

SENSITIVITAS METODE *THRESHOLDING* TERHADAP *APPARENT LEAF AREA INDEX DOWNWARD-LOOKING DIGITAL COVER PHOTOGRAPHY* PADA KANOPI JAGUNG MANIS

Sensitivity of Thresholding Methods to Apparent Leaf Area Index from Downward-Looking Digital Cover Photography in Sweet Corn Canopy

¹*Muhammad Hifzan Silmi, ¹Muhammad Amir Sholihin, ¹Sastrika Anindita, ¹Najwa Robaniyah Firdaus, ¹Addawyah Wahidah, ¹Kania Aliya Putri Zahrani, ¹Salsabillah, ¹Aditya Nurhidayat

¹Padjadjaran University, Jalan Raya Bandung-Sumedang KM 21, Sumedang, Indonesia

*e-mail : zan.hifzan123@gmail.com

ABSTRAK

Leaf Area Index (LAI) merupakan parameter penting untuk menggambarkan kondisi kanopi tanaman, tetapi estimasi LAI berbasis *downward-looking Digital Cover Photography (DCP)* sangat bergantung pada keberhasilan segmentasi piksel vegetasi dan non-vegetasi. Penelitian ini bertujuan mengevaluasi sensitivitas tujuh metode *thresholding*, yaitu Otsu, Yen, Li, Triangle, Isodata, Mean, dan Minimum, terhadap *Apparent LAI* pada kanopi jagung manis. Citra RGB yang lolos *quality control* dikonversi ke ruang warna CIE Lab*, kemudian kanal a* ditransformasi dan diinversi sebelum dilakukan segmentasi. Nilai *Apparent LAI* dihitung menggunakan pendekatan *gap fraction*, formulasi Beer-Lambert, pembagian grid 7 × 7, serta koreksi *clumping index*. Hasil menunjukkan bahwa Otsu, Li, Isodata, dan Mean merupakan metode paling stabil karena memiliki jumlah sampel lengkap dan distribusi data yang memenuhi asumsi normalitas. Sebaliknya, Yen dan Triangle menunjukkan nilai ekstrem, sedangkan Minimum mengalami keterbatasan pengolahan dengan hanya 80 data valid. Analisis sensitivitas menunjukkan bahwa skenario moderat memiliki variasi lebih rendah dibandingkan skenario ekstrem dan lengkap. Hasil RM ANOVA menunjukkan perbedaan nyata antar-metode stabil dengan nilai $F = 345,4141$, $p\text{-GG} = 0,0000$, dan $ng^2 = 0,43902$. Uji lanjut menunjukkan bahwa Li dan Isodata tidak berbeda nyata, sedangkan pasangan metode lainnya berbeda signifikan. Temuan ini menegaskan bahwa pemilihan metode *thresholding* sangat menentukan estimasi *Apparent LAI*, dengan Li dan Isodata sebagai metode paling konsisten, Otsu sebagai pembanding moderat, Mean sebagai metode konservatif, serta Yen, Triangle, dan Minimum sebagai metode diagnostik.

Kata kunci: *Thresholding*; *apparent LAI*; *digital cover photography*; CIE Lab; Beer-Lambert; RM ANOVA

ABSTRACT

Leaf Area Index (LAI) is an important parameter for describing crop canopy conditions, but LAI estimation based on *downward-looking Digital Cover Photography (DCP)* strongly depends on the successful segmentation of vegetation and non-vegetation pixels. This study aimed to evaluate the sensitivity of seven thresholding methods, namely Otsu, Yen, Li, Triangle, Isodata, Mean, and Minimum, to *Apparent LAI* in sweet corn canopy. RGB images that passed quality control were converted into the CIE Lab* color space; subsequently, the a* channel was transformed and inverted before segmentation. *Apparent LAI* values were calculated using a gap fraction approach, the Beer-Lambert formulation, a 7 × 7 grid subdivision, and clumping index correction. The results showed that Otsu, Li, Isodata, and Mean were the most stable methods because they had complete sample numbers and data distributions that met the normality assumption. In contrast, Yen and Triangle produced extreme values, whereas Minimum showed processing limitations with only 80 valid data points. The sensitivity analysis showed that the moderate scenario had lower variation than the extreme and complete scenarios. The RM ANOVA results showed significant differences among the stable methods, with $F = 345.4141$, $p\text{-GG} = 0.0000$, and $ng^2 = 0.43902$. Post hoc testing showed that Li and Isodata were not significantly different, whereas the other method pairs differed significantly. These findings confirm that the choice of thresholding method strongly determines *Apparent LAI* estimation, with Li and Isodata as the most consistent methods, Otsu as a moderate comparator, Mean as a conservative method, and Yen, Triangle, and Minimum as diagnostic methods.

Keywords: *Thresholding*; *apparent LAI*; *digital cover photography*; CIE Lab; Beer-Lambert; RM ANOVA

PENDAHULUAN

Leaf Area Index merupakan parameter penting untuk menggambarkan perkembangan kanopi tanaman (Xu et al., 2020; Luo et al., 2022). LAI menunjukkan besarnya luas daun relatif terhadap satuan luas permukaan lahan (Xu et al., 2020; Wang, Ren and Wu, 2024). Pada tanaman jagung, LAI berkaitan dengan intersepsi cahaya, fotosintesis kanopi,

pertumbuhan biomassa, dan potensi hasil (Luo et al., 2022; Guo et al., 2023). Pada jagung manis, variasi arsitektur kanopi juga berhubungan dengan kemampuan tanaman dalam menangkap cahaya dan berkompetisi dengan gulma. Oleh karena itu, LAI dapat digunakan sebagai indikator kuantitatif untuk memahami kondisi kanopi jagung manis selama pertumbuhan tanaman (Xu et al., 2020; Luo et al., 2022).

Gulma merupakan salah satu faktor yang dapat mengganggu pertumbuhan jagung manis (Naderi *et al.*, 2022; Sumekar *et al.*, 2023). Kompetisi gulma dapat terjadi melalui perebutan cahaya, ruang tumbuh, air, dan unsur hara (Raniro *et al.*, 2023; Sumekar *et al.*, 2023). Interferensi gulma terbukti dapat menurunkan LAI jagung karena perkembangan daun tanaman utama terganggu (Raniro *et al.*, 2023). Gulma juga memiliki tutupan daun sendiri yang dapat terlihat sebagai vegetasi pada bidang pandang kamera (Pei *et al.*, 2022; Poucke, Verwaeren and Maes, 2025). Kondisi tersebut menjadi penting dalam pengukuran berbasis citra karena daun jagung dan gulma sama-sama dapat muncul sebagai objek hijau (Pei *et al.*, 2022; Zhang *et al.*, 2023).

Digital Cover Photography merupakan pendekatan fotografi digital untuk menilai atribut kanopi secara non-destruktif (Alivernini *et al.*, 2018; Chianucci, Ferrara and Puletti, 2022). DCP memanfaatkan citra kanopi untuk menghitung atribut kanopi seperti tutupan vegetasi, *gap fraction*, dan estimasi LAI (Chianucci, Ferrara and Puletti, 2022; Yang *et al.*, 2024). Pendekatan fotografi digital lebih praktis dibandingkan pengukuran destruktif karena dapat mengestimasi LAI dari citra tanpa pemotongan daun tanaman (Sandhu *et al.*, 2019; Nomura *et al.*, 2022). Pada pengambilan citra secara *downward-looking* atau nadir, kamera merekam proyeksi kanopi dari arah atas (Chianucci, Ferrara and Puletti, 2022; Nomura *et al.*, 2022). Akibatnya, semua objek yang tampak dari atas dapat memengaruhi nilai tutupan vegetasi, termasuk daun jagung, gulma, tanah gelap, dan bayangan (Zhang *et al.*, 2023; Yang *et al.*, 2024). Oleh karena itu, nilai LAI dari citra *downward-looking* lebih tepat disebut *Apparent LAI* karena merepresentasikan LAI tampak dari seluruh objek vegetasi yang terdeteksi, bukan LAI aktual daun jagung secara murni (Alivernini *et al.*, 2018; Nomura *et al.*, 2022).

Estimasi *Apparent LAI* berbasis DCP sangat bergantung pada keberhasilan pemisahan piksel vegetasi dan non-vegetasi (Chianucci, Ferrara and Puletti, 2022; Yang *et al.*, 2024). Pemisahan ini penting karena perubahan klasifikasi piksel dapat mengubah *green cover* dan *gap fraction*, dimana akurasi *gap fraction* sangat menentukan nilai LAI turunan (Yang *et al.*, 2024). Ruang warna CIE Lab* dapat digunakan dalam segmentasi vegetasi karena komponen warnanya membantu pemisahan objek hijau dan latar belakang (Serouart *et al.*, 2022; Yang, 2024). Kanal a* pada CIE Lab* digunakan karena dapat membantu pemisahan objek hijau dan non-hijau pada citra (Yang, 2024). Namun, bayangan, latar tanah, daun pucat, dan gulma dapat menurunkan konsistensi klasifikasi piksel (Serouart *et al.*, 2022; Madec *et al.*, 2023; Moazzam *et al.*, 2023; Yang, 2024; Zhang *et al.*, 2025; Samha *et al.*, 2026).

Thresholding merupakan metode segmentasi citra yang memisahkan objek dan latar berdasarkan nilai ambang piksel (Xing, Yang and Qingge, 2020; Soetedjo *et al.*, 2022; Guler and Senturk, 2023). Dalam analisis vegetasi, *thresholding* digunakan untuk membentuk citra biner yang membedakan piksel vegetasi dan non-vegetasi (Hu, Dai and Peng, 2018; Soetedjo *et al.*, 2022). Beberapa metode *thresholding* umum digunakan dalam segmentasi citra, seperti Otsu, Yen, Li, Triangle, Isodata, Mean, dan Minimum (Sekertekin, 2021; Soetedjo *et al.*, 2022). Setiap metode dapat menghasilkan nilai ambang yang berbeda karena prinsip pemilihan threshold t

tidak sama (Xing, Yang and Qingge, 2020; Sekertekin, 2021; Guler and Senturk, 2023). Perbedaan threshold tersebut berpotensi menghasilkan perbedaan *Apparent LAI* pada citra kanopi jagung manis yang mengandung daun jagung, gulma, tanah, bayangan, dan objek non-target (Hu, Dai and Peng, 2018; Zhang *et al.*, 2025). Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan mengevaluasi sensitivitas tujuh metode *thresholding* terhadap *Apparent Leaf Area Index* berbasis *downward-looking Digital Cover Photography* pada kanopi jagung manis (Chianucci, Ferrara and Puletti, 2022; Soetedjo *et al.*, 2022).

METODOLOGI

Alat dan Bahan

Akuisisi citra dilakukan dengan pendekatan DCP secara *downward-looking* atau nadir melalui penggunaan kamera digital yang di pasang pada wahana udara tanpa awak. Pendekatan DCP digunakan karena fotografi digital dapat merekam atribut kanopi seperti tutupan tajuk, *gap fraction*, dan LAI secara non-destruktif (Alivernini *et al.*, 2018; Chianucci, Ferrara and Puletti, 2022). Posisi kamera diarahkan tegak lurus ke bawah agar bidang citra merepresentasikan proyeksi atas dari kanopi jagung manis (Sandhu *et al.*, 2019; Nomura *et al.*, 2022). Orientasi nadir penting karena nilai gap dan vegetasi yang terbaca sangat bergantung pada geometri pandang kamera (Nomura *et al.*, 2022; Xing *et al.*, 2024). Dalam konteks penelitian ini, citra yang direkam tidak hanya memuat daun jagung manis, tetapi juga dapat memuat gulma, tanah, bayangan, dan objek non-target yang berada pada bidang pandang kamera (Alivernini *et al.*, 2018; Zhang *et al.*, 2023).

Citra hasil akuisisi diposisikan sebagai dasar pembentukan *Apparent Leaf Area Index*. Istilah *apparent* digunakan karena kamera *downward-looking* membaca vegetasi berdasarkan tampilan piksel pada citra, bukan berdasarkan identitas biologis setiap daun (Chianucci, Ferrara and Puletti, 2022; Nomura *et al.*, 2022). Daun jagung dan gulma dapat sama-

sama tampil sebagai objek hijau pada proyeksi nadir sehingga keduanya berpotensi masuk ke kelas vegetasi saat citra diproses (Sandhu et al., 2019; Pei et al., 2022). Kondisi tersebut membuat nilai LAI yang diperoleh lebih tepat dipahami sebagai indeks tampak dari tutupan vegetasi pada citra DCP, karena nilai LAI berbasis citra sangat bergantung pada estimasi gap fraction yang terbaca dari citra (Alivernini et al., 2018; Yang et al., 2024). Oleh karena itu, tahap akuisisi harus menjaga konsistensi sudut pandang, kejelasan objek, pencahayaan, dan keterbacaan batas visual antara daun jagung, gulma, tanah, serta bayangan (Alivernini et al., 2018; Nomura et al., 2022).

Quality control (QC) dilakukan sebagai bagian awal dari alur akuisisi citra. Pemeriksaan kualitas diarahkan pada ketajaman objek, kestabilan warna, keterbacaan vegetasi, dan tidak adanya gangguan visual yang mengubah informasi piksel utama (Alivernini et al., 2018; Chianucci, Ferrara and Puletti, 2022). Citra yang layak harus memperlihatkan struktur kanopi secara cukup jelas agar proses segmentasi tidak dipengaruhi oleh blur, distorsi warna, kebocoran cahaya, atau objek asing dominan (Alivernini et al., 2018). Pemeriksaan ini tidak dimaksudkan untuk menghilangkan variasi biologis atau variasi lapangan yang valid (Chianucci, Ferrara and Puletti, 2022; Raharjo et al., 2024). Variasi seperti keberadaan gulma, bayangan alami, tanah terbuka, dan perbedaan kerapatan daun tetap dipertahankan karena menjadi bagian dari kompleksitas visual yang diuji dalam estimasi *Apparent LAI* (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Chianucci, Ferrara and Puletti, 2022; Raharjo et al., 2024).

