/

Após fazer download do arquivo desejado, é necessário descompactá-lo. Para isso, vá ao diretório em que o arquivo se encontra e utilize o comando:

gzip -d S11239625_\$ano\$mes\$dia0001.bin.gz

Em seguida é apresentado o script que permite fazer a leitura do dado biário e visualizá-lo. As seguintes bibliotecas são necessárias:

- Numpy
- Pathlib
- Matplotlib
- Cartopy

import numpy as np
from pathlib import Path
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib import colors
from matplotlib import cm
import cartopy.crs as ccrs
#definir ano, mês e para visualização
ano = 2015
mes = 1

```
dia = 9
```

#Atenção para modificar o caminho abaixo para apontar para o diretório em que se encontram os dados.

dataPath = Path('/content/drive/MyDrive/insolacao-sample/')

```
# Cria uma lista com o caminho dos arquivos que correspondem a busca
listFiles = list(dataPath.glob('S11239625_' + str(ano) + str(mes).zfill(2)+
str(dia).zfill(2)+'0001.bin'))
print(listFiles)
```

#Abre os arquivos em formato binário data = np.fromfile(listFiles[0], np.int16) #Rearranja os dados no formato de uma matrix de 1800x1800 (compatível com a grade gerada anteriormente) data = data.reshape(1800, 1800) #Os dados estão salvos em um formato inteiro, então temos que dividir por 10 para encontrar os valores decimais data = np.array(data, float)/10. #valores -9.9 representam dados inválidos, portanto devem ser mascarados data[data==-9.9] = np.nan

#Define a função para plotar a imagem def DataPlot(data, output): print('Gerando figura para o dia: '+str(dia).zfill(2)+'/'+ str(mes).zfill(2)+'/'+ str(ano)+'.')

#Cria a figura e define o tamanho
fig = plt.figure(figsize = (12, 10),
frameon = True,
dpi = 100)
#define a projeção da figura
ax = fig.subplots(subplot_kw = {'projection': ccrs.PlateCarree()})

#Parâmetros para gerar a grade do dado #--Parte da função desenvolvida na DISSM por Márcio Britto:--# BeginLatReg = -50. EndLatReg = 22. BeginLonReg = -100. EndLonReg = -28. degree = 0.04 Y = np.arange(EndLatReg-degree, BeginLatReg-degree, -(degree)) X = np.arange(BeginLonReg, endLonReg, degree) lonReg, latReg = np.meshgrid(X,Y) #------#

ax.set_extent([beginLonReg, endLonReg, beginLatReg, endLatReg], crs = ccrs.PlateCarree())

ax.coastlines() ax.gridlines(draw_labels=True)

cmap = cm.jet bounds = [0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15] norm = colors.BoundaryNorm(bounds, cmap.N, extend = 'both')

```
ax.contourf(lonReg, latReg, data, levels = bounds,
transform=ccrs.PlateCarree(),
norm=norm,
cmap = cmap)
```

fig.colorbar(cm.ScalarMappable(norm=norm, cmap=cmap), ax=ax, ticks = [0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15],

spacing = 'proportional').set_label('\$Insolação (hora)\$')

fig.savefig(output) plt.close(fig) print('Image done!') return None

Roda a função definida anteriormente para gerar e salvar a figura para o dia definido. DataPlot(data, 'Insolacao_dia_'+ str(ano) + str(mes).zfill(2)+ str(dia).zfill(2)+'.png') Resultado:

