

ANALISIS HUBUNGAN NILAI SPAD DAN INDEKS VEGETASI BERBASIS CITRA *MULTISPECTRAL* UAV-VTOL PADA TANAMAN PEPAYA

Analysis of the Relationship between SPAD Values and Vegetation Indices Derived from UAV-VTOL Multispectral Imagery in Papaya Plants

Mutiara Alifia Ramadhanty¹, Ardan Wiratmoko^{2*}, Fahmi Arsyad³, Andri Prima Nugroho⁴, Lilik Sutiarto⁵, Takashi Okayasu⁶

¹ Smart Agriculture Research Center, Departemen Teknik Pertanian dan Biosistem, Fakultas Teknologi Pertanian, Universitas Gadjah Mada, Jln. Flora No. 1 Bulaksumur Yogyakarta 55281, Indonesia. mutiara.alifia1300@mail.ugm.ac.id

² Smart Agriculture Research Center, Departemen Teknik Pertanian dan Biosistem, Fakultas Teknologi Pertanian, Universitas Gadjah Mada, Jln. Flora No. 1 Bulaksumur Yogyakarta 55281, Indonesia. ardan.w@ugm.ac.id

³ Smart Agriculture Research Center, Departemen Teknik Pertanian dan Biosistem, Fakultas Teknologi Pertanian, Universitas Gadjah Mada, Jln. Flora No. 1 Bulaksumur Yogyakarta 55281, Indonesia. fahmi.arsyad2703@mail.ugm.ac.id

⁴ Smart Agriculture Research Center, Departemen Teknik Pertanian dan Biosistem, Fakultas Teknologi Pertanian, Universitas Gadjah Mada, Jln. Flora No. 1 Bulaksumur Yogyakarta 55281, Indonesia. andrew@ugm.ac.id

⁵ Smart Agriculture Research Center, Departemen Teknik Pertanian dan Biosistem, Fakultas Teknologi Pertanian, Universitas Gadjah Mada, Jln. Flora No. 1 Bulaksumur Yogyakarta 55281, Indonesia. lilik-soetiarso@ugm.ac.id

⁶ Department of Agro-Environmental Science, Faculty of Agriculture, Kyushu University, 744 Motooka, Nishi-ku, Fukuoka 810-0395, Japan. okayasu@bpes.kyushu-u.ac.jp

*) Penulis korespondensi

Diterima 30 April 2026; Disetujui 26 Mei 2026

ABSTRAK

Monitoring kandungan klorofil daun tanaman secara spasial penting dalam pertanian presisi, namun pengukuran konvensional memiliki keterbatasan cakupan dan efisiensi. Penelitian ini bertujuan menganalisis hubungan nilai SPAD dengan tiga indeks vegetasi berbasis citra *multispectral* (NDVI, GNDVI, NDRE) pada tanaman pepaya (*Carica papaya L.*) varietas California. Data diperoleh dari citra *multispectral* UAV dan pengukuran SPAD pada 95 titik sampel di kebun pepaya komersial di Sleman, Yogyakarta. Analisis meliputi evaluasi distribusi data, korelasi Pearson dan Spearman, regresi linear sederhana, serta sensitivitas berdasarkan kemiringan regresi. Hasil menunjukkan nilai SPAD memiliki rentang 18.46–77.78, mencerminkan variabilitas kandungan klorofil tanaman di area penelitian. NDVI mengalami saturasi pada nilai tinggi (*skewness* = -1.35), sedangkan GNDVI dan NDRE memiliki distribusi lebih normal. Analisis korelasi menunjukkan NDRE memiliki hubungan paling kuat dengan SPAD ($r = 0.73$; $R^2 = 0.54$), diikuti GNDVI ($r = 0.72$; $R^2 = 0.52$) dan NDVI ($r = 0.54$; $R^2 = 0.29$). NDRE juga menghasilkan nilai error prediksi terendah (MAE = 6.42; RMSE = 8.15). Temuan ini menunjukkan bahwa NDRE merupakan indeks vegetasi paling optimal untuk monitoring klorofil tanaman pepaya berbasis citra *multispectral* UAV, sehingga berpotensi mendukung pengembangan sistem pemantauan nutrisi tanaman dalam kerangka pertanian presisi.

Kata kunci: Citra *multispectral* UAV, indeks vegetasi, klorofil daun, NDRE, pertanian presisi

ABSTRACT

Spatial monitoring of leaf chlorophyll content is important in precision agriculture; however, conventional measurements have limitations in coverage and efficiency. This study aimed to analyze the relationship between SPAD values and three vegetation indices derived from multispectral imagery (NDVI, GNDVI, and NDRE) in California papaya plants (*Carica papaya* L.). Data were obtained from UAV-based multispectral imagery and SPAD measurements at 95 sample points in a commercial papaya plantation in Sleman, Yogyakarta. The analysis included data distribution evaluation, Pearson and Spearman correlation, simple linear regression, and sensitivity analysis based on regression slope. The results showed that SPAD values ranged from 18.46 to 77.78, indicating variability in leaf chlorophyll content across the study area. NDVI exhibited saturation at high values (skewness = -1.35), whereas GNDVI and NDRE showed distributions closer to normal. Correlation analysis revealed that NDRE had the strongest relationship with SPAD ($r = 0.73$; $R^2 = 0.54$), followed by GNDVI ($r = 0.72$; $R^2 = 0.52$) and NDVI ($r = 0.54$; $R^2 = 0.29$). NDRE also produced the lowest prediction errors (MAE = 6.42; RMSE = 8.15). These findings indicate that NDRE is the most optimal vegetation index for monitoring chlorophyll content in papaya plants using UAV-based multispectral imagery, with potential applications in large-scale nutrient monitoring systems for precision agriculture.

Keywords: Leaf chlorophyll, multispectral imagery, NDRE, precision agriculture, UAV

PENDAHULUAN

Klorofil merupakan pigmen utama fotosintesis yang berperan dalam konversi energi cahaya menjadi energi kimia. Kandungan klorofil daun mencerminkan kapasitas fotosintesis, status nutrisi, stres biotik maupun abiotik, serta produktivitas tanaman (Nugroho et al., 2025; Qian et al., 2021; Wang et al., 2020). Pada tanaman pepaya (*Carica papaya* L.), pemantauan klorofil penting karena tanaman ini rentan terhadap gangguan fisiologis dan patologis yang berdampak pada kualitas dan kuantitas hasil panen (Afif et al., 2025; Lima et al., 2016; Wiratmoko et al., 2026). Deteksi

dini perubahan klorofil dapat mendukung pengambilan keputusan budidaya secara lebih cepat dan efisien (An et al., 2020; Wiratmoko et al., 2023).

SPAD (*Soil Plant Analysis Development*) meter banyak digunakan untuk mengukur klorofil daun secara non-destruktif melalui transmisi cahaya pada panjang gelombang 650 nm dan 940 nm yang sebanding dengan konsentrasi klorofil (Lei et al., 2019). Namun, pengukuran SPAD bersifat titik, sehingga kurang efisien untuk pemantauan spasial pada skala luas dan belum sepenuhnya memenuhi kebutuhan pertanian presisi yang memerlukan informasi spasial

komprehensif dan real-time (Wiratmoko et al., 2025). Remote sensing berbasis *Unmanned Aerial Vehicle* (UAV) dengan sensor multispektral menjadi alternatif karena mampu merekam reflektansi kanopi pada beberapa panjang gelombang (Kalaiselvan et al., 2023; Haque et al., 2024). Data tersebut dapat diolah menjadi indeks vegetasi, yaitu kombinasi matematis antarband spektral untuk memperkuat sinyal vegetasi dan menekan pengaruh tanah, atmosfer, maupun variasi pencahayaan (Sharma et al., 2026).

Indeks vegetasi yang umum digunakan untuk estimasi klorofil antara lain NDVI, GNDVI, dan NDRE. NDVI menggunakan rasio NIR dan merah serta sensitif terhadap biomassa vegetasi (Rouse et al., 1974), tetapi cenderung mengalami saturasi pada vegetasi bernilai tinggi (Hu et al., 2024). GNDVI menggunakan band hijau sehingga lebih responsif terhadap variasi klorofil (Zhang et al., 2024), sedangkan NDRE memanfaatkan pita red-edge 717 nm yang sensitif terhadap perubahan klorofil dan status nitrogen tanaman (Furnitto et al., 2024; Li et al., 2026). Berbagai penelitian menunjukkan bahwa indeks berbasis pita hijau dan red-edge sering lebih baik dibandingkan NDVI dalam estimasi klorofil (Singh et al., 2021), termasuk pada jagung, kedelai, dan

gandum (Peng et al., 2012; Li et al., 2012). Namun, sebagian besar studi tersebut dilakukan pada tanaman semusim berkanopi rapat, sedangkan pepaya memiliki kanopi terbuka dengan daun besar, tangkai panjang, dan jarak antardaun lebar yang dapat memengaruhi respons reflektansi spectral.

Berdasarkan karakteristik tersebut, NDRE diprediksi lebih unggul karena pita red-edge lebih mampu mengurangi pengaruh saturasi dan latar belakang kanopi terbuka serta menangkap perubahan klorofil secara lebih halus dibandingkan NDVI maupun GNDVI. Namun, kajian yang secara khusus membandingkan sensitivitas NDVI, GNDVI, dan NDRE terhadap nilai SPAD pada tanaman pepaya berbasis citra multispektral UAV masih terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan menganalisis hubungan nilai SPAD dengan NDVI, GNDVI, dan NDRE, mengevaluasi karakteristik distribusi datanya, serta mengidentifikasi indeks yang paling sensitif dalam merepresentasikan kandungan klorofil daun pepaya.

BAHAN DAN METODE

Lokasi dan Waktu Penelitian

Penelitian dilaksanakan di kebun pepaya (*Carica papaya* L.) komersial varietas California di Desa Sutun,

Sendangsari, Kecamatan Minggir, Kabupaten Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta. Lokasi penelitian berada pada koordinat 7°43'12" LS dan 110°14'45" BT dengan ketinggian sekitar 114 m dpl. Penelitian berlangsung pada Juni–September 2025. Lahan penelitian memiliki luas 10,23 ha, dengan jarak tanam pepaya 2.0×2.5 m. Pemupukan dilakukan menggunakan pupuk anorganik dan kompos sebanyak 4 ons/tanaman setiap minggu, sedangkan panen dilakukan pada umur 6 BST sesuai kriteria kematangan. Kondisi iklim lokasi termasuk monsun tropis lembap dengan curah hujan tahunan 2.200–2.500 mm, suhu udara 26–28°C, dan RH 70–85%.

Alat dan Bahan

Bahan penelitian berupa tanaman pepaya varietas California berumur 19 bulan yang telah memasuki fase produktif aktif dengan kondisi fisiologis bervariasi. Perangkat keras yang digunakan meliputi UAV-VTOL Trinity Pro, kamera multispectral Micasense RedEdge-P dengan resolusi radiometrik 12-bit dan lima pita spektral, sistem GPS PPK, computer-based ground control station, Chlorophyll Meter 502-SPAD Plus, serta high performance computer. Orthomosaic yang dihasilkan memiliki resolusi spasial 5,26 cm/pixel. Perangkat lunak yang digunakan meliputi QBase

3D untuk perencanaan misi terbang, Agisoft Metashape 2.2.0 untuk pengolahan fotogrametri dan pembuatan orthomosaic, QGIS 3.40.6 untuk ekstraksi reflektansi dan indeks vegetasi, serta Google Colaboratory untuk analisis data dan visualisasi.

Sumber Data

Data penelitian terdiri atas data citra multispectral UAV dan data ground truth SPAD. Citra multispectral diperoleh menggunakan UAV Trinity Pro yang dilengkapi sensor Micasense RedEdge-P dengan lima band spektral, yaitu blue 475 nm, green 560 nm, red 668 nm, red-edge 717 nm, dan NIR 842 nm. Data tersebut diolah menjadi tiga indeks vegetasi, yaitu NDVI, GNDVI, dan NDRE menggunakan QGIS. Data ground truth berupa nilai SPAD diperoleh dari 95 titik sampel yang ditentukan menggunakan metode stratified random sampling. Pada setiap tanaman sampel, pengukuran SPAD dilakukan lima kali pada helai daun berbeda, kemudian dirata-ratakan sebagai nilai representatif tiap titik sampel.

Metode Pengumpulan Data

Akuisisi data citra *multispectral* dilakukan menggunakan UAV Trinity Pro yang terbang pada ketinggian 120 m di atas permukaan tanah dengan *overlap*

horizontal dan vertikal sebesar 75%, menghasilkan *Ground Sample Distance* (GSD) sebesar 5.26 cm/piksel untuk setiap band spektral. Penerbangan dilaksanakan antara pukul 11.00–14.00 WIB dalam kondisi cuaca cerah untuk memaksimalkan konsistensi intensitas cahaya matahari.

Kalibrasi reflektansi sensor dilakukan menggunakan panel reflektansi sebelum dan sesudah setiap

misi penerbangan. Citra *multispectral* yang dihasilkan kemudian diolah menggunakan perangkat lunak Agisoft Metashape untuk pembangunan *orthomosaic*. Ekstraksi nilai indeks vegetasi pada setiap titik sampel dilakukan menggunakan *tool zonal statistics* pada QGIS, dengan *output* dalam format tabel CSV yang terintegrasi dengan data SPAD lapangan berdasarkan koordinat GPS.

Tabel 1. Indeks vegetasi yang dihitung berdasarkan reflektansi *multispectral*

Indeks Vegetasi	Persamaan	Sumber
<i>Normalized Difference Vegetation Index</i> (NDVI)	$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red}$	Rouse <i>et al.</i> , (1974)
<i>Green Normalized Difference Vegetation Index</i> (GNDVI)	$GNDVI = \frac{NIR - Green}{NIR + Green}$	Gitelson <i>et al.</i> , (1996)
<i>Normalized Difference Red Edge</i> (NDRE)	$NDRE = \frac{NIR - RE}{NIR + RE}$	Gitelson & Merzlyak <i>et al.</i> , (1994)

Keterangan: NIR = *near-infrared*, RE = *Red Edge*

Metode Analisis Data

Analisis data dilakukan secara bertahap menggunakan Google Colaboratory. Tahap awal meliputi analisis distribusi data SPAD, NDVI, GNDVI, dan NDRE melalui statistik deskriptif, histogram-KDE, serta nilai skewness untuk menilai kecenderungan bentuk distribusi data. Uji normalitas menggunakan Kolmogorov–Smirnov pada taraf signifikansi $\alpha = 0,05$ dan diperkuat dengan Q-Q plot.

Deteksi outlier dilakukan menggunakan metode Z-score dengan ambang batas $|Z| > 3$, kemudian divisualisasikan menggunakan boxplot. Nilai Z-score dihitung menggunakan persamaan 1:

$$Z = \frac{X_i - \bar{X}}{s} \quad (1)$$

di mana X_i adalah nilai observasi ke- i , \bar{X} adalah rata-rata, dan s adalah standar deviasi.

Hubungan antara nilai SPAD dan indeks vegetasi dianalisis menggunakan korelasi Pearson dan Spearman. Pearson

digunakan untuk mengukur hubungan linear, sedangkan Spearman digunakan untuk melihat kecenderungan hubungan berbasis peringkat dan kemungkinan komponen non-linear. Persamaan Pearson dan Spearman yang digunakan adalah:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (2)$$

$$\rho = 1 - \frac{6\sum d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (3)$$

di mana X_i dan Y_i adalah pasangan data ke- i , \bar{X} dan \bar{Y} adalah rata-rata masing-masing variabel, d_i adalah selisih peringkat, dan n adalah jumlah sampel. Hasil korelasi divisualisasikan dalam bentuk *heatmap*.

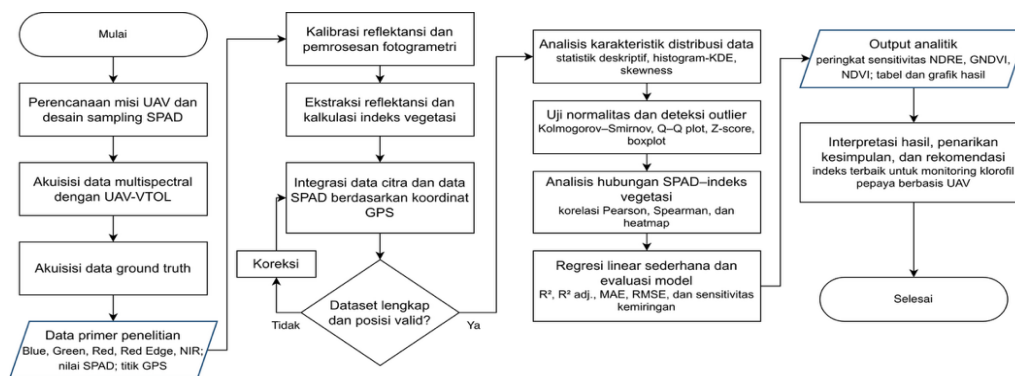
Selanjutnya, dilakukan regresi linear sederhana antara SPAD dan indeks vegetasi untuk memperoleh nilai R^2 , R^2 adjusted, Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan sensitivitas berdasarkan kemiringan

regresi. Hasil regresi divisualisasikan menggunakan scatter plot dengan garis regresi dan interval kepercayaan 95%. Tahapan penelitian secara keseluruhan disajikan pada Gambar 1.

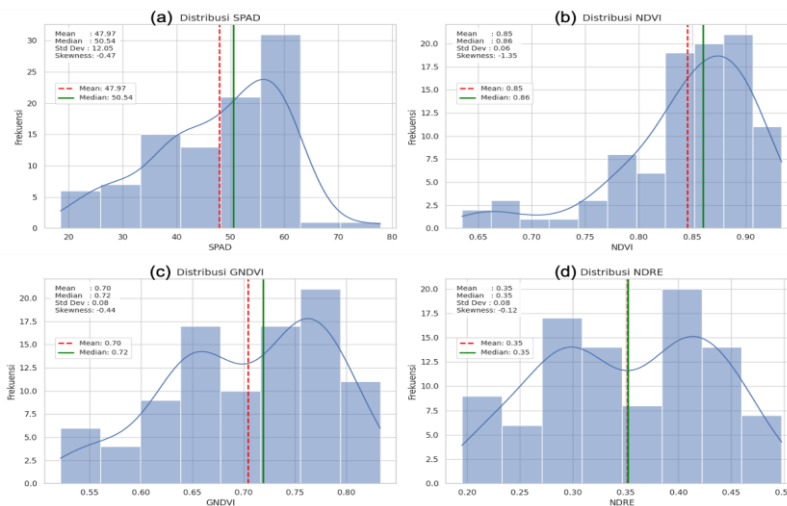
HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis Karakteristik Distribusi Data SPAD dan Indeks Vegetasi

Analisis distribusi dilakukan untuk memahami karakteristik awal data SPAD, NDVI, GNDVI, dan NDRE sebelum analisis statistik lanjutan. Berdasarkan Gambar 2, nilai SPAD berada pada rentang 18.46–77.78 dengan rata-rata 47.97, median 50.54, dan skewness -0.47, sehingga distribusinya relatif mendekati simetris dengan ekor ringan ke kiri. Rentang nilai tersebut menunjukkan adanya variasi kandungan klorofil yang cukup lebar antar tanaman pepaya, sehingga data masih representatif untuk analisis hubungan dengan indeks vegetasi.



Gambar 1. Diagram alir penelitian



Gambar 2. Distribusi frekuensi setiap variabel: (a) SPAD, (b) NDVI, (c) GNDVI, dan (d) NDRE

NDVI memiliki distribusi paling miring ke kiri dengan skewness -1,35, menunjukkan konsentrasi nilai pada rentang vegetasi tinggi dan mengindikasikan potensi saturasi indeks. Nilai NDVI yang tinggi umumnya berkaitan dengan kondisi vegetasi sehat, aktivitas fotosintesis kuat, dan tingkat stres tanaman rendah (Harish et al., 2025), tetapi pada kanopi pepaya yang bertumpuk dan mengalami self-shadowing, sensitivitas NDVI dapat menurun dalam membedakan variasi klorofil pada biomassa tinggi.

Kondisi ini menunjukkan bahwa NDVI kurang optimal untuk menangkap perbedaan klorofil secara lebih halus pada kanopi pepaya. GNDVI menunjukkan distribusi lebih proporsional dengan skewness -0,44 dan rentang nilai 0.52–0.83. Sebaran ini mengindikasikan bahwa GNDVI lebih

mampu membedakan variasi kondisi klorofil dibandingkan NDVI karena tidak mengalami saturasi sekuat NDVI (Daliman et al., 2024). Sensitivitas tersebut berkaitan dengan penggunaan pita hijau yang lebih responsif terhadap perubahan kandungan klorofil daun.

NDRE memiliki distribusi paling mendekati simetris dengan skewness -0.12 pada rentang 0.20–0.50. Distribusi ini menunjukkan bahwa NDRE lebih stabil dalam merepresentasikan variasi klorofil pada kanopi pepaya, terutama karena pita red-edge sensitif terhadap perubahan klorofil pada fase reproduktif (Ahmad et al., 2025). Dengan demikian, hasil distribusi awal menunjukkan bahwa NDRE dan GNDVI lebih potensial dibandingkan NDVI untuk merepresentasikan variasi kandungan klorofil daun pepaya.

Uji Normalitas Data

Uji normalitas dilakukan menggunakan metode Kolmogorov-Smirnov dengan jumlah sampel sebanyak 95 tanaman pepaya. Pemilihan metode Kolmogorov-Smirnov didasarkan pada kesederhanaan komputasinya dan kemampuannya dalam menangani sampel berukuran besar (Sayili *et al.*, 2025). Hasil uji normalitas disajikan pada

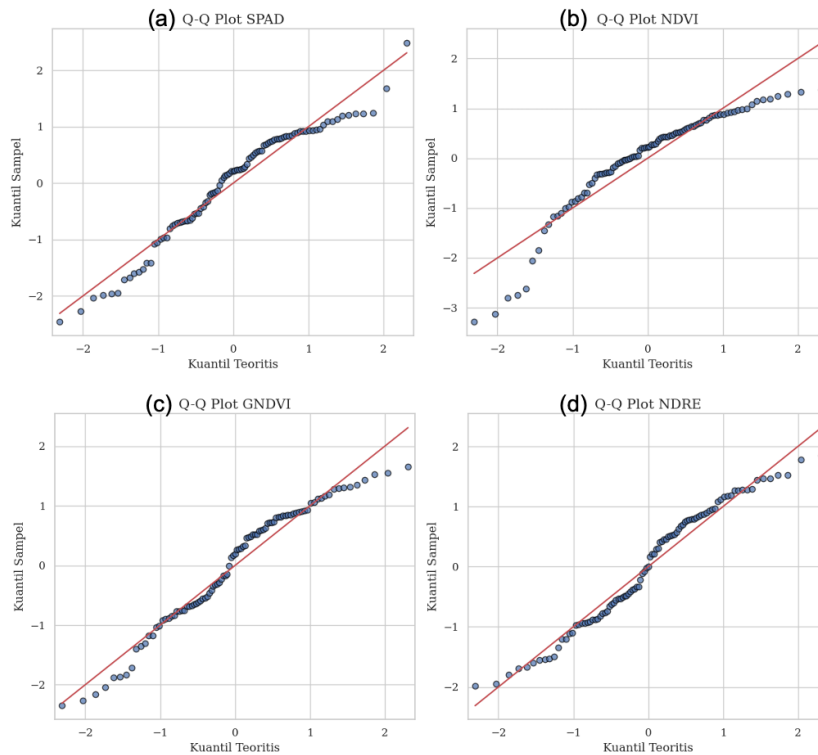
Tabel 2 dan divisualisasikan melalui Q-Q *plot* pada Gambar 4.

Berdasarkan Tabel 2, seluruh nilai *p-value* dari keempat variabel tersebut menunjukkan nilai yang lebih besar dari taraf signifikansi $\alpha = 0.05$, sehingga hipotesis H_0 diterima. Hal ini berarti bahwa keempat variabel (SPAD, NDVI, GNDVI, dan NDRE) berdistribusi normal pada taraf kepercayaan 95%.

Tabel 2. Hasil uji normalitas Kolmogorov-Smirnov variabel SPAD dan indeks vegetasi pada tanaman pepaya (n=95)

Variabel	n	Statistik Uji	p-value	α	Kesimpulan
SPAD	95	0.1012	0.2666	0.05	Distribusi Normal
NDVI		0.1300	0.0734		Distribusi Normal
GNDVI		0.1200	0.1193		Distribusi Normal
NDRE		0.0998	0.2808		Distribusi Normal

Keterangan: $H_0 =$ data berdistribusi normal. Jika *p-value* > α (0.05), H_0 diterima. Uji Kolmogorov-Smirnov diterapkan untuk sampel $n = 95$.



Gambar 3. Q-Q *plot* hasil uji normalitas Kolmogorov-Smirnov setiap variabel: (a) SPAD, (b) NDVI, (c) GNDVI, dan (d) NDRE

Hasil uji normalitas secara statistik diperkuat oleh visualisasi *Q-Q plot* ditampilkan pada Gambar 3. Secara umum, titik-titik data pada keempat *Q-Q plot* memperlihatkan pola yang relatif mengikuti garis referensi diagonal berwarna merah merepresentasikan distribusi normal teoritis. Sebaran titik data terlihat cukup konsisten mengikuti garis diagonal di sepanjang rentang kuartil, meskipun terdapat sedikit deviasi pada bagian ekor distribusi (atas dan bawah). Deviasi kecil pada bagian ekor tersebut merupakan hal yang wajar dan tidak cukup signifikan untuk menolak asumsi normalitas, sebagaimana dikonfirmasi oleh *p-value* yang telah melebihi nilai $\alpha = 0.05$.

Analisis Outlier

Analisis *outlier* dilakukan untuk mendeteksi keberadaan data pencilan yang berpotensi memengaruhi akurasi hasil analisis statistik. Metode yang digunakan adalah *Z-score*, di mana suatu observasi dikategorikan sebagai *outlier* apabila nilai absolut *Z-score*-nya melebihi ambang batas $|Z| > 3$. Metode ini memberikan ukuran terstandarisasi mengenai seberapa jauh suatu data menyimpang dari nilai rata-rata dalam satuan standar deviasi, sehingga efektif untuk mengidentifikasi nilai ekstrem dalam dataset (Anusha *et al.*, 2019).

Berdasarkan Tabel 3, hasil analisis menunjukkan bahwa variabel SPAD, GNDVI, dan NDRE tidak mengandung *outlier* (0.00%). Keseluruhan nilai *Z-score* maksimum dari ketiga variabel ini berada di bawah ambang batas kritis, sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat data pencilan pada variabel SPAD, GNDVI, maupun NDRE. Sedangkan NDVI, teridentifikasi memiliki sebanyak 2 data *outlier* dari total 95 sampel, atau setara dengan 2.11% dari keseluruhan data. Nilai *Z-score* maksimum pada variabel NDVI mencapai 3.28 yang melampaui ambang batas $|Z| > 3$ yang mengonfirmasi adanya data pencilan tersebut. Keberadaan *outlier* pada variabel NDVI ini dapat disebabkan oleh beberapa faktor, diantaranya adanya gangguan reflektansi akibat pencahayaan yang tidak merata saat akuisisi citra, maupun variasi kondisi fisiologis tanaman yang ekstrim pada titik sampel tertentu (Khalesi *et al.*, 2024).

Hasil analisis secara statistik tersebut sesuai dengan visualisasi *boxplot* pada Gambar 4. Pada *boxplot* variabel SPAD, GNDVI, dan NDRE, tidak tampak adanya titik data yang berada di luar *whisker* grafik, yang mengindikasikan distribusi data yang relatif homogen tanpa pencilan. Sebaliknya, pada *boxplot* NDVI terlihat

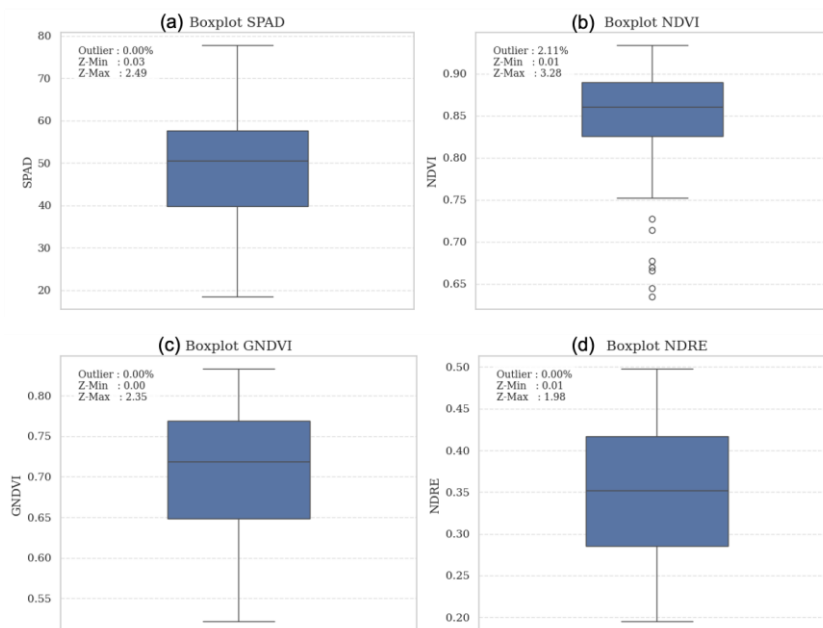
beberapa titik data yang berada pada di batas bawah *whisker*, yang secara visual memperkuat keberadaan *outlier*. Hal ini mengindikasikan bahwa terdapat beberapa tanaman dalam sampel yang memiliki nilai reflektansi vegetasi jauh lebih rendah dibandingkan populasi secara keseluruhan. Kondisi tersebut mencerminkan kondisi tanaman dengan tingkat klorofil dan biomassa yang lebih

rendah (Wijayanto *et al.*, 2024). Meskipun teridentifikasi adanya *outlier* pada variabel NDVI, proporsinya sangat kecil (2.11%) dinilai tidak akan memberikan pengaruh signifikan terhadap analisis korelasi dan regresi. Dua data *outlier* tersebut dipertahankan dalam *dataset* untuk menjaga representativitas data lapangan secara keseluruhan.

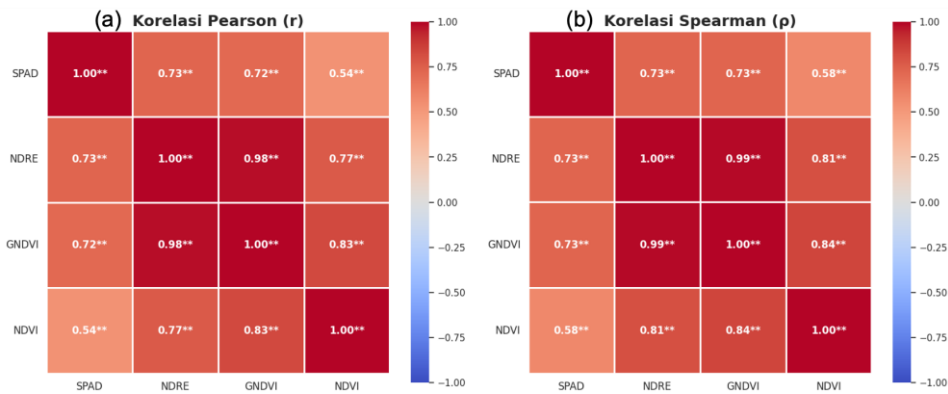
Tabel 3. Hasil analisis *outlier* metode *Z-score* pada variabel SPAD dan indeks vegetasi pada tanaman pepaya (n=95)

Variabel	n	<i>Outlier</i> ($ Z >3$)	% <i>Outlier</i>	Z-score Min	Z-score Max	Kesimpulan
SPAD	95	0	0.00%	0.03	2.49	Tidak Ada <i>Outlier</i>
NDVI		2	2.11%	0.01	3.28	Ada <i>Outlier</i>
GNDVI		0	0.00%	0.00	2.35	Tidak Ada <i>Outlier</i>
NDRE		0	0.00%	0.01	1.98	Tidak Ada <i>Outlier</i>

Keterangan: Ambang batas *outlier Z-score* = ± 3.0 (setara dengan 99.7% data dalam distribusi normal)



Gambar 4. *Boxplot* hasil analisis *outlier* metode *Z-score* pada variabel SPAD (a), NDVI (b), GNDVI (c), dan NDRE (d) pada tanaman pepaya



Gambar 5. *Heatmap* korelasi: (a) Pearson (r), dan (b) Spearman (ρ) antara nilai SPAD dan indeks vegetasi pada tanaman pepaya (n = 95)

Analisis Korelasi SPAD dengan Indeks Vegetasi

Gambar 5 menyajikan *heatmap* korelasi Pearson dan Spearman antara SPAD dan ketiga indeks vegetasi (NDRE, GNDVI, dan NDVI). Kedua visualisasi tersebut secara konsisten menunjukkan pola korelasi yang sama, meskipun dengan nilai numerik yang sedikit berbeda dengan seluruh koefisien korelasi yang dihasilkan signifikan pada taraf $\alpha = 0.01$.

Heatmap korelasi Pearson pada Gambar 5 menunjukkan NDRE memiliki korelasi tertinggi dengan SPAD ($r = 0.73$), diikuti oleh GNDVI ($r = 0.72$), dan NDVI ($r = 0.54$) yang memiliki korelasi terendah. Korelasi Pearson mengukur hubungan linear antara variabel, sehingga hasil ini menunjukkan bahwa NDRE dan GNDVI memiliki hubungan linear yang moderat-kuat dengan SPAD. Sementara NDVI hanya memiliki hubungan linear yang moderat. Nilai korelasi NDRE dan

GNDVI yang hampir identik menunjukkan bahwa kedua indeks ini memiliki performa yang hampir setara dalam merepresentasikan hubungan linear dengan kandungan klorofil daun pepaya. Seluruh nilai korelasi menunjukkan signifikansi pada taraf $\alpha = 0.01$ ($p < 0.01$), sehingga hubungan yang diperoleh dapat dianggap tidak terjadi secara kebetulan.

Berdasarkan *heatmap* korelasi Spearman, NDRE dan GNDVI tetap menempati posisi teratas, sementara NDVI mengalami peningkatan dari 0.54 (Pearson) menjadi 0.58 (Spearman). Peningkatan korelasi Spearman dibandingkan Pearson pada seluruh indeks vegetasi mengindikasikan adanya komponen hubungan non-linear antara SPAD dan indeks vegetasi (NDRE, GNDVI, dan NDVI). Peningkatan korelasi Spearman yang lebih besar ($\Delta = 0.04$) menunjukkan bahwa hubungan SPAD-NDVI memiliki komponen non-

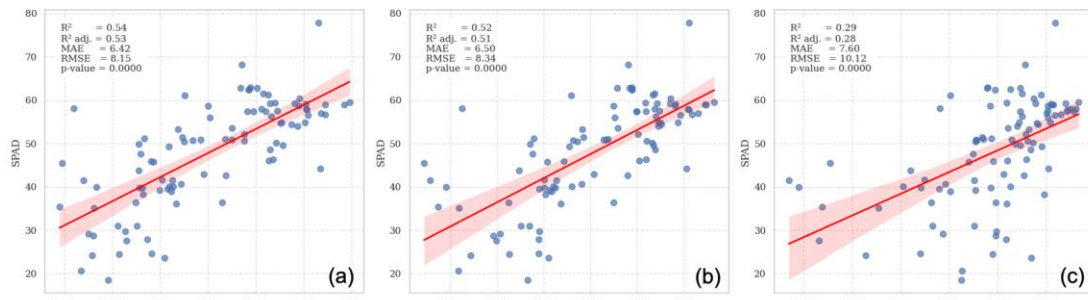
linear yang lebih kuat (Wang *et al.*, 2019). Di sisi lain, korelasi antar sesama indeks vegetasi juga menunjukkan nilai yang sangat tinggi pada kedua metode korelasi. Hal ini mengindikasikan adanya kolinearitas yang sangat kuat. Secara keseluruhan, hasil analisis korelasi ini menunjukkan bahwa NDRE dan GNDVI merupakan indeks vegetasi yang paling potensial sebagai prediktor kandungan klorofil daun tanaman pepaya.

Analisis Koefisien Determinasi

Analisis koefisien determinasi dilakukan untuk menilai seberapa besar variasi nilai SPAD dapat dijelaskan oleh masing-masing indeks vegetasi melalui regresi linear sederhana (Rodriguez Sanches *et al.*, 2022). Hasil regresi pada Gambar 6 dan Tabel 4 menunjukkan bahwa seluruh indeks memiliki hubungan positif dengan SPAD, tetapi dengan kekuatan penjelasan yang berbeda. Nilai R^2 , R^2 adjusted, MAE, dan RMSE digunakan untuk membandingkan kemampuan NDRE, GNDVI, dan NDVI dalam merepresentasikan kandungan klorofil daun pepaya.

Berdasarkan Gambar 6, NDRE menghasilkan performa terbaik dengan $R^2 = 0.54$, R^2 adjusted = 0.53, MAE = 6.42, dan RMSE = 8.15. Nilai tersebut menunjukkan bahwa 54% variasi nilai SPAD dapat dijelaskan oleh variasi NDRE melalui model regresi linear sederhana. Pola sebaran titik yang relatif mengikuti garis regresi menunjukkan hubungan linear yang cukup kuat, dan keunggulan ini berkaitan dengan sensitivitas pita red-edge terhadap perubahan konsentrasi klorofil (Samarakoon S.M.A.B.K *et al.*, 2025).

GNDVI menunjukkan performa yang hampir setara dengan NDRE, dengan $R^2 = 0.52$, R^2 adjusted = 0.51, MAE = 6.50, dan RMSE = 8.34. Hasil ini menunjukkan bahwa GNDVI juga mampu menjelaskan variasi SPAD secara baik dan dapat menjadi alternatif yang sangat kompetitif. Kemampuan tersebut berkaitan dengan penggunaan pita hijau yang responsif terhadap perubahan kandungan klorofil, karena klorofil memiliki variabilitas penyerapan yang tinggi pada panjang gelombang tersebut (Dalima *et al.*, 2024; Itaya *et al.*, 2022).



Gambar 6. Scatter plot SPAD terhadap indeks vegetasi tanaman: (a) NDRE, (b) GNDVI, dan (c) NDVI

Tabel 4. Perbandingan performa regresi linear sederhana antara nilai SPAD dan indeks vegetasi pada tanaman pepaya

Indeks Vegetasi	Pearson (r)	Spearman (p)	R ²	R ² adj.	MAE	RMSE	p-value	Interpretasi Performa
NDRE	0.73**	0.73**	0.54	0.53	6.42	8.15	<0.001	Terbaik
GNDVI	0.72**	0.73**	0.52	0.51	6.50	8.34	<0.001	Sangat kompetitif
NDVI	0.54**	0.58**	0.29	0.28	7.60	10.12	<0.001	Terendah

** Signifikan pada taraf $\alpha = 0.01$.

NDVI menunjukkan performa paling rendah dengan $R^2 = 0.29$, R^2 adjusted = 0.28, MAE = 7.60, dan RMSE = 10.12. Nilai ini mengindikasikan bahwa hanya 29% variasi SPAD dapat dijelaskan oleh NDVI, sehingga kemampuannya dalam merepresentasikan variasi klorofil pada kanopi pepaya lebih terbatas. Keterbatasan tersebut berkaitan dengan fenomena saturasi NDVI pada rentang nilai vegetasi tinggi, ketika peningkatan klorofil tidak diikuti perubahan nilai indeks secara proporsional.