Metode Penelitian

1. *Preprocessing* Citra Menggunakan CIELab Kanal a^* dan Scikit-Image

Akuisisi yang didapatkan dari kamera merupakan citra *Red-Green-Blue* (RGB) atau foto dengan warna standar yang dapat dilihat manusia. Citra RGB yang telah memenuhi kualitas akuisisi dikonversi ke ruang warna CIE $L^*a^*b^*$ sebelum proses *thresholding* dilakukan. Ruang warna CIE Lab* digunakan untuk memperoleh kanal kromatik a^* (Yang, 2024). Kanal a^* merepresentasikan sumbu hijau–merah sehingga kanal ini relevan untuk mengekstraksi vegetasi hijau dari latar belakang non-hijau pada citra digital (Serouart et al., 2022; Madec et al., 2023; Yang, 2024). Pendekatan berbasis warna dan segmentasi vegetasi telah digunakan dalam estimasi *fractional vegetation cover*, sedangkan kanal a^* pada Lab dapat membantu pemisahan objek hijau dan latar pada tahap segmentasi citra (Yang, 2024; Ma et al., 2025). Namun, pemrosesan berbasis warna tetap memiliki keterbatasan ketika objek yang berbeda

memiliki kemiripan warna, seperti daun jagung dan gulma (Zhang et al., 2023; Yang, 2024).

Nilai kanal a^* kemudian ditransformasi agar sesuai dengan kebutuhan segmentasi berbasis intensitas. Nilai a^* digeser dengan persamaan $a_shifted = a^* + 128$ untuk mengubah rentang nilai kanal menjadi rentang positif pada citra 8-bit. Nilai tersebut kemudian diinversikan dengan persamaan $a_inverted = 255 - a_shifted$ agar objek dengan kecenderungan hijau memiliki nilai intensitas lebih tinggi. Transformasi ini penting karena *thresholding* bekerja dengan membandingkan nilai piksel terhadap ambang tertentu (Hu, Dai and Peng, 2018; Sekertekin, 2021). Dengan demikian, kanal $a_inverted$ menjadi dasar numerik yang seragam untuk menerapkan *thresholding* pada pemisahan piksel vegetasi dan non-vegetasi karena kanal a^* pada ruang warna Lab dapat dimanfaatkan dalam segmentasi objek hijau pada citra lapangan (Soetedjo et al., 2022; Yang, 2024).

Pengolahan citra dilakukan menggunakan Python dengan pustaka Scikit-image. Scikit-image merupakan pustaka pemrosesan citra berbasis Python yang menyediakan fungsi untuk membaca citra, mengubah ruang warna, melakukan segmentasi, dan menghitung parameter berbasis piksel (Goyal et al., 2023; Tan et al., 2024). Pustaka ini bersifat *open-source* dan telah digunakan dalam berbagai alur kerja ilmiah karena mendukung analisis citra yang dapat direplikasi (Franco-Barranco et al., 2023; Goyal et al., 2023). Dalam penelitian ini, Scikit-image digunakan untuk menjalankan *preprocessing* citra, konversi warna, ekstraksi kanal a^* , transformasi intensitas, dan persiapan citra sebelum *thresholding*. Penggunaan alur komputasional ini membuat setiap metode *thresholding* diterapkan pada input kanal yang sama, sehingga perbedaan hasil dapat dikaitkan dengan karakter algoritma *thresholding*, bukan perbedaan *preprocessing*.

2. Segmentasi *Thresholding* dan Pembentukan Citra Biner

Segmentasi citra dilakukan untuk memisahkan piksel vegetasi dan non-vegetasi pada kanal $a_inverted$. *Thresholding* digunakan karena metode ini dapat mengubah citra intensitas menjadi citra biner berdasarkan nilai ambang piksel (Xing, Yang and Qingge, 2020; Li and Gui, 2024). Dalam analisis vegetasi, citra biner menjadi dasar untuk menghitung tutupan hijau, *background*, dan gap secara otomatis (Hu, Dai and Peng, 2018; Raharjo et al., 2024). Setiap piksel yang berada pada kelas vegetasi diperlakukan sebagai objek hijau, sedangkan piksel di luar kelas tersebut diperlakukan sebagai gap atau non-vegetasi. Pemisahan ini penting karena kesalahan segmentasi dapat memengaruhi

estimasi parameter kanopi turunan (Hassanein, Lari and El-Sheimy, 2018; Raharjo *et al.*, 2024).

Tujuh metode *thresholding* digunakan, yaitu Otsu, Yen, Li, Triangle, Isodata, Mean, dan Minimum. Pemilihan beberapa metode diperlukan karena setiap algoritma memiliki prinsip berbeda dalam menentukan nilai ambang (Sekertekin, 2021; Guler and Senturk, 2023). Otsu bekerja dengan memaksimalkan keterpisahan kelas berdasarkan variansi antar-kelas (Xing, Yang and Qingge, 2020). Yen dan Li termasuk pendekatan *thresholding* berbasis kriteria informasi atau optimasi distribusi intensitas sehingga dapat merespons histogram citra secara berbeda dibanding Otsu (Sekertekin, 2021; Jumiawi and El-Zaart, 2023; Priyanka, Rajalakshmi and Kholova, 2023). Triangle, Isodata, Mean, dan Minimum juga memiliki aturan ambang yang berbeda sehingga berpotensi menghasilkan citra biner yang tidak sama walaupun input kanalnya sama (Sekertekin, 2021; Guler and Senturk, 2023).

Citra biner yang dihasilkan dari setiap metode diposisikan sebagai output segmentasi utama. Pada tahap ini, binerisasi tidak dibahas sebagai proses terpisah karena citra biner merupakan hasil langsung dari *thresholding*. Nilai piksel vegetasi dan gap harus dibuat konsisten pada seluruh metode agar perhitungan parameter DCP tidak berubah akibat perbedaan kode kelas piksel. Konsistensi ini penting karena pengukuran berbasis citra digital sangat dipengaruhi oleh cara perangkat lunak mendefinisikan kelas vegetasi dan *background* (Goyal *et al.*, 2023; Raharjo *et al.*, 2024). Dalam konteks lapangan, bayangan dan variasi pencahayaan dapat menyebabkan klasifikasi piksel menjadi tidak stabil jika metode segmentasi tidak sesuai dengan karakter citra (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Madec *et al.*, 2023).

Segmentasi *thresholding* pada citra kanopi jagung manis memiliki tantangan khusus. Daun jagung, gulma, dan sebagian objek hijau lain dapat berada pada rentang nilai warna yang berdekatan (Hassanein, Lari and El-Sheimy, 2018; Zhang *et al.*, 2023). Bayangan juga dapat mengubah intensitas piksel dan menyebabkan area non-vegetasi terbaca sebagai bagian dari objek *foreground* (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Serouart *et al.*, 2022). Oleh karena itu, hasil *thresholding* tidak hanya mencerminkan kerapatan daun jagung, tetapi juga respons algoritma terhadap kompleksitas visual pada citra *downward-looking*. Kondisi ini menjadi alasan metodologis mengapa keluaran akhirnya disebut *Apparent LAI*, bukan *LAI aktual* tanaman jagung secara destruktif (Chianucci, Ferrara and Puletti, 2022; Nomura *et al.*, 2022).

Analisis statistik disusun sebagai alur keputusan karena hasil akhir dari setiap metode *thresholding* belum diketahui sebelum proses pengolahan selesai. Tahap pertama adalah

menyajikan status data hasil pengolahan. Tahap ini digunakan untuk menentukan data mana yang layak masuk analisis numerik karena segmentasi yang gagal atau nilai *LAI* yang tidak valid tidak dapat diperlakukan sebagai hasil kuantitatif. Keputusan ini penting karena estimasi *LAI* berbasis citra sangat bergantung pada keberhasilan segmentasi vegetasi dan gap (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Raharjo *et al.*, 2024).

Tahap kedua adalah statistik deskriptif *Apparent LAI* per metode *thresholding*. Parameter yang disajikan meliputi *n*, Minimum, Maksimum, *Mean*, median, dan *standard deviation* (SD). Semua metode tetap ditampilkan pada statistik deskriptif agar respons Otsu, Yen, Li, Triangle, Isodata, Mean, dan Minimum dapat dibandingkan secara awal. Nilai ekstrem tidak langsung dihapus apabila berasal dari citra yang lolos *quality control* karena nilai tersebut dapat menunjukkan sensitivitas metode *thresholding* terhadap gulma, bayangan, tanah, dan objek non-target (Hassanein, Lari and El-Sheimy, 2018; Suh, Hofstee and van Henten, 2018).

Tahap ketiga adalah analisis sensitivitas dengan koefisien variasi atau *coefficient of variation* (CV). Skenario CV ditentukan berdasarkan kelengkapan hasil pengolahan dan keputusan status data. Jika Triangle, Yen, atau Minimum menghasilkan nilai ekstrem atau kegagalan *LAI*, maka metode tersebut tetap dapat dibahas secara diagnostik, tetapi tidak wajib masuk ke uji beda nyata utama. Pendekatan ini menjaga agar analisis utama tidak dikendalikan oleh metode yang gagal atau sangat tidak stabil. Analisis sensitivitas diperlukan karena metode segmentasi yang berbeda dapat menghasilkan variasi nilaiutupan vegetasi dan gap yang berbeda (Hu, Dai and Peng, 2018; Raharjo *et al.*, 2024).

Tahap keempat adalah uji asumsi klasik untuk metode yang layak diuji secara *repeated measures*. Uji normalitas dilakukan menggunakan Kolmogorov–Smirnov (KS) pada nilai *LAI* setiap metode. Uji sferisitas dilakukan menggunakan *Mauchly's test of sphericity* pada data yang dikategorikan stabil. Jika p-hitung Mauchly lebih besar dari 0,05, maka asumsi sferisitas dianggap terpenuhi. Jika p-hitung Mauchly lebih kecil atau sama dengan 0,05, maka sferisitas dianggap tidak terpenuhi dan analisis menggunakan koreksi Greenhouse–Geisser (GG) berdasarkan nilai epsilon (ϵ) (Maria J Blanca *et al.*, 2023; Avci and Dag, 2024; Blanca *et al.*, 2024).

Tahap kelima adalah *Repeated Measures Analysis of Variance* (RM ANOVA). Uji ini digunakan karena nilai *LAI* dari beberapa metode *thresholding* berasal dari id sampel yang sama. Jika asumsi sferisitas terpenuhi, interpretasi dapat menggunakan p-hitung tanpa koreksi. Jika sferisitas tidak

terpenuhi, p-hitung yang digunakan adalah p-hitung hasil koreksi Greenhouse–Geisser. Nilai epsilon diperhatikan karena besarnya pelanggaran sferisitas memengaruhi derajat kebebasan dan keputusan signifikansi (Maria J Blanca *et al.*, 2023; Avci and Dag, 2024; Blanca *et al.*, 2024).

Repeated Measures ANOVA yang menunjukkan perbedaan nyata mengharuskan analisis dengan uji lanjut berpasangan. Uji lanjut dilakukan dengan koreksi Holm–Bonferroni untuk mengendalikan risiko kesalahan tipe I akibat banyak perbandingan (Avci and Dag, 2024). Pasangan metode dibandingkan hanya pada metode yang dikategorikan stabil. Jika hasil ANOVA tidak signifikan, uji lanjut tidak perlu dijadikan dasar interpretasi utama.

Analisis Data

Perhitungan *Apparent LAI* dilakukan setelah citra hasil *thresholding* dikonversi menjadi citra biner. Citra biner digunakan karena parameter DCP bergantung pada pemisahan piksel vegetasi dan gap secara eksplisit (Raharjo *et al.*, 2024; Yang *et al.*, 2024). Pendekatan berbasis *gap fraction* telah banyak digunakan dalam estimasi LAI optik karena celah kanopi berkaitan langsung dengan peluang cahaya menembus tajuk (Chianucci, Ferrara and Puletti, 2022; Xing *et al.*, 2024; Yang *et al.*, 2024). Dalam penelitian ini, citra berukuran 720 × 720 piksel dibagi menjadi 49 sub-sampel melalui grid 7 × 7. Pembagian grid digunakan untuk membaca distribusi gap secara spasial, bukan hanya jumlah gap total pada seluruh citra. Pendekatan ini penting karena struktur kanopi dan pengelompokan vegetasi dapat memengaruhi estimasi LAI dari citra optik (Zou *et al.*, 2019; Xing *et al.*, 2024).

Tahap awal perhitungan dilakukan dengan menghitung jumlah piksel gap pada setiap sub-sampel. Nilai gap pada sub-sampel digunakan untuk memperoleh rata-rata gap, standar deviasi gap, dan *standard error of the mean* (SEM). Nilai SEM dihitung dengan persamaan berikut:

$$SEM = s/\sqrt{Gn} \quad (1)$$

Standar deviasi dilambangi sebagai *s* dari jumlah piksel gap dan *Gn* sebagai jumlah sub-sampel yang memiliki gap. Sub-sampel kemudian dikategorikan sebagai *large gap* ketika memenuhi kriteria rumus berikut:

$$GI \geq Pg + SEM \quad (2)$$

Pemisahan *large gap* diperlukan karena gap besar dan gap kecil tidak selalu memiliki makna struktural yang sama dalam analisis tajuk (Zou *et al.*, 2019). Gap besar lebih berkaitan dengan bukaan antarbagian tajuk, sedangkan gap kecil dapat muncul dari celah internal daun, bayangan, atau struktur tajuk yang lebih rapat (Zou *et al.*, 2019).

Parameterutupan tajuk dihitung melalui:

$$Cc = 1 - (GI/Pt) \quad (3)$$

Sedangkan, tutupan dedaunan dihitung melalui:

$$Fc = 1 - (Gt/Pt) \quad (4)$$

Dalam formulasi ini, *Cc* merepresentasikan *crown cover*, *Fc* merepresentasikan *foliage cover*, *GI* merepresentasikan *large gap*, *Gt* merepresentasikan jumlah piksel gap, dan *Pt* merepresentasikan jumlah piksel sampel. Perbedaan antara *crown cover* dan *foliage cover* penting karena kanopi tidak hanya tersusun atas jumlah vegetasi total, tetapi juga pola bukaan dan pengelompokan daun (Chianucci, Ferrara and Puletti, 2022). Pada citra *downward-looking* jagung manis, nilai *Fc* dapat meningkat ketika daun jagung dan gulma sama-sama terbaca sebagai vegetasi. Oleh karena itu, *Fc* pada penelitian ini perlu dipahami sebagai tutupan vegetasi tampak, bukan tutupan daun jagung murni (Nomura *et al.*, 2022; Raharjo *et al.*, 2024).

Nilai *Gf* menjadi variabel kunci karena LAI optik umumnya diturunkan dari hubungan antara bukaan kanopi dan pelemahan cahaya (Xing *et al.*, 2024). *Gap fraction* dihitung sebagai berikut:

$$Gf = 1 - Fc \quad (5)$$

Prinsip ini mengikuti bentuk dasar hukum Beer–Lambert, yaitu semakin kecil *gap fraction*, semakin besar nilai LAI yang diestimasi (Raj *et al.*, 2019; Xing *et al.*, 2024; Zhang *et al.*, 2025). Adapun, LAI efektif dihitung melalui:

$$LA_{\text{eff}} = -\ln(Gf)/k \quad (6)$$

Nilai *k* merupakan *light extinction coefficient* yang menghubungkan *gap fraction* dengan pelemahan cahaya di dalam tajuk (Raj *et al.*, 2019; Yang *et al.*, 2024). Dalam penelitian ini, *k* = 0,5 digunakan sebagai nilai tetap agar perbedaan LAI lebih merepresentasikan sensitivitas metode *thresholding* daripada perubahan parameter radiasi. Nilai *k* digunakan sebagai koefisien penghubung antara *gap fraction* dan estimasi LAI dalam formulasi Beer–Lambert sehingga pemilihannya perlu dijaga tetap konstan agar perbedaan LAI lebih mencerminkan sensitivitas segmentasi daripada perubahan parameter model (Raj *et al.*, 2019; He and Lyu, 2023; Yang *et al.*, 2024).

Koreksi *clumping* dilakukan karena daun pada tajuk tidak selalu tersebar acak. Tajuk jagung manis memiliki daun yang memanjang dan bertumpuk. Sedangkan, gulma dapat membentuk kelompok vegetasi di bawah atau di antara tanaman. Kondisi tersebut dapat menyebabkan *gap fraction* tidak mewakili distribusi daun yang benar-benar acak (Raj *et al.*, 2019; Zou *et al.*, 2019). *Crown porosity* dihitung dengan rumus berikut:

$$Cp = 1 - Fc/Cc \quad (7)$$

Sedangkan *clumping index* (CI) dihitung dengan rumus berikut:

$$CI = ((1 - C_p) \times \ln(1 - F_c)) / (\ln(C_p) \times F_c) \quad (8)$$

CI kemudian digunakan untuk memperoleh *Apparent LAI* melalui formula berikut:

$$LAI = LA_{eff} / CI \quad (9)$$

Koreksi ini penting karena *clumping* dapat menyebabkan LAI optik terestimasi terlalu rendah atau terlalu tinggi apabila pola pengelompokan vegetasi tidak diperhitungkan (Raj et al., 2019; Zou et al., 2019). Formulasi tersebut membuat nilai *Apparent LAI* sangat bergantung pada kualitas segmentasi awal. Jika metode *thresholding* mengklasifikasikan gulma, bayangan gelap, atau objek non-target sebagai vegetasi, maka F_c meningkat dan G_f menurun. Penurunan G_f akan meningkatkan LA_{eff} secara logaritmik melalui persamaan Beer–Lambert (Raj et al., 2019; Xing et al., 2024; Zhang et al., 2025). Sebaliknya, jika daun jagung tidak terbaca sebagai vegetasi, maka F_c menurun, G_f meningkat, dan LA_{eff} menjadi lebih rendah. Oleh karena itu, *Apparent LAI* dalam penelitian ini tidak hanya mencerminkan struktur daun jagung, tetapi juga mencerminkan respons *thresholding* terhadap seluruh objek yang terbaca pada citra *downward-looking* (Nomura et al., 2022; Raharjo et al., 2024).

