

KALIBRASI DAN VALIDASI DATA CUACA NASA POWER MENGGUNAKAN DATA PENGAMATAN STASIUN METEOROLOGI PERTANIAN KHUSUS (SMPK) DAN *AUTOMATIC WEATHER STATION* (AWS) DI KEBUN MARIHAT DAN ADOLINA

Iput Pradiko*, Sapriadi Rasyid¹, Nuzul Hijri Darlan, Dicky Arbianto, dan Sujadi

Abstrak - Ketersediaan data cuaca dan iklim yang kontinu dan akurat merupakan prasyarat penting dalam pengelolaan perkebunan kelapa sawit berbasis presisi. Namun demikian, seringkali data iklim tidak tersedia akibat keterbatasan cakupan maupun gangguan operasional pada alat pengukur di lapangan. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi data iklim berbasis satelit NASA POWER melalui proses kalibrasi dan validasi terhadap pengukuran lapangan dengan *Automatic Weather Station* (AWS) di Kebun Benih Adolina dan Stasiun Meteorologi Pertanian Khusus (SMPK) Marihat. Variabel atau unsur iklim yang dianalisis meliputi suhu udara maksimum, minimum, dan rata-rata, kelembapan udara relatif, radiasi matahari, serta curah hujan. Hasil analisis menunjukkan adanya bias pada data NASA POWER, dengan kecenderungan *underestimate* pada suhu maksimum dan curah hujan, serta *overestimate* pada suhu minimum, kelembapan udara relatif, dan radiasi matahari. Kalibrasi menggunakan regresi linier sederhana menghasilkan korelasi rendah hingga sedang pada parameter suhu dan kelembapan, namun dengan nilai *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE) yang masih berada dalam kisaran yang dapat diterima untuk wilayah tropis, yaitu $<3,80^{\circ}\text{C}$ dan $<6,10\%$. Estimasi data radiasi matahari menunjukkan performa terbaik dengan korelasi tinggi dan nilai kesalahan relatif kecil yaitu $<3,00 \text{ MJ/m}^2/\text{hari}$. Sementara itu, curah hujan memperlihatkan hubungan linier yang lemah akibat sifatnya yang diskret dan sporadis, namun penerapan Metode *Local Intensity* (LOCI) terbukti efektif dalam menurunkan nilai RMSE menjadi $<16,00 \text{ mm/hari}$ hujan. Secara keseluruhan, kombinasi regresi linier untuk variabel iklim kontinu dan koreksi bias statistik berbasis LOCI untuk curah hujan dinilai layak digunakan untuk estimasi data cuaca dan iklim guna kepentingan-kepentingan aplikatif.

Kata kunci: data satelit, iklim, kelapa sawit, NASA POWER

PENDAHULUAN

Tanaman kelapa sawit, sebagaimana tanaman budidaya lainnya, sangat bergantung pada kondisi cuaca dan iklim untuk dapat tumbuh serta berproduksi secara optimal. Oleh karena itu, pengamatan data iklim yang lengkap dan kontinu menjadi kebutuhan penting dalam menunjang kegiatan operasional kebun. Pada umumnya, data

cuaca dan iklim diperoleh melalui pengukuran langsung dengan instrumen meteorologi maupun klimatologi.

Pengukuran cuaca dan iklim di perkebunan kelapa sawit umumnya dilakukan dengan beberapa alat pengamatan yang dipasang di Stasiun Pertanian Meteorologi Khusus (SMPK) (Pradiko, et al., 2015a). Namun demikian, salah satu alat yang saat ini mulai banyak digunakan di perkebunan kelapa sawit adalah *Automatic Weather Station* (AWS) yang dapat merekam dan mengirim data dengan mudah (Pradiko et al., 2015a). AWS merupakan stasiun cuaca otomatis yang didesain untuk mengukur dan mencatat parameter-parameter meteorologi berupa suhu, kelembapan udara, tekanan udara, arah dan

Penulis yang tidak disertai dengan catatan kaki instansi adalah peneliti pada Pusat Penelitian Kelapa Sawit

Rokhana Faizah (✉)
Pusat Penelitian Kelapa Sawit
Jl. Brigjen Katamso No. 51 Medan 20158, Indonesia

Email: iputpradiko@gmail.com

¹Universitas Hasanuddin, Jl. Perintis Kemerdekaan 7, KM 10, Makassar, 90245



kecepatan angin, radiasi matahari serta mengukur curah hujan secara *realtime*. Data hasil pengamatan direkam dalam *data logger* dan dapat diakses dengan mudah melalui sistem *data collect* yang terhubung dengan komputer (Herdianzenda et al., 2021; Kuhapong & Tina, 2019).

Meskipun demikian, ketersediaan AWS masih terbatas. Walaupun harganya relatif lebih terjangkau dibandingkan stasiun klimatologi konvensional, bagi petani kelapa sawit kecil investasi ini tetap tidak mudah dijangkau. Akibatnya, cakupan pengamatan iklim menjadi terbatas hanya pada lokasi tertentu. Sebagai solusi, diperlukan sumber data alternatif yang terjangkau dan memiliki cakupan luas. Salah satu sumber data yang potensial adalah data satelit NASA POWER (<https://power.larc.nasa.gov/>).

Namun demikian, perlu dipahami bahwa data satelit menggambarkan kondisi atmosfer secara luas, sedangkan AWS merekam kondisi di permukaan kebun. Perbedaan skala ini menyebabkan data satelit perlu dikalibrasi dengan data lapangan agar lebih representatif dan akurat (Pratiwi et al., 2017). Salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah analisis regresi, dengan data NASA POWER sebagai variabel prediktor (*independent variable*) dan data AWS sebagai variabel respon (*dependent variable*). Analisis regresi memungkinkan terbentuknya model estimasi yang dapat menjelaskan hubungan keduanya. Metode yang paling sederhana dan banyak digunakan adalah regresi linier (Puteri et al., 2020; Schneider et al., 2010).

Sejumlah penelitian sebelumnya telah menunjukkan hasil yang menjanjikan. Kalibrasi curah hujan antara NASA POWER dan data *in situ* di Pulau Bali menghasilkan koefisien korelasi tinggi ($r = 0,72 - 0,94$) (Dharmayasa et al., 2022). Penelitian lain di Sumbawa Barat juga melaporkan bahwa suhu udara, curah hujan, dan kecepatan angin dari NASA POWER memiliki korelasi yang kuat dengan data observasi lapangan (Darman et al., 2024). Penelitian yang dilakukan di Lampung menunjukkan bahwa data NASA POWER perlu dikalibrasi untuk mengurangi bias (Aprilia et al., 2025).

Berdasarkan pemaparan tersebut di atas serta mempertimbangkan masih kurangnya kalibrasi dan validasi data NASA POWER khususnya untuk sentra perkebunan kelapa sawit, penelitian ini dilakukan untuk mengkalibrasi dan memvalidasi data NASA POWER dengan AWS. Tidak hanya AWS, data NASA POWER tersebut juga dikalibrasi dan divalidasi dengan data pengamatan manual dari SMPK / Stasiun Meteorologi Pertanian Khusus. Tujuan penelitian ini adalah menghasilkan model yang dapat memprediksi data cuaca *in situ* dengan menggunakan data satelit NASA POWER. Diharapkan penelitian ini dapat membantu meningkatkan ketersediaan data cuaca dan iklim khususnya pada sentra-sentra perkebunan kelapa sawit Indonesia. Selain itu, penelitian ini diharapkan dapat menjadi acuan dalam menyediakan sumber data sekunder yang akurat pada saat terjadi kehilangan data akibat tidak berfungsinya AWS dan data hasil pengamatan dari SMPK. Khusus untuk perbandingan data NASA POWER dan AWS, hasil kajian ini diharapkan juga dapat digunakan sebagai dasar dalam pembangunan menu untuk pengisian data hilang di dalam dashboard NUSAKLIM, sistem pengamatan iklim berbasis *Internet of Things* yang dikembangkan tim penulis dari Pusat Penelitian Kelapa Sawit / PPKS, akibat kendala teknis maupun non-teknis.

BAHAN DAN METODE

Lokasi dan Waktu Penelitian

Penelitian dilakukan di Demonstrasi Plot (Demplot) KSO Kebun Benih Adolina, Serdang Bedagai dan Pusat Penelitian Kelapa Sawit (PPKS) Unit Marihat, Simalungun, Sumatera Utara, Indonesia (Gambar 1). Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data cuaca yang direkam oleh *Automatic Weather Station* (AWS) DAVIS Vantage Pro II Plus di Kebun Benih Adolina kurun waktu 2014-2020 (Gambar 2), data Stasiun Meteorologi Pertanian Khusus (SMPK) PPKS Unit Marihat (Gambar 2) kurun waktu 1989-2021, serta data yang disediakan oleh satelit NASA POWER di Kebun Benih Adolina selama kurun waktu 2014-2020 dan PPKS Unit Marihat kurun waktu 1989-2021.



Gambar 1. Letak lokasi kajian



Gambar 2. Stasiun Meteorologi Pertanian Khusus – kiri. Automatic Weather Station (AWS) – kanan.

Data dan Sumber Data

Data AWS diperoleh dari stasiun cuaca otomatis yang dipasang di Kebun Benih Adolina. Unsur iklim yang direkam meliputi suhu udara rata-rata, maksimum dan minimum ($^{\circ}\text{C}$), kelembapan relatif (%), curah hujan (mm), radiasi matahari ($\text{MJ}/\text{m}^2/\text{day}$), kecepatan angin (m/s) serta arah mata angin ($^{\circ}$). Pencatatan dilakukan secara *realtime* dengan interval 10 menit, kemudian data tersebut diolah menjadi bentuk data harian. Namun demikian, dalam kajian ini hanya dilakukan kalibrasi terhadap suhu udara rata-rata, maksimum dan minimum, kelembapan relatif, curah hujan, dan radiasi matahari.

Data SMPK diperoleh melalui pengukuran manual terhadap unsur-unsur iklim yang telah disebutkan sebelumnya (kecuali radiasi matahari). Pengamatan dilakukan mengikuti standar pengamatan meteorologi pertanian yang ditetapkan oleh *World Meteorological Organization (WMO)*, yang mencakup penggunaan instrumen terkalibrasi, prosedur observasi yang konsisten, serta prinsip representativitas lokasi (WMO, 2010; WMO, 2018). Suhu udara (rata-rata, maksimum, dan minimum) serta kelembapan relatif diukur secara periodik pada pagi, siang, dan sore hari (pukul 07.30, 13.30, dan 17.30 WIB), sesuai praktik observasi manual yang umum digunakan pada stasiun klimatologi (Hubbard & Hollinger, 2005). Curah hujan dicatat setiap

hari pada pukul 07.30 WIB menggunakan ombrometer manual, yang merepresentasikan akumulasi hujan harian (WMO, 2018). Kecepatan dan arah angin diukur menggunakan anemometer dan *wind vane* dengan interval pengamatan tiga kali sehari. Seluruh hasil pengamatan kemudian direkap menjadi data harian untuk keperluan analisis dan validasi dengan data satelit (Silvestri et al., 2022; Guo et al., 2019).

Sementara itu, data satelit diunduh melalui portal NASA *Prediction of Worldwide Energy Resources* (POWER) (<https://power.larc.nasa.gov/>). Data diperoleh dalam resolusi temporal harian dengan file berekstensi *.csv, kemudian disesuaikan dengan parameter yang sebanding dengan AWS dan SMPK (termasuk harus sebanding satuannya). Parameter yang digunakan meliputi T2M (*temperature at 2 m*), T2M_MAX (*temperature at 2 m maximum*), T2M_MIN (*temperature at 2 m minimum*), RH2M (*relative humidity at 2 m*), PRECTOTCORR (*corrected precipitation*), ALLSKY_SFC_SW_DWN (*all sky surface shortwave downward irradiance*).

Pengolahan Data

Tahap awal pengolahan data dilakukan melalui pra-pengolahan data, dimana data AWS dan data SMPK dibersihkan dari *outlier* dan *missing values* dengan menggunakan metode interpolasi linier. Data NASA POWER difilter berdasarkan koordinat lokasi penelitian agar sesuai dengan titik pengamatan AWS dan SMPK. Selanjutnya, dilakukan penyelarasan periode waktu sehingga kedua dataset memiliki rentang waktu yang sama dalam bentuk data harian.

Setelah itu, dilakukan analisis statistik deskriptif untuk menggambarkan karakteristik dasar dari masing-masing sumber data. Parameter yang dihitung meliputi nilai rata-rata, simpangan baku, nilai minimum, maksimum, serta distribusi data. Analisis deskriptif ini bertujuan untuk memberikan gambaran awal mengenai perbedaan dan kesesuaian antara data AWS, SMPK dan data NASA POWER.

Tahap berikutnya adalah kalibrasi data dengan menggunakan pendekatan analisis regresi. Regresi yang digunakan meliputi regresi linier sederhana dengan persamaan umum:

$$Y = \alpha + \beta X + \varepsilon \quad (1)$$

dimana Y merupakan data AWS atau SMPK sebagai variabel respon, X merupakan data NASA POWER sebagai variabel prediktor, α adalah konstanta, β adalah koefisien regresi, dan ε adalah galat.

Sementara itu, untuk kalibrasi data curah hujan dilakukan dengan Metode *Local Intensity* (LOCI). Kalibrasi curah hujan harian dilakukan dengan metode ini karena sifat hujan yang sporadis, berbeda dengan faktor cuaca / iklim lainnya. Metode LOCI menyesuaikan frekuensi kejadian hujan melalui penerapan ambang hujan tertentu (T_m), serta mengoreksi intensitas hujan dengan faktor skala lokal (S) yang dihitung berdasarkan rasio rata-rata curah hujan observasi dan data satelit pada hari hujan. Pendekatan ini memungkinkan perbaikan simultan terhadap bias frekuensi dan intensitas hujan harian. Metode LOCI yang digunakan dimodifikasi berdasarkan Andari et al. (2024). Metode ini terbukti sangat baik digunakan untuk kalibrasi data curah hujan (Bagiliko et al., 2025; Nurhamidah et al., 2025).

Untuk memastikan reliabilitas model, dilakukan evaluasi model dengan membagi dataset menjadi dua bagian, yaitu data latih / *training* dan data uji / *test*. Untuk kajian di KSO Kebun Benih Adolina periode data latih adalah 2014-2018 dan data uji adalah data periode 2019-2020. Sementara itu, untuk kajian dengan SMPK Marihat, periode pelatihan adalah 1989-2003 dan pengujian pada periode 2004 – 2021. Kinerja model dievaluasi dengan beberapa indikator, yaitu koefisien korelasi (r), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE). Kombinasi uji tersebut memberikan gambaran menyeluruh mengenai akurasi model regresi berbasis data NASA POWER terhadap pengamatan lapangan melalui AWS dan SMPK.

MAE dan RMSE merupakan dua metode standar untuk evaluasi model. Keduanya juga umum digunakan untuk evaluasi model di bidang meteorologi, kualitas udara, dan bidang penelitian lainnya (Hodson, 2022). Semakin kecil nilai MAE maka akan semakin baik model yang dikembangkan. MAE juga merupakan metode yang lebih nyata dalam menggambarkan rata-rata kesalahan hasil model (Willmott & Matsuura, 2005). Sementara itu, nilai RMSE yang semakin mendekati 0 menandakan semakin baik model yang dikembangkan (Pradiko et al., 2015b). Kriteria kekuatan korelasi memodifikasi penelitian yang dilakukan (Selvanathan et al., 2020).

Korelasi kuat adalah korelasi yang nilai koefisiennya > 0,60. Korelasi lemah yaitu korelasi dengan koefisien < 0,40. Persamaan MAE dan RMSE disajikan pada Persamaan 2 dan 3.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (2)$$

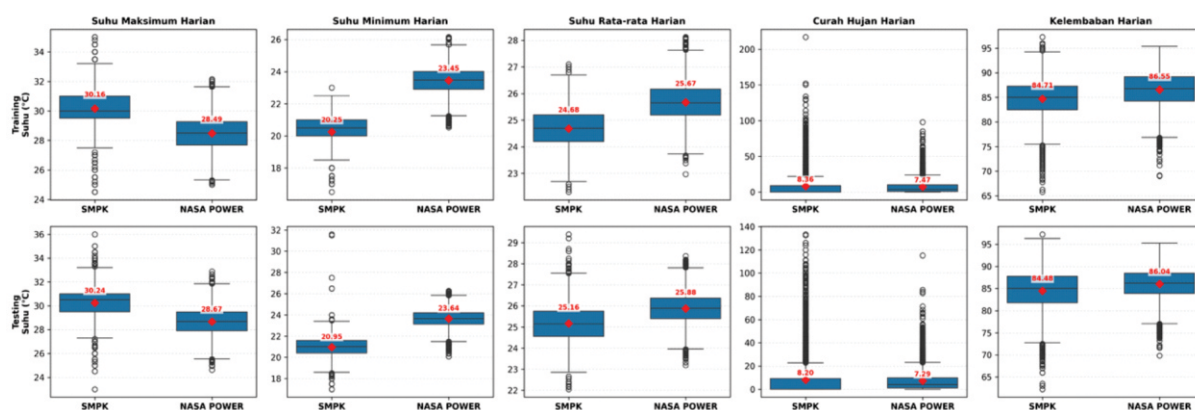
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3)$$

dimana n adalah jumlah data, y_i adalah nilai observasi dari data AWS ataupun SMPK ke- i , $\hat{y}_i$ adalah nilai prediksi ke- i berdasarkan model dengan inputan data dari NASA POWER.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif terhadap data SMPK dan NASA POWER di PPKS Unit Marihat (Gambar 3, Lampiran 1) memperlihatkan variasi antar-parameter iklim. Rata-rata suhu maksimum harian hasil pengamatan SMPK PPKS Unit Marihat adalah 30,16 - 30,24°C, sedangkan data NASA POWER sedikit lebih rendah, dengan selisih sekitar 1,62°C. Hal ini menunjukkan bahwa data satelit cenderung *underestimate* pada pengukuran suhu maksimum harian. Rentang dan variasi ($var = 1,40 - 1,42$) yang lebih kecil pada NASA POWER dibandingkan SMPK ($var = 2,16 - 1,84$) menandakan adanya proses *smoothing* akibat proses agregasi spasial / rerata *grid* (sesuai resolusi satelit NASA POWER yaitu $0,5^\circ \times 0,5^\circ$).



Gambar 3. Perbandingan data SMPK PPKS Unit Marihat dan NASA POWER yang digunakan untuk data latih / *training* dan data uji / *testing*.

NASA POWER juga menghasilkan nilai yang cenderung *underestimate* pada pengukuran curah hujan. Nilai rata-rata curah hujan yang diperoleh dari AWS pada periode data latih (*training*) adalah 8,36 mm/hari, sedangkan pada periode data uji (*testing*) sebesar 8,20 mm/hari. Sementara itu, data curah hujan dari NASA POWER menunjukkan nilai yang sedikit lebih rendah, yakni berkisar antara 7,47 hingga 7,29 mm/hari. Perbedaan lebih terlihat pada variasi data, dimana data hasil pengukuran dengan SMPK memiliki varian yang jauh lebih tinggi (250,74 – 274,56 mm) dibandingkan dengan NASA POWER (84,66 – 97,99 mm). Banyaknya pencilan pada data SMPK menunjukkan karakter hujan tropis yang sporadis,

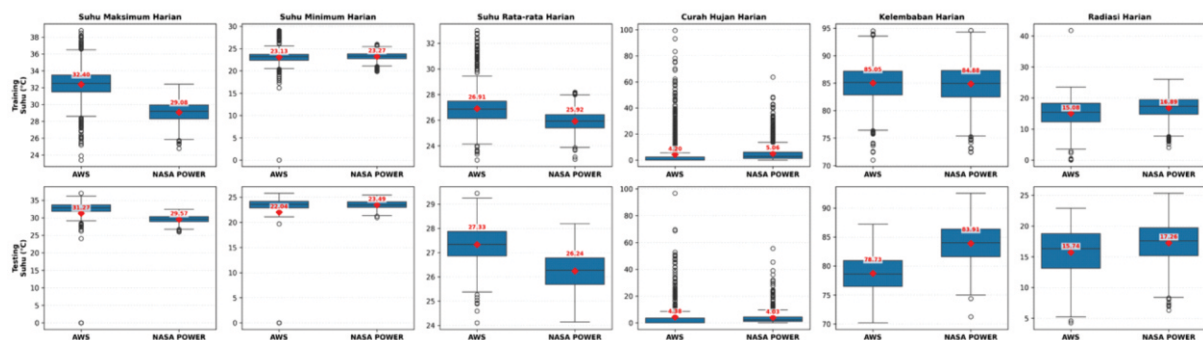
sedangkan data satelit menghasilkan data yang lebih merata karena bersifat rerata *grid* / *grid-average*. Oleh karena itu, NASA POWER kurang mampu merepresentasikan kejadian hujan di Unit Marihat. Berbeda halnya dengan suhu maksimum harian, pengukuran suhu minimum harian pada NASA POWER cenderung *overestimate*, yaitu lebih tinggi sekitar 2,95°C. Variabilitas data juga lebih kecil pada NASA POWER dibandingkan pengukuran dengan SMPK. Hal yang sama terjadi juga pada suhu rerata harian dan kelembapan relatif.

Perbandingan deskriptif antara data AWS dan NASA POWER di Adolina disajikan pada Gambar 4

dan Lampiran 2. Rata-rata suhu maksimum AWS berkisar antara 32,40 - 32,76°C, sedangkan NASA POWER mencatat nilai lebih rendah yaitu 29,08 - 29,60°C. Hal ini kemungkinan disebabkan juga oleh efek rerata spasial dalam satu grid. Variansi data suhu maksimum dari AWS (2,34 - 3,52°C) jauh lebih besar dibandingkan NASA POWER (1,21 - 1,54°C), menandakan bahwa variasi suhu maksimum di lapangan jauh lebih fluktuatif daripada yang tergambar pada data satelit. Selain suhu maksimum, suhu rerata harian juga menunjukkan pola yang sama dimana data NASA POWER lebih rendah dibandingkan data AWS. Suhu minimum harian menunjukkan hasil yang hampir identik.

Selisih yang tidak terlalu besar juga teramati pada data curah hujan. Nilai rata-rata curah hujan dari hasil pengukuran dengan AWS adalah 4,20 - 4,38 mm/hari,

sedangkan NASA POWER menunjukkan 4,03 - 5,06 mm/hari. Meskipun selisih rata-ratanya tidak besar, perbedaan nyata terlihat pada variasi dan sebaran data curah hujan antara hasil pengukuran AWS dan NASA POWER. Variansi pada data yang berasal dari pengukuran AWS jauh lebih tinggi (109,23 - 112,08 mm/hari) dibandingkan NASA POWER (34,60 - 42,79 mm/hari). Hal ini menunjukkan bahwa AWS mampu merekam peristiwa hujan ekstrem (hingga 99,55 mm/hari), sedangkan NASA POWER hanya menangkap intensitas hujan maksimum 55,59 - 63,71 mm/hari. Pola ini menegaskan bahwa data satelit kurang mampu merepresentasikan hujan konvektif yang sangat dominan di wilayah tropis, seperti di Kebun Benih Adolina. Hujan konvektif merupakan hujan yang terbentuk akibat awan Cumulus dan Cumulonimbus. Tipe hujan ini umumnya sangat deras tetapi waktunya singkat (As-Syakur, 2018).



Gambar 4. Perbandingan data AWS Kebun Benih Adolina dan NASA POWER yang digunakan sebagai data latih / *training* dan data uji / *testing*.

Rata-rata kelembapan udara harian hasil pengukuran AWS adalah sebesar 85,00% (*training*) dan 83,90% (*testing*), sedangkan NASA POWER masing-masing adalah 84,90% (*training*) dan 83,90% (*testing*). Nilai-nilai ini hampir identik, dengan perbedaan <0,50%. Standar deviasi maupun variansi data antara AWS dan NASA POWER juga tidak berbeda jauh. Pola perbandingan ini relatif sama dengan pola data di SMPK Marihat.

Selanjutnya, berdasarkan analisis statistika deskriptif terhadap data radiasi matahari, dapat dilihat bahwa rerata radiasi matahari dari AWS adalah sebesar 15,08 - 15,74 MJ/m²/hari. Adapun data radiasi matahari dari NASA POWER lebih tinggi, yaitu 16,89 - 17,33 MJ/m²/hari. Terdapat

rerata selisih 1,67 MJ/m²/hari yang mengindikasikan *overestimation* oleh data dari NASA POWER. Kondisi ini umum terjadi karena satelit menghitung radiasi berdasarkan model atmosfer yang tidak sepenuhnya memperhitungkan tutupan awan.

Berdasarkan perbandingan antara NASA POWER dengan SMPK Marihat serta NASA POWER dengan AWS Adolina di atas, dapat disusun matriks sintesis perbandingan pada Tabel 1. Secara keseluruhan, pola bias NASA POWER cukup konsisten untuk sebagian besar unsur cuaca / iklim. Namun demikian, kalibrasi dan validasi lebih lanjut diperlukan untuk mendapatkan data NASA POWER yang lebih representatif terhadap kondisi riil di lapangan.

Tabel 1. Arah dan intensitas bias data NASA POWER terhadap pengamatan unsur cuaca / iklim pada SMPK Marihat dan AWS Adolina

Unsur Cuaca / Iklim	Arah Bias NASA		Intensitas Bias		Konsistensi Pola Perbandingan
	POWER terhadap SMPK Marihat dan AWS Adolina	Intensitas Bias di Adolina	Intensitas Bias di Marihat		
Suhu udara maksimum	<i>Underestimate</i>	<i>Underestimate</i> (-2,51°C)	<i>Underestimate</i> (-1,62°C)		Konsisten
Suhu udara minimum	<i>Overestimate</i>	<i>Overestimate</i> (+0,79°C)	<i>Overestimate</i> (+2,95°C)		Konsisten
Suhu udara rata-rata	Bervariasi	<i>Underestimate</i> (-1,04°C)	<i>Overestimate</i> (+0,86°C)		Tidak konsisten
Curah hujan	<i>Underestimate</i>	<i>Underestimate</i> (-40 hingga -60 mm per kejadian)	<i>Underestimate</i> (-50 hingga -70 mm per kejadian)		Konsisten
Kelembapan udara relatif	<i>Overestimate</i>	<i>Overestimate</i> (+2,50%)	<i>Overestimate</i> (+1,70%)		Konsisten
Radiasi Matahari	<i>Overestimate</i>	<i>Overestimate</i> (+1,67 MJ/m ² /hari)	-		-

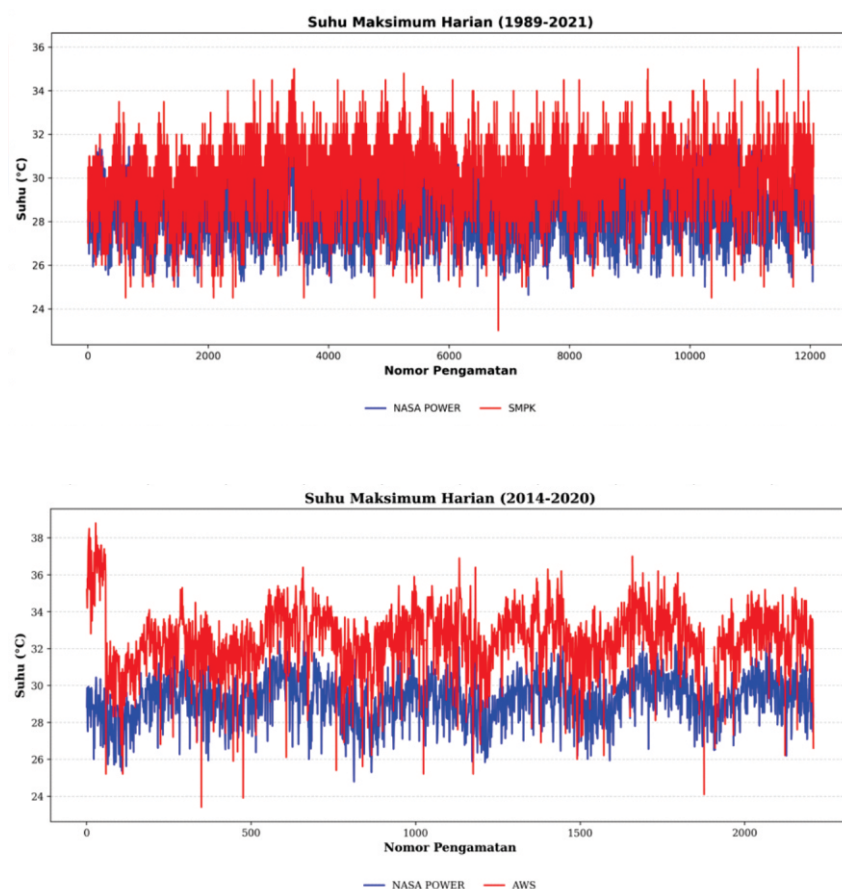
Hasil Kalibrasi dan Validasi Suhu Udara Maksimum

Gambar 5 menunjukkan bahwa meskipun nilai suhu udara maksimum dari NASA POWER lebih rendah dibandingkan hasil pengukuran langsung, pola fluktuasinya tetap relatif konsisten. Hasil kalibrasi dan validasi tercantum pada Tabel 2. Sementara itu, persamaan linier untuk mengestimasi suhu udara maksimum berbasis data NASA POWER disajikan pada Tabel 2. Tabel 2 juga menyajikan performa model melalui nilai r , RMSE, dan MAE.

Di SMPK Marihat, korelasi antara suhu maksimum NASA POWER dan pengamatan langsung tergolong sedang ($r = 0,52$ selama pelatihan data / *data training* dan $r = 0,42$ selama pengujian data / *data testing*). Nilai MAE sekitar 2,13°C dan RMSE sekitar 1,84°C menandakan bahwa estimasi suhu maksimum dari NASA POWER memiliki deviasi yang cukup kecil dibandingkan data observasi manual. Penurunan nilai r pada data

pengujian menunjukkan bahwa variabilitas tahun-tahun terakhir lebih sulit diprediksi oleh model berbasis data NASA POWER, tetapi stabilitas MAE dan RMSE mengonfirmasi bahwa NASA POWER cukup dapat diandalkan untuk mengestimasi suhu udara maksimum di SMPK Marihat khususnya setelah proses kalibrasi.

Untuk kasus di Adolina, nilai korelasi berada pada rentang 0,42 - 0,45, sedikit lebih rendah dibandingkan di Marihat. Nilai MAE mencapai 3,47 - 3,76°C, sedangkan RMSE berada pada 3,22 - 3,41°C, yang berarti deviasi jauh lebih besar dibandingkan Marihat. Jika dibandingkan dengan hasil penelitian terdahulu yang dilakukan di Amerika Serikat, nilai r dari penelitian ini jauh lebih rendah. Penelitian di Amerika Serikat menunjukkan nilai r yang lebih tinggi, yaitu 0,94. Namun demikian, nilai RMSE-nya tidak jauh berbeda yaitu 4,10°C (White et al., 2008).



Gambar 5. Perbandingan data suhu udara maksimum antara SMPK Marihat dengan NASA POWER (atas) serta AWS Kebun Benih Adolina dan NASA POWER (bawah).

Tabel 2. Nilai koefisien korelasi (r), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE) hasil estimasi nilai suhu udara maksimum berdasarkan NASA POWER dibandingkan pengukuran langsung

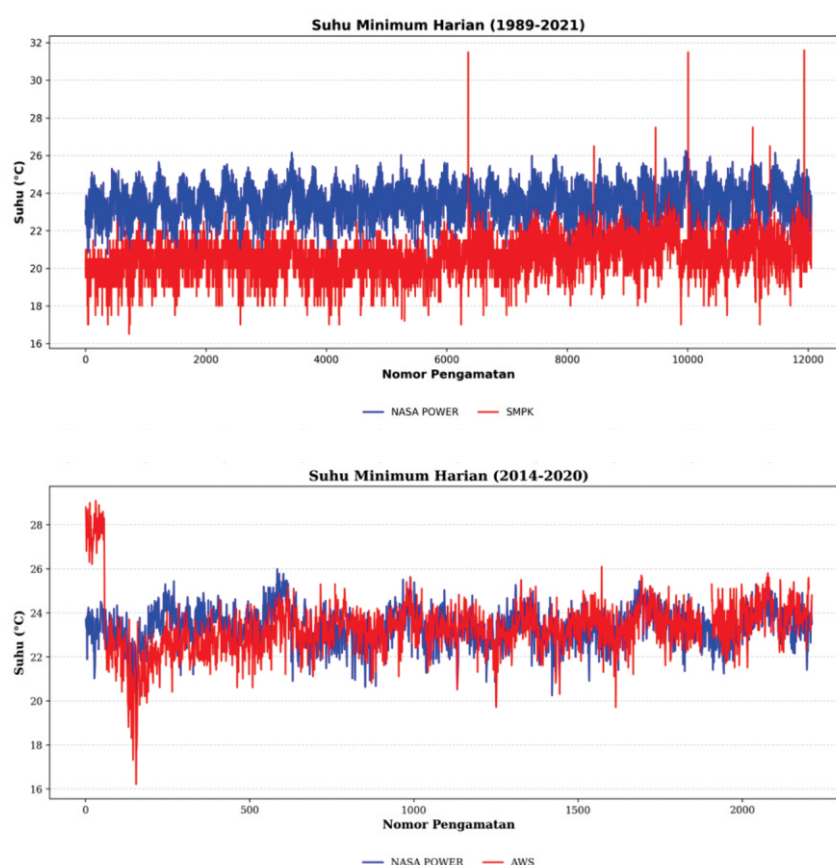
Kelompok Data	Model Linier	Jumlah Data (n)	r	MAE (°C)	RMSE (°C)
NASA POWER vs SMPK Marihat (data training)	$y = 0,65 \cdot x + 11,63$	5478	0,52	2,13	1,84
NASA POWER vs SMPK Marihat (data testing)		6575	0,42	2,09	1,78
NASA POWER vs AWS Adolina (data training)	$y = 0,63 \cdot x + 13,97$	1572	0,42	3,76	3,41
NASA POWER vs AWS Adolina (data testing)		608	0,45	3,47	3,23

Keterangan: x adalah data data suhu maksimum NASA POWER, y adalah hasil estimasi suhu maksimum

Hasil Kalibrasi dan Validasi Suhu Udara Minimum

Evaluasi terhadap data suhu minimum menunjukkan bahwa NASA POWER cenderung mengalami *overestimate* (Gambar 6), seperti yang dijelaskan sebelumnya pada sub-bab Analisis Deskriptif. Pada kasus di SMPK Marihat, nilai MAE dan RMSE yang kurang dari $3,50^{\circ}\text{C}$ tetapi memiliki korelasi

rendah ($r < 0,40$) setelah validasi yang menunjukkan bahwa NASA POWER kurang mampu merepresentasikan dinamika suhu minimum. Sebaliknya, di AWS Adolina, nilai MAE dan RMSE yang jauh lebih kecil ($< 1,50^{\circ}\text{C}$) serta korelasi yang lebih baik pada data *testing* ($r = 0,41$) menunjukkan bahwa NASA POWER cukup akurat dalam memprediksi suhu minimum.



Gambar 6. Perbandingan data suhu udara minimum antara SMPK Marihat dengan NASA POWER (atas) serta AWS Kebun Benih Adolina dan NASA POWER (bawah).

Persamaan model pendugaan suhu minimum berbasis data NASA POWER yang dihasilkan untuk SMPK Marihat dan AWS Adolina disajikan pada Tabel 3. Nilai r masih jauh di bawah penelitian serupa yang dilakukan di Amerika Serikat ($r = 0,96$). Adapun nilai RMSE pada

penelitian tersebut justru lebih tinggi dibandingkan penelitian ini, yaitu mencapai $3,70^{\circ}\text{C}$ (White et al., 2008). Penelitian lain yang dilakukan di wilayah Mediterania menunjukkan nilai r yang tinggi ($r = 0,95$), sedangkan nilai rerata RMSE adalah $2,01^{\circ}\text{C}$ (Rodrigues & Braga, 2021).

Tabel 3. Nilai koefisien korelasi (r), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE) hasil estimasi nilai suhu udara minimum berdasarkan NASA POWER dibandingkan pengukuran langsung

Kelompok Data	Model Linier	Jumlah Data (n)	r	MAE (°C)	RMSE (°C)
NASA POWER vs SMPK Marihat (data training)	$y = 0,44 \cdot x + 9,85$	5478	0,43	3,33	3,21
NASA POWER vs SMPK Marihat (data testing)		6575	0,22	2,92	2,71
NASA POWER vs AWS Adolina (data training)	$y = 0,44 \cdot x + 13,03$	1572	0,29	1,39	1,01
NASA POWER vs AWS Adolina (data testing)		608	0,41	0,92	0,73

Keterangan: x adalah data data suhu minimum NASA POWER, y adalah hasil estimasi suhu minimum

Hasil Kalibrasi dan Validasi Suhu Udara Rata-Rata

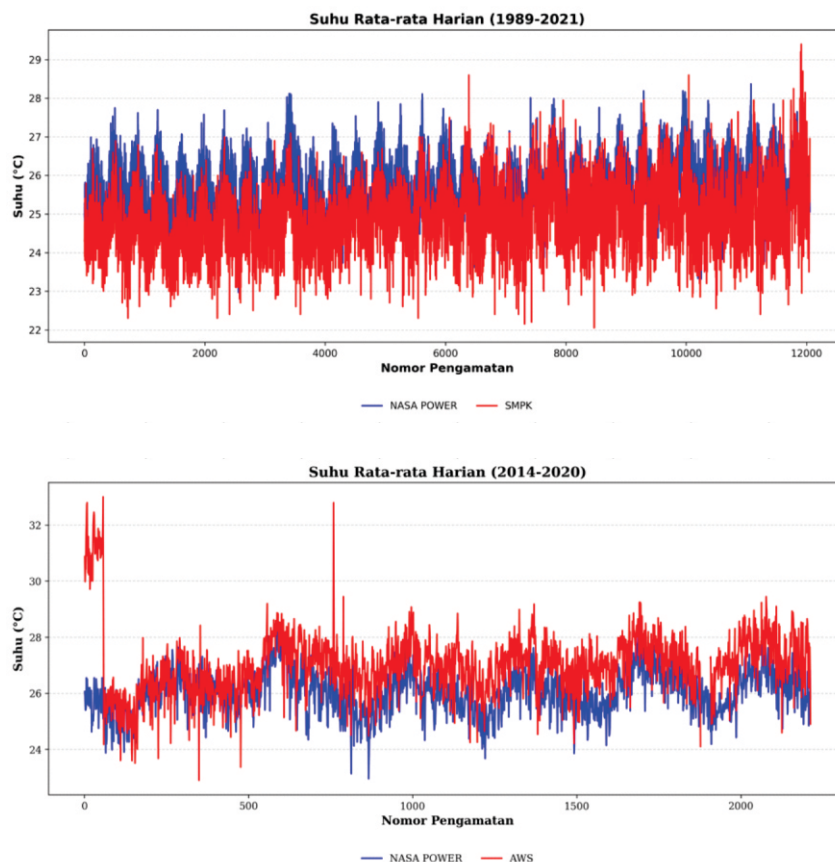
Hasil evaluasi data suhu udara rata-rata menunjukkan bahwa data dari NASA POWER cenderung lebih rendah dibandingkan data suhu udara rerata dari hasil pengamatan SMPK Marihat (Gambar 7). Hal yang berbeda justru teramati di AWS KSO Adolina. Di SMPK Marihat, nilai korelasi yang rendah setelah validasi ($r < 0,40$) dan MAE/RMSE sekitar $3,33^\circ\text{C}$ menggambarkan keterbatasan NASA POWER dalam merepresentasikan variabilitas suhu harian pada lingkungan yang lebih lembap. Sebaliknya, pada perbandingan dengan AWS Adolina, NASA POWER mampu mengikuti dinamika suhu rata-rata dengan lebih baik, tercermin dari MAE dan RMSE yang jauh lebih kecil ($< 1,50^\circ\text{C}$). Meskipun model regresi linier menunjukkan adanya bias struktural, performa *error* yang rendah pada Adolina menegaskan bahwa NASA POWER dapat digunakan secara operasional setelah dilakukan koreksi sederhana.

Persamaan untuk menduga suhu rerata di SMPK Marihat dan AWS Adolina disajikan pada Tabel 4. Sama halnya dengan penelitian yang dilakukan White et al. (2008), hasil kalibrasi dan validasi dalam kajian ini masih jauh lebih rendah. Hasil validasi dalam kajian ini cukup berasal oleh karena sebaran data suhu udara di lokasi kajian yang letaknya di daerah tropis tidak memiliki fluktuasi suhu yang ekstrim. Hal ini

menyebabkan data suhu udara cenderung kurang menyebar, sehingga hubungan linier antara data estimasi dan pengukuran lapangan menjadi kurang akurat secara statistik, meskipun nilai kesalahan / *error* relatif kecil.

Nilai MAE dan RMSE yang relatif kecil, khususnya pada AWS Adolina, mengindikasikan bahwa model kalibrasi mampu merepresentasikan suhu udara rata-rata dengan baik secara kuantitatif, meskipun hubungan linier yang dihasilkan tidak terlalu kuat. Sebaliknya, pada SMPK Marihat, nilai MAE dan RMSE yang lebih tinggi mencerminkan adanya pengaruh faktor lokal yang lebih besar. Dapat juga disebabkan periode pengukuran alat pada SMPK yang berbeda. Sebagai informasi, pengukuran data harian di SMPK biasanya didasarkan pada pengambilan data pada satu waktu di pagi, siang, dan sore.

Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa rendahnya nilai korelasi tidak selalu mencerminkan buruknya kinerja model, terutama untuk variabel suhu udara rata-rata di daerah tropis. Dalam konteks ini, indikator kesalahan absolut (MAE dan RMSE) menjadi parameter yang lebih representatif untuk menilai kinerja estimasi dibandingkan koefisien korelasi semata. Oleh karena itu, data NASA POWER yang telah dikalibrasi masih memiliki potensi untuk digunakan dalam kajian iklim dan analisis agroklimat di wilayah tropis.



Gambar 7. Perbandingan data suhu udara rata-rata antara SMPK Marihat dengan NASA POWER (atas) serta AWS Kebun Benih Adolina dan NASA POWER (bawah).

Tabel 4. Nilai koefisien korelasi (r), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE) hasil estimasi nilai suhu udara rata-rata berdasarkan NASA POWER dibandingkan pengukuran langsung.

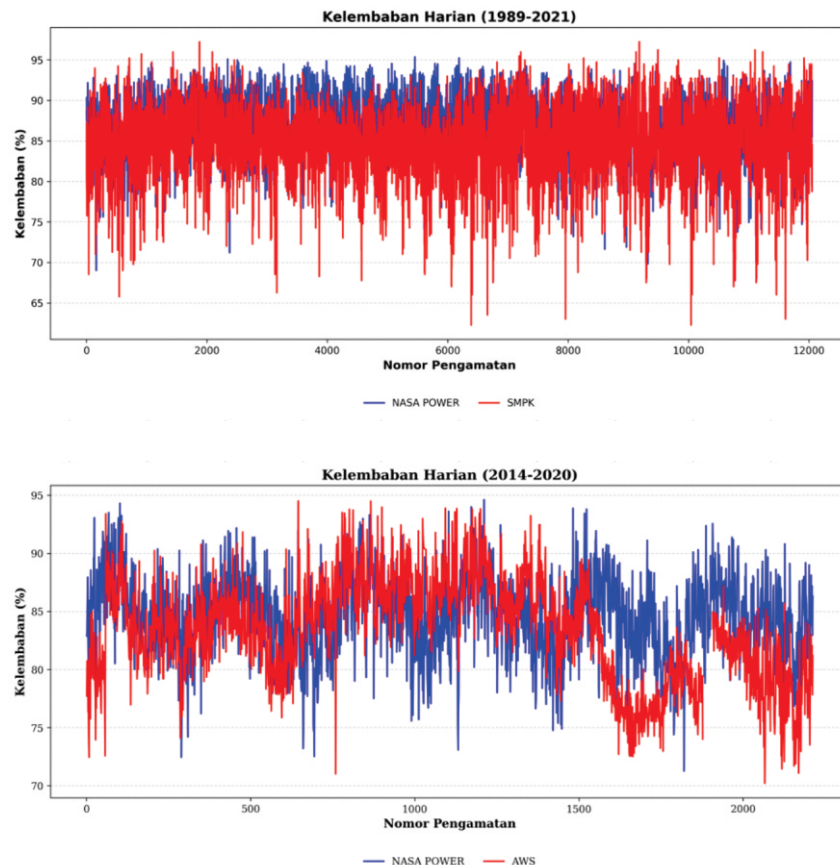
Kelompok Data	Model Linier	Jumlah Data (n)	r	MAE (°C)	RMSE (°C)
NASA POWER vs SMPK Marihat (data training)	$y = 0,56 \cdot x + 10,32$	5478	0,43	3,33	3,21
NASA POWER vs SMPK Marihat (data testing)		6575	0,22	2,92	2,71
NASA POWER vs AWS Adolina (data training)	$y = 0,58 \cdot x + 11,79$	1572	0,29	1,39	1,01
NASA POWER vs AWS Adolina (data testing)		608	0,41	0,92	0,73

Keterangan: x adalah data data suhu rata-rata NASA POWER, y adalah hasil estimasi suhu rata-rata

Hasil Kalibrasi dan Validasi Kelembapan Udara Relatif

Secara umum, data NASA POWER relatif mengikuti pola musiman hasil pengukuran di SMPK Marihat dan AWS Adolina (Gambar 8). Khusus jika

dibandingkan dengan SMPK Marihat, data NASA POWER cenderung sedikit lebih tinggi. Sementara itu, kondisi sebaliknya justru terjadi pada perbandingan AWS Adolina, khususnya di periode-periode pengukuran terbaru.



Gambar 8. Perbandingan data kelembapan udara antara SMPK Marihat dengan NASA POWER (atas) serta AWS Kebun Benih Adolina dan NASA POWER (bawah).

Pada AWS Kebun Benih Adolina, kesesuaian pola antara NASA POWER dan AWS secara visual masih terlihat, namun nilai kesalahan absolutnya lebih besar dibandingkan jika dibandingkan dengan hasil pengukuran lapangan di SMPK Marihat (Tabel 5). Model kalibrasi pada data pelatihan menghasilkan korelasi yang relatif rendah ($r = 0,35$), dengan MAE sebesar 3,19% dan

RMSE sebesar 4,04%. Pada data pengujian, meskipun nilai korelasi meningkat menjadi 0,48, kesalahan absolut justru meningkat cukup signifikan (MAE 5,39% dan RMSE 6,09%). Namun demikian, nilai RMSE dari kajian ini justru lebih rendah dibandingkan hasil kajian serupa yang dilakukan sebelumnya yang berkisar antara 10,17 – 20,07% (Marzouk, 2021).

Tabel 5. Nilai koefisien korelasi (r), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE) hasil estimasi nilai kelembapan udara berdasarkan NASA POWER dibandingkan pengukuran langsung.

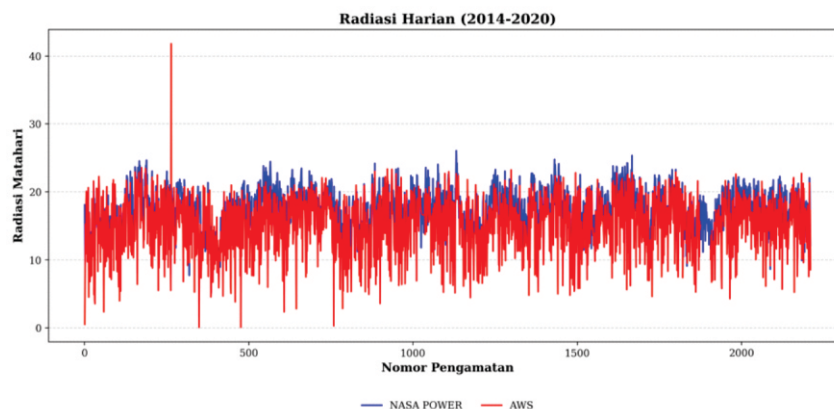
Kelompok Data	Model Linier	Jumlah Data (n)	r	MAE	RMSE
NASA POWER vs SMPK Marihat (data training)	$y = 0,53x + 38,46$	5478	0,53	3,19	3,98
NASA POWER vs SMPK Marihat (data testing)		6575	0,39	3,78	4,82
NASA POWER vs AWS Adolina (data training)	$y = 0,34x + 55,84$	1572	0,35	3,19	4,04
NASA POWER vs AWS Adolina (data testing)		608	0,48	5,39	6,09

Keterangan: x adalah data kelembapan udara NASA POWER, y adalah hasil estimasi kelembapan udara

Hasil Kalibrasi dan Validasi Radiasi Matahari

Kalibrasi dan validasi radiasi matahari hanya dilakukan pada AWS Adolina karena di SMPK Marihat tidak terdapat solarimeter dan hanya terdapat

Campbell Stokes yang gunanya untuk menghitung lama penyinaran. Sekilas dapat dilihat bahwa nilai radiasi matahari hasil perhitungan AWS Adolina lebih tinggi dibandingkan data NASA POWER (Gambar 9).



Gambar 9. Perbandingan data radiasi matahari antara AWS Kebun Benih Adolina dan NASA POWER.

Hasil kalibrasi dan validasi radiasi matahari antara NASA POWER dan AWS Kebun Benih Adolina menunjukkan tingkat kesesuaian yang tinggi (Tabel 6). Pada data pelatihan, hubungan linier antara kedua sumber data menghasilkan koefisien korelasi yang kuat ($r = 0,834$) dengan model regresi

$y = 0,97x - 1,31$. Nilai MAE dan RMSE masing-masing sebesar 2,27 dan 2,96 MJ/m²/hari menunjukkan bahwa deviasi estimasi radiasi matahari oleh NASA POWER relatif kecil dan masih berada dalam kisaran yang dapat diterima untuk kajian agroklimat.

Pada tahap validasi, performa model menunjukkan peningkatan, dengan nilai korelasi meningkat menjadi 0,88 disertai penurunan MAE dan RMSE masing-masing menjadi 1,95 dan 2,42 MJ/m²/hari. Peningkatan kinerja pada data pengujian ini mengindikasikan bahwa model kalibrasi memiliki kemampuan generalisasi yang baik dalam menduga radiasi matahari harian berdasarkan

data NASA POWER. Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian terdahulu yang menunjukkan bahwa nilai korelasi antara stasiun pengamatan dengan NASA POWER berkisar antara 0,85 – 0,96. Nilai RMSE dalam kajian tersebut kurang lebih 1,78 MJ/m²/hari, yang artinya tidak jauh berbeda dibandingkan kajian ini (Sayago et al., 2019)

Tabel 6. Nilai koefisien korelasi (r), Mean Absolute Error (MAE), dan Root Mean Square Error (RMSE) hasil estimasi nilai radiasi matahari berdasarkan NASA POWER dibandingkan pengukuran langsung.

Kelompok Data	Model Linier	Jumlah Data (n)	r	MAE	RMSE
NASA POWER vs AWS Adolina (data training)	$y = 0,97 \cdot x - 1,31$	1572	0,83	2,27	2,96
NASA POWER vs AWS Adolina (data testing)		608	0,88	1,95	2,42

Keterangan: x adalah data radiasi matahari NASA POWER, y adalah hasil estimasi radiasi matahari

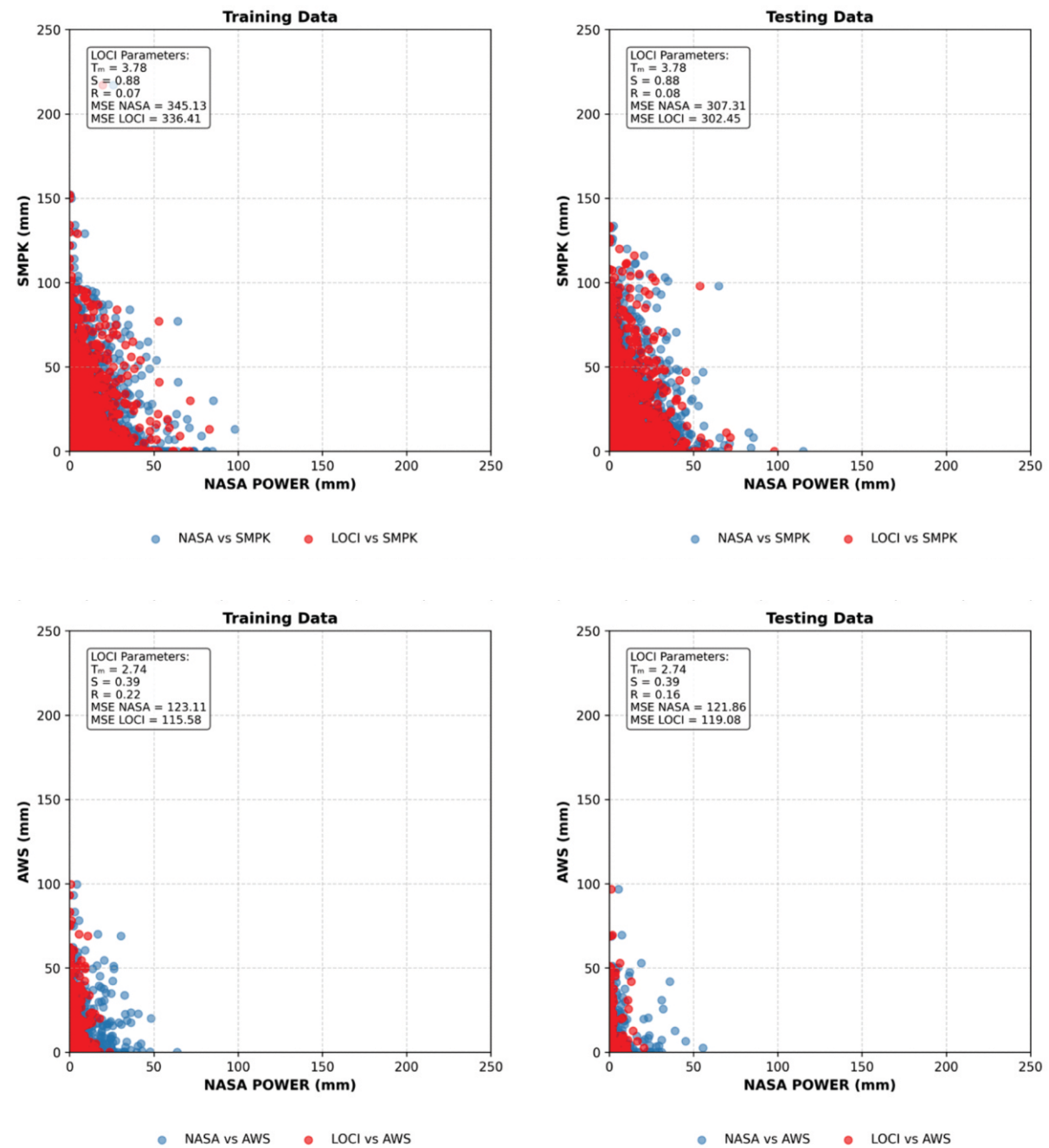
Hasil Kalibrasi dan Validasi Curah Hujan

Hasil analisis pada Gambar 10 menunjukkan bahwa data sangat menyebar dan tidak membentuk hubungan linier yang kuat. Kondisi memang mencerminkan kondisi ataupun karakteristik data curah hujan yang sporadis secara spasial dan temporal, didominasi oleh banyak kejadian hujan ringan hingga nol, serta diselingi oleh kejadian hujan dengan intensitas yang bervariasi. Pola tersebut terlihat jelas dari dominasi titik data pada kisaran curah hujan rendah atau curah hujan < 20 mm/hari (Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika, 2020).

Penerapan Metode LOCI meningkatkan kinerja model dibandingkan dengan data NASA POWER awal. Terbukti dari penurunan nilai *mean square error* / MSE baik di data pelatihan / *training* maupun pengujian / *testing*. Pada lokasi SMPK Marihat, MSE berkurang dari 345,13 menjadi 336,41 (RMSE = 18,57 menjadi 18,34 mm/hari) di data pelatihan, dan dari 307,31 menjadi 302,45 (RMSE = 17,53 menjadi 17,39 mm/hari) di data pengujian. Pada AWS Adolina, MSE juga menurun dari 123,11 menjadi 115,58 (RMSE = 11,09 menjadi 10,75 mm/hari) di data pelatihan, serta dari 121,86 menjadi 119,08 (RMSE = 11,04 menjadi 10,91 mm/hari) di data pengujian. Penurunan MSE ini menunjukkan bahwa metode LOCI efektif dalam mengurangi bias dalam intensitas hujan, khususnya pada kejadian hujan sangat lebat (>100 mm/hari).

Namun demikian, dapat dilihat juga bahwa nilai koefisien korelasi tetap rendah (<0,40) pada kedua lokasi, baik sebelum maupun sesudah koreksi LOCI. Hal ini mengindikasikan bahwa meskipun LOCI efektif dalam menurunkan MSE, metode ini tidak secara signifikan meningkatkan kekuatan hubungan linier antara data curah hujan dari NASA POWER dan data hasil observasi melalui AWS dan SMPK. Kondisi tersebut sejalan dengan tujuan utama LOCI, yang memang dirancang untuk memperbaiki distribusi frekuensi dan intensitas hujan, bukan untuk memaksimalkan korelasi linier harian.

Perbedaan performa LOCI antara SMPK Marihat dan AWS Adolina juga mencerminkan adanya pengaruh skala spasial dan karakter hujan. Nilai ambang hujan (T_m) dan faktor skala / *scaling factor* (S) yang berbeda menunjukkan bahwa sifat hujan di masing-masing lokasi bersifat spesifik dan dipengaruhi oleh kondisi iklim setempat. Oleh karena itu, efektivitas LOCI sangat bergantung pada karakteristik hujan lokal dan periode kalibrasi yang digunakan. Apalagi kedua lokasi letaknya di daerah tropis yang umumnya sering terjadi hujan konvektif, yaitu hujan yang terjadi pada areal spasial yang sempit (Ninggar et al., 2023). Untuk kasus kedua lokasi dan alat pengukuran, model estimasi curah hujan berdasarkan data NASA POWER disajikan pada Tabel 7.



Gambar 10. Hasil kalibrasi dan validasi data curah hujan antara data NASA POWER dengan curah hujan SMPK Marihat (atas) dan AWS Adolina (bawah).

Tabel 7. Model estimasi nilai curah hujan berdasarkan NASA POWER untuk Kebun Marihat dan Adolina

Lokasi	Model Estimasi Curah Hujan Berbasis Data NASA POWER
SMPK Marihat	$y = 0,88 * x$
AWS Adolina	$y = 0,39 * x$

Keterangan: x adalah data curah hujan NASA POWER, y adalah hasil estimasi curah hujan

Jika dibandingkan kajian yang dilakukan sebelumnya, nilai korelasi dari Metode LOCI pada kajian ini masih cukup rendah. Hal ini sesuai dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa tidak pada semua kondisi LOCI dapat berperforma baik (Jaiswal et al., 2022). Disisi lain, penelitian sebelumnya yang membandingkan data curah hujan dari satelit *Tropical Rainfall Measuring Mission* (TRMM) dengan pengamatan lapangan dapat menghasilkan nilai korelasi hingga 0,75 (Andari et al., 2024). Dalam konteks pengelolaan perkebunan kelapa sawit, estimasi curah hujan berbasis data NASA POWER dengan pendekatan Metode LOCI ini dinilai memadai untuk mendukung analisis neraca air, meskipun penggunaannya untuk analisis kejadian hujan ekstrem harian tetap perlu dilakukan kajian lebih lanjut.

Hasil kalibrasi dan validasi seluruh parameter iklim menunjukkan bahwa kinerja data NASA POWER bervariasi antar-variabel. Hal ini sejalan dengan karakter fisik masing-masing parameter. Suhu udara maksimum, minimum, dan rerata menunjukkan tingkat kesesuaian yang relatif baik, dengan korelasi rendah hingga sedang namun MAE yang masih berada dalam kisaran yang dapat diterima, khususnya di wilayah tropis dengan fluktuasi suhu harian yang sempit (Nooni et al., 2025).

Sekilas mengulas hasil analisis sebelumnya, hasil analisis terhadap data kelembapan udara relatif memperlihatkan deviasi yang lebih besar, namun nilai MAE dan RMSE masih berada di bawah 10%. Selain itu, diketahui juga bahwa radiasi matahari menjadi variabel dengan performa model terbaik, ditunjukkan dengan koefisien korelasi yang tinggi. Hal ini mencerminkan sifat radiasi matahari yang lebih homogen secara spasial dan lebih mudah

direpresentasikan oleh data satelit. Sebaliknya, curah hujan menunjukkan hubungan linier yang lemah akibat sifat sporadis, namun penerapan Metode *Local Intensity* (LOCI) terbukti efektif dalam menurunkan bias intensitas dan kesalahan kuadrat rata-rata, meskipun tidak secara signifikan meningkatkan korelasi harian.

Secara keseluruhan, hasil kajian ini menegaskan bahwa pendekatan kalibrasi berbasis regresi linier untuk variabel cuaca kontinu (suhu, kelembapan, dan radiasi matahari) serta koreksi bias statistik untuk data curah hujan yang bersifat diskontinu, merupakan kombinasi yang realistis secara ilmiah. Sekali lagi, model-model estimasi yang dihasilkan dari kajian ini tidak dimaksudkan untuk menggantikan pengamatan lapangan, melainkan sebagai solusi pendukung dalam kondisi keterbatasan data.

Sebagai informasi, tim penulis dari Pusat Penelitian Kelapa Sawit / PPKS juga sedang mengembangkan sistem monitoring iklim berbasis IoT / *Internet of Things* bernama NUSAKLIM. Saat ini, di dalam NUSAKLIM sedang dikembangkan menu untuk melengkapi *missing data* yang bisa muncul akibat kendala teknis maupun non-teknis. Dengan model yang telah dikembangkan dalam kajian ini, diharapkan data NUSAKLIM, khususnya di dua lokasi kajian, mampu lebih terjaga kontinuitas datanya.

KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa data cuaca yang disediakan satelit NASA POWER berpotensi untuk dijadikan sebagai sumber data alternatif guna mendukung ketersediaan data cuaca dan iklim di perkebunan kelapa sawit. Hasil analisis pada variabel suhu udara maksimum, minimum, dan rata-rata

menunjukkan adanya korelasi rendah hingga sedang antara data NASA POWER dan hasil perhitungan lapangan. Nilai MAE dan RMSE antara data satelit dengan perhitungan lapangan tersebut rendah dan masih dapat diterima. Analisis terhadap data kelembapan udara relatif juga memperlihatkan performa yang cukup stabil dengan nilai MAE dan RMSE <10%. Sementara itu, radiasi matahari menjadi parameter dengan performa terbaik yang ditunjukkan oleh korelasi tinggi ($r > 0,80$) dan nilai RMSE yang juga rendah. Untuk data curah hujan, korelasi linier antara data NASA POWER dan pengamatan lapangan relatif lemah sehingga model estimasi curah hujan dikembangkan dengan Metode LOCI.

Kombinasi regresi linier untuk variabel cuaca dengan sifat data kontinu (suhu, kelembapan, dan radiasi matahari) serta koreksi bias statistik berbasis LOCI untuk curah hujan yang bersifat data diskret merupakan pendekatan yang realistis dan aplikatif. Lebih khusus dalam pengembangan sistem NUSAKLIM, hasil kajian ini memberikan dasar ilmiah yang kuat untuk pembangunan menu pengisian data hilang, sehingga sistem monitoring iklim berbasis IoT dapat tetap menyediakan data yang kontinu. Penelitian lanjutan tentu perlu dilakukan secara multilokasi untuk meningkatkan presisi model estimasi variabel cuaca berbasis data NASA POWER ini.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih kami ucapkan kepada Manajemen Pusat Penelitian Kelapa Sawit (PPKS), PT Riset Perkebunan Nusantara (PT RPN), PT Perkebunan Nusantara IV (PTPN IV) yang telah mendukung dan mendanai penelitian ini. Penelitian ini termasuk dalam pos anggaran 24-PPKS-02-NUSAKLIM. Kami juga menyampaikan apresiasi kepada semua peneliti, staf penunjang, serta teknisi lapangan yang telah mendukung dalam pengumpulan dan pengolahan data.

DAFTAR PUSTAKA

Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D., & Smith, M. (1998). *Crop evapotranspiration: Guidelines for computing crop water requirements* (FAO Irrigation and Drainage Paper No. 56). FAO.

<https://www.fao.org/3/X0490E/x0490e00.htm>

Andari, R., Nurhamidah, N., Daoed, D., & Marzuki. (2024). Evaluation of bias correction methods for multi-satellite rainfall estimation products. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1317(1). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1317/1/012008>

Aprilia, A., Wahidin, A. B., Abdurrahman, A. F., Prihanto, S., & Al-Fath, Y. (2025). Comparative Validation of NASA POWER and ERA5 Satellite-Based Meteorological Data Using BMKG Observations in Bandar Lampung, Indonesia. *Jurnal Info Sains: Informatika Dan Sains*, 15(02), 2025. <https://doi.org/10.54209/infosains.v15i02>

As-Syakur, A. R. (2018). TRMM PR Observed Spatial Patterns of the Convective-Stratiform Rainfall over Indonesia and Their Response to ENSO. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 165(1). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/165/1/012009>

Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika. (2020). *Buletin Meteorologi*.

Bagiliko, J., Stern, D., Torgbor, F. F., Parsons, D., Ansah, S. O., & Ndanguza, D. (2025). *Bias correction of satellite and reanalysis products for daily rainfall occurrence and intensity*. <https://arxiv.org/abs/2510.27456>. <https://doi.org/https://doi.org/10.48550/arXiv.2510.27456>

Darman, L. P., Januhariadi, Yudha, M. P., & Aslan. (2024). Assessment of NASA POWER reanalysis products as data resources alternative for weather monitoring in West Sumbawa, Indonesia. *E3S Web of Conferences*, 485. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202448506006>

Dharmayasa, I., Simatupang, C. A., & Sinaga, D. M. (2022). NASA Power's: an alternative rainfall data resources for hydrology research and planning activities in Bali Island, Indonesia. *Journal of Infrastructure Planning and Engineering (JIPE)*, 1(1), 1–7. <https://doi.org/10.22225/jipe.1.1.2022.1-7>



- Guo, Y., Wu, W., & Bryant, C. (2019). Quantifying spatio-temporal patterns of rice yield gaps. *Sustainability*, 11(5), 1394. <https://doi.org/10.3390/su11051394>
- Herdianzenda, L., Siswanto, D., & Istiadi. (2021). Design Of Portable Automatic Weather Station Based On Raspberry Pi. *JOURNAL OF SCIENCE AND APPLIED ENGINEERING (JSAE)*, 4(1), 33–43.
- Hodson, T. O. (2022). Root Mean Square Error (RMSE) or Mean Absolute Error (MAE): when to use them or not. <https://doi.org/10.5194/gmd-2022-64>
- Hubbard, K. G., & Hollinger, S. E. (2005). Standard meteorological measurements. In J. L. Hatfield & J. M. Baker (Eds.), *Micrometeorology in Agricultural Systems* (Agronomy Monograph No. 47, pp. 1–30). <https://doi.org/10.2134/agronmonogr47.c1>
- Jaiswal, R., Mall, R. K., Singh, N., Lakshmi Kumar, T. V., & Niyogi, D. (2022). Evaluation of Bias Correction Methods for Regional Climate Models: Downscaled Rainfall Analysis Over Diverse Agroclimatic Zones of India. *Earth and Space Science*, 9. <https://doi.org/10.1029/2021EA001981>
- Kuhapong, U., & Tina, W. F. (2019). Real Time Monitoring System for Detecting Humidity in Palm Farms. *Special Issue of Rajabhat Chiang Mai Research Journal*, 164–170. <https://www.researchgate.net/publication/333448426>
- Marzouk, O. A. (2021). Assessment of global warming in Al Buraimi, sultanate of Oman based on statistical analysis of NASA POWER data over 39 years, and testing the reliability of NASA POWER against meteorological measurements. *Heliyon*, 7(3). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2021.e06625>
- Ninggar, R. D., Siregar, C. D., & Perdana, I. F. F. (2023). Analisis pola distribusi awan konvektif di wilayah Provinsi Banten berbasis radar cuaca. *Buletin Meteorologi, Klimatologi, Dan Geofisika*, 4(6), 35–43.
- Nooni, I. K., Ogou, F. K., Saidou Chaibou, A. A., Fianko, S. K., Atta-Darkwa, T., & Prempeh, N. A. (2025). Relative Humidity and Air Temperature Characteristics and Their Drivers in Africa Tropics. *Atmosphere*, 16(7). <https://doi.org/10.3390/atmos16070828>
- Nurhamidah, N., Muthmainnah, T. A., Aljauhari, A. M., Junaidi, A., Adnan, N. A., & Andari, R. (2025). Evaluation of Chirps Tropical Rainfall Estimates Using Automatic Weather Stations for Validation in West Sumatra, Indonesia. *Civil and Environmental Engineering*. <https://doi.org/10.2478/cee-2026-0011>
- Pradiko, I., Darlan, N. H., & Santoso, H. (2015a). Penentuan metode estimasi kebutuhan air pada tanaman kelapa sawit berdasarkan data iklim yang terbatas. *Warta PPKS*, 1(20), 11–18.
- Pradiko, I., Darlan, N. H., & Siregar, H. (2015b). Penggunaan Automatic Weather Station (AWS) untuk Informasi Lama Penyinaran (Sunshine Duration) di Perkebunan Kelapa Sawit. *Prosiding Pertemuan Teknis Kelapa Sawit*, 341–345.
- Pratiwi, D. W., Sujono, J., & Rahardjo, A. P. (2017). Evaluasi data hujan satelit untuk prediksi data hujan pengamatan menggunakan Cross Correlation. *Seminar Nasional Sains Dan Teknologi*.
- Puteri, W. N. A., Islamiyati, A., & Anisa, A. (2020). Penggunaan regresi kuantil multivariat pada perubahan trombosit pasien Demam Berdarah Dengue. *ESTIMASI: Journal of Statistics and Its Application*, 1(1), 1. <https://doi.org/10.20956/ejsa.v1i1.9224>
- Rodrigues, G. C., & Braga, R. P. (2021). Evaluation of NASA POWER reanalysis products to estimate daily weather variables in a hot summer Mediterranean climate. *Agronomy*, 11(6). <https://doi.org/10.3390/agronomy11061207>
- Sayago, S., Ovando, G., Almorox, J., & Bocco, M. (2019). Daily solar radiation from NASA-POWER product: assessing its accuracy considering atmospheric transparency. *International Journal of Remote Sensing*, 41. <https://doi.org/10.1080/01431161.2019.1650986>
- Schneider, A., Hommel, G., & Blettner, M. (2010). Linear regression analysis—part 14 of a series

- on evaluation of scientific publications. *Deutsches Arzteblatt*, 107(44), 776–782. <https://doi.org/10.3238/arztebl.2010.0776>
- Selvanathan, M., Jayabalan, N., Kaur Saini, G., Supramaniam, M., & Hussin, N. (2020). Employee Productivity in Malaysian Private Higher Educational Institutions. *Palarch's Journal of Archaelogy of Egypt/Egyptogy*, 17 (3)(3), 66–79.
- White, J. W., Hoogenboom, G., Stackhouse, P. W., & Hoell, J. M. (2008). Evaluation of NASA satellite- and assimilation model-derived long-term daily temperature data over the continental US. *Agricultural and Forest Meteorology*, 148(10), 1574–1584. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2008.05.01>
- Willmott, C. J., & Matsuura, K. (2005). Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Climate Research*, 30, 79–82. www.int-res.com
- World Meteorological Organization (WMO). (2010). *Guide to Agricultural Meteorological Practices* (WMO-No. 134). Geneva
- World Meteorological Organization (WMO). (2018). *Guide to Meteorological Instruments and Methods of Observation* (WMO-No. 8). Geneva.