Secara keseluruhan, NDRE merupakan indeks paling optimal dalam menjelaskan variasi nilai SPAD tanaman pepaya, diikuti oleh GNDVI dengan selisih performa yang relatif kecil. Nilai korelasi Spearman GNDVI ($\rho = 0.73$)

yang sedikit lebih tinggi dibandingkan Pearson ($r = 0.72$) menunjukkan adanya komponen hubungan non-linear yang lemah, tetapi secara umum hubungannya tetap konsisten. NDVI memiliki performa terendah karena pita merah lebih mudah mengalami saturasi pada kondisi klorofil dan biomassa tinggi, sedangkan pita red-edge dan hijau lebih sensitif terhadap perubahan klorofil pada rentang konsentrasi yang lebih luas (Dalima et al., 2024; Itaya et al., 2022; Samarakoon et al., 2025).

KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa indeks vegetasi NDRE, GNDVI, dan NDVI memiliki sensitivitas berbeda dalam merepresentasikan kandungan klorofil daun pepaya varietas California

berbasis citra multispectral UAV-VTOL. NDRE terbukti sebagai indeks terbaik dengan korelasi Pearson dan Spearman tertinggi ($r = \rho = 0.73$), R^2 terbesar (0.54), serta kesalahan prediksi terendah (MAE = 6.42; RMSE = 8.15). GNDVI menunjukkan performa sangat kompetitif ($R^2 = 0.52$; MAE = 6.50; RMSE = 8.34), sedangkan NDVI memiliki performa terendah ($R^2 = 0.29$) akibat fenomena saturasi pada nilai vegetasi tinggi. Hasil ini menunjukkan bahwa NDRE paling potensial digunakan sebagai dasar monitoring klorofil dan status nutrisi tanaman pepaya secara spasial berbasis UAV. Penerapan NDRE dapat mendukung pemetaan kondisi klorofil pada skala perkebunan secara lebih efisien dibandingkan pengukuran SPAD titik per titik. Informasi spasial tersebut juga dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan pemupukan yang lebih tepat, efisien, dan berkelanjutan.

Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan data multi-temporal pada berbagai fase pertumbuhan tanaman agar dinamika klorofil dapat diamati secara lebih menyeluruh. Jumlah dan stratifikasi sampel juga perlu ditingkatkan untuk memperkuat validitas statistik serta representasi kondisi lapangan. Selain itu, eksplorasi indeks red-edge lain seperti CI_{re}, RECI, atau NDVI Red Edge, serta integrasi metode machine learning seperti

ANN, Random Forest, atau Support Vector Regression, dapat dilakukan untuk menangkap pola hubungan yang lebih kompleks.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan apresiasi dan terima kasih kepada *Working Group Food Security (WGFS 1.2) Precision Agriculture and Smart Farming*, Pusat Unggulan Antar Perguruan Tinggi (PUAPT) Universitas Gadjah Mada atas dukungan fasilitas penelitian. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada Smart Agriculture Research Center, Departemen Teknik Pertanian dan Biosistem, Fakultas Teknologi Pertanian, Universitas Gadjah Mada atas dukungan teknis, kolaborasi riset, pendampingan ilmiah, serta lingkungan akademik yang mendukung pelaksanaan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Afif, S., Wiratmoko, A., Nugroho, A.P., Okayasu, T., Sutiarto, L., 2025. Design of Smart Plant Electrical Signal Monitoring System for Indoor Farming. *BIO Web Conf.* 167, 05004. <https://doi.org/10.1051/bioconf/202516705004>
- Ahmad, A. (2025). Integrating Uav-Derived VARI, GNDVI, NDVI, and NDRE for phenological rice growth analysis. *ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences*, 1572. <https://doi.org/10.59018/0925178>

- An, G., Xing, M., He, B., Liao, C., Huang, X., Shang, J., & Kang, H. 2020. Using Machine Learning for Estimating Rice Chlorophyll Content from In Situ Hyperspectral Data. *Remote Sensing*, 12(18), 3104. <https://doi.org/10.3390/rs12183104>
- Daliman, S., Anak Michael, M. J., Rendra, P. P. R., Sukiyah, E., Hadian, M. S. D., & Sulaksana, N. 2024. Dual Vegetation Index Analysis and Spatial Assessment in Kota Bharu, Kelantan using GIS and Remote Sensing. *BIO Web of Conferences*, 131, 05009. <https://doi.org/10.1051/bioconf/202413105009>
- Furnitto, N., Ramírez-Cuesta, J. M., Sottosanti, G., Longo, D., Schillaci, G., & Failla, S. 2024. Potentiality of Multispectral Vegetation Indexes for Evaluating the Influence of the Sowing Technique on Durum Wheat Cultivation Density. pp. 313–321. https://doi.org/10.1007/978-3-031-63504-5_32
- Gitelson, A., Kaufman, Y. J., Merzlyak, M. N. 1996. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 58, 289–298. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00072-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00072-7)
- Gitelson, A., Merzlyak, M. N. 1994. Quantitative estimation of chlorophyll-a using reflectance spectra: Experiments with autumn chestnut and maple leaves. *Journal of Photochemistry and Photobiology B: Biology*, 22, 247–252. [https://doi.org/10.1016/1011-1344\(93\)06963-4](https://doi.org/10.1016/1011-1344(93)06963-4)
- Haque, M. A., Reza, M. N., Ali, M., Karim, M. R., Ahmed, S., Lee, K.-D., Khang, Y. H., & Chung, S.-O. 2024. Effects of Environmental Conditions on Vegetation Indices from Multispectral Images: A Review. *Korean Journal of Remote Sensing*, 40(4), 319–341
- Harish, K., Dilip, R., Gupta, D., & Nair, A. R. 2025. Assessing NDVI Through Environmental and Urbanization Variables Using Machine Learning Techniques. *2025 IEEE 4th International Conference for Advancement in Technology (ICONAT)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICONAT66879.2025.11362457>
- Hu, R., Chen, X., Chen, J., Zhang, S., Kuang, Y., Yu, H., Ji, H., Zhao, X., Yi, S., & Meng, B. 2024. MODIS NDVI saturation assessment of alpine meadow grassland biomass estimation using remote sensing: a case study in the eastern edge of the Qinghai-Tibet Plateau. *Shengtai Xuebao*, 44(14), 6357–6372
- Itaya, K., Ohsumi, A., Sawada, H., Mizumoto, A., & Fukushima, A. 2022. Relationships between Indexes Related to Vegetation Measured by Ground Sensing and Growth Traits in a Wheat Cultivar ‘Satonosora’. *Japanese Journal of Crop Science*, 91(4), 356–364. <https://doi.org/10.1626/jcs.91.356>
- Kalaiselvan, M., & Senthil Kumar, K. 2023. Design and Development of Multi-copter Drone Incorporating with Multispectral Sensor for Agricultural Application. pp. 215–226. https://doi.org/10.1007/978-981-19-2358-6_21
- Khalesi, F., Ahmed, I., Daponte, P., Picariello, F., de Vito, L., & Tudosa, I. (2024). The Uncertainty Assessment by the Monte Carlo Analysis of NDVI Measurements Based on Multispectral UAV Imagery. *Sensors*, 24(9), 2696. <https://doi.org/10.3390/s24092696>
- Lei, X.-X., Zhao, J., Liu, H.-C., Zhang, J.-Y., Tian, J.-L., & Long, Y.-B. 2019. Inversion of Chlorophyll

- Content and SPAD Value of Vegetable Leaves Based on PROSPECT Model. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 39(10), 3256–3260
- Li, F., Mistele, B., Hu, Y., Yue, X., Yue, S., Miao, Y., Chen, X., Cui, Z., Meng, Q., & Schmidhalter, U. 2012. Remotely estimating aerial N status of phenologically differing winter wheat cultivars grown in contrasting climatic and geographic zones in China and Germany. *Field Crops Research*, 138, 21–32. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2012.09.002>
- Li, Z., Ma, Z., Bao, R., Fang, W., Tang, Q., Yu, E., Song, X., & Tan, C. 2026. Exploring the hyperspectral response of leaf chlorophyll content under canopy structure and soil background variability. *European Journal of Agronomy*, 175, 127982. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2026.127982>
- Nugroho, A.P., Wiratmoko, A., Nugraha, D., Markunningsih, S., Sutiarmo, L., Falah, M.A.F., Okayasu, T., 2025. Development of a low-cost thermal imaging system for water stress monitoring in indoor farming. *Smart Agricultural Technology* 11, 101048. <https://doi.org/10.1016/j.atech.2025.101048>
- Peng, Y., & Gitelson, A. A. 2012. Remote estimation of gross primary productivity in soybean and maize based on total crop chlorophyll content. *Remote Sensing of Environment*, 117, 440–448. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.10.021>
- Qian, X., Liu, L., Croft, H., & Chen, J. 2021. Relationship Between Leaf Maximum Carboxylation Rate and Chlorophyll Content Preserved Across 13 Species. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 126(2). <https://doi.org/10.1029/2020JG006076>
- Rodríguez Sánchez, A., Salmerón Gómez, R., & García, C. (2022). The coefficient of determination in the ridge regression. *Communications in Statistics - Simulation and Computation*, 51(1), 201–219. <https://doi.org/10.1080/03610918.2019.1649421>
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., Deering, D. W., & Harlan, J. C. 1974. Monitoring the vernal advancements and retrogradation of natural vegetation. NASA/GSFC Final Report
- Rodríguez Sánchez, A., Salmerón Gómez, R., & García, C. (2022). The coefficient of determination in the ridge regression. *Communications in Statistics - Simulation and Computation*, 51(1), 201–219. <https://doi.org/10.1080/03610918.2019.1649421>
- Sayili, U., & Gunver, M. G. (2025). A novel modification approach for the one sample Kolmogorov-Smirnov test in large sample size. *Scandinavian Journal of Clinical and Laboratory Investigation*, 85(4), 287–298. <https://doi.org/10.1080/00365513.2025.2512384>
- Sharma, P., & Dadheech, P. 2026. Evaluating Vegetation Indices for Crop Monitoring Using Multispectral Satellite Imagery. pp. 197–206. https://doi.org/10.1007/978-3-031-95540-2_18
- Singh, S., Pandey, P., Khan, M. S., & Semwal, M. 2021. Multi-temporal High Resolution Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Multispectral Imaging for Menthol Mint Crop

- Monitoring. 2021 *6th International Conference for Convergence in Technology (I2CT)*, 1–4. <https://doi.org/10.1109/I2CT51068.2021.9418204>
- Venkataanusha, P., Anuradha, Ch., Chandra Murthy, Dr. P. S. R., & Chebrolu, Dr. S. K. (2019). Detecting Outliers in High Dimensional Data Sets Using Z-Score Methodology. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, 9(1), 48–53. <https://doi.org/10.35940/ijitee.A3910.119119>
- Wang, D., Su, A., & Liu, W. 2019. Trend Analysis of Vegetation Cover Changes Based on Spearman Rank Correlation Coefficient. *Journal of Applied Sciences*, 37(4), 519–528
- Wang, S., Li, Y., Ju, W., Chen, B., Chen, J., Croft, H., Mickler, R. A., & Yang, F. 2020. Estimation of Leaf Photosynthetic Capacity from Leaf Chlorophyll Content and Leaf Age in a Subtropical Evergreen Coniferous Plantation. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 125(2). <https://doi.org/10.1029/2019JG005020>
- Wijayanto, Y., Safitri, M., Purnamasari, I., Budiman, S. A., Saputra, T. W., Regar, A. F., & Ristiyana, S. (2024). Estimating the contents of Chlorophyll, Nitrogen, and Yields on Rice through Sentinel-2 Vegetation Indices in Heterogeneous Land Management. *Indonesian Journal of Geography*, 56(3). <https://doi.org/10.22146/ijg.87159>
- Wiratmoko, A., Nugroho, A. P., Afif, S., Arsyad, F., Ramadhanty, M. A., & Sutiarso, L. 2025. Analisis Dinamika Vapor Pressure Deficit pada Lingkungan Mikroklimat Padi Sawah Terbuka Berbasis Smart Automatic Weather Station Tipe Ultrasonik. *Journal of Agricultural and Biosystem Engineering Research*, 6(2), 118. <https://doi.org/10.20884/1.jaber.2025.6.2.19697>
- Wiratmoko, A., Nugroho, A. P., Muna, M. S., Syarovy, M., Suwardi, Sukarman, & Sutiarso, L. 2023. Development of Cloud-Based Decision Support System for Fertilizer Management - A Case Study in Wilmar Oil Palm Plantation. *ICOSEAT 2022 Proceedings*, 26. https://doi.org/10.2991/978-94-6463-086-2_69
- Wiratmoko, A., Nugroho, A.P., Ramadhanty, M.A., Arsyad, F., Pradana, F.A., Pamungkas, B.S., Sutiarso, L., Okayasu, T., 2026. Predicting Physiological Health States of Tropical Papaya Using UAV Multispectral Imagery for Precision Agriculture Monitoring. *Agricultural Environment and Sustainability* 100023. <https://doi.org/10.1016/j.ages.2026.100023>
- Zhang, Y., Ru, G., Zhao, Z., & Wang, D. 2024. Hyperspectral Prediction Models of Chlorophyll Content in Paulownia Leaves under Drought Stress. *Sensors*, 24(19), 6309. <https://doi.org/10.3390/s24196309>