HASIL DAN PEMBAHASAN

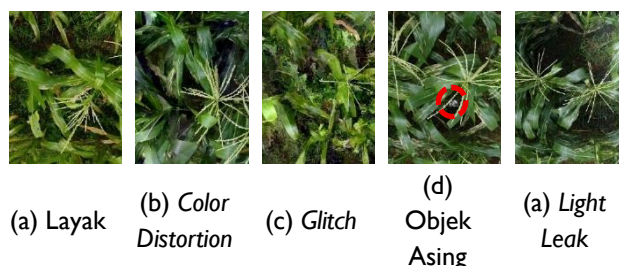
QC dilakukan untuk memastikan bahwa citra RGB yang dianalisis benar-benar merepresentasikan kondisi visual kanopi jagung manis secara layak. Pada pengukuran berbasis DCP, kualitas citra penting karena estimasiutupan kanopi, *gap fraction*, dan LAI bergantung pada keterbacaan piksel vegetasi dan non-vegetasi (Alivernini et al., 2018; Chianucci, Ferrara and Puletti, 2022). Citra *downward-looking* juga sensitif terhadap pencahayaan, bayangan, dan variasi objek lapangan karena seluruh objek yang berada dalam bidang pandang kamera dapat memengaruhi hasil segmentasi (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Zhang et al., 2023). Oleh karena itu, QC tidak digunakan untuk menghilangkan variasi biologis seperti gulma atau tanah terbuka, tetapi untuk mengeluarkan citra yang mengalami gangguan teknis dan visual yang dapat merusak informasi piksel utama (Chianucci, Ferrara and Puletti, 2022; Raharjo et al., 2024).

Tabel 1. Hasil *Quality Control*

| Keterangan | Jumlah |
|-------------------------|--------|
| <i>Color distortion</i> | 2 |
| <i>Glitch</i> | 3 |
| Objek Asing | 2 |
| <i>Light leak</i> | 1 |

| Lolos | 112 |
|-------|-----|
|-------|-----|

Tabel 1 menunjukkan bahwa citra yang dikeluarkan berasal dari gangguan teknis dan visual, bukan dari perbedaan alami struktur kanopi. Secara visual, citra yang layak seharusnya memiliki objek yang tajam, warna yang stabil, dan batas yang masih dapat dibedakan antara daun jagung, gulma, tanah, dan bayangan. Adapun, *color distortion* menyebabkan warna daun jagung, gulma, tanah, dan bayangan tidak lagi merepresentasikan kondisi lapangan secara wajar. *Glitch* atau gangguan visual memutus kontinuitas objek dan mengubah pola piksel. Beberapa citra dikeluarkan karena ada objek asing yang mempengaruhi kualitas citra. Sedangkan, satu citra dikeluarkan karena *light leak* atau kebocoran cahaya pada kamera yang menyebabkan pencahayaan tidak asli. Keputusan ini penting karena segmentasi vegetasi berbasis citra sangat dipengaruhi oleh kestabilan warna, pencahayaan, dan keterpisahan objek dari latar belakang (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Zhang et al., 2023). Kondisi ketidaklayakan tersebut dapat menurunkan keandalan *thresholding* karena metode segmentasi bekerja berdasarkan distribusi intensitas piksel (Xing, Yang and Qingge, 2020; Jumiawi and El-Zaart, 2023).



Gambar 1. Perbandingan *Visual Quality Control*

Secara visual, Gambar 1 menunjukkan bahwa citra layak memiliki warna hijau yang relatif stabil, objek daun jagung dan gulma masih terbaca jelas, serta batas antara vegetasi, tanah, dan bayangan masih dapat diamati. Sebaliknya, citra dengan *color distortion* memperlihatkan perubahan warna yang tidak wajar, citra *glitch* menunjukkan gangguan visual yang merusak kontinuitas objek, citra dengan objek asing yang ditandai lingkaran menampilkan elemen non-vegetasi berwarna silver yang berpotensi mengganggu klasifikasi piksel, dan citra *light leak* menunjukkan kebocoran cahaya pada ujung bagian gambar yang menyebabkan intensitas lokal tidak merepresentasikan kondisi lapangan secara normal. Oleh karena itu, citra yang dikeluarkan pada tahap *quality control* merupakan citra dengan gangguan teknis, sedangkan variasi biologis seperti gulma, tanah terbuka, dan bayangan alami tetap dipertahankan sebagai bagian dari kompleksitas visual dalam estimasi *Apparent LAI*.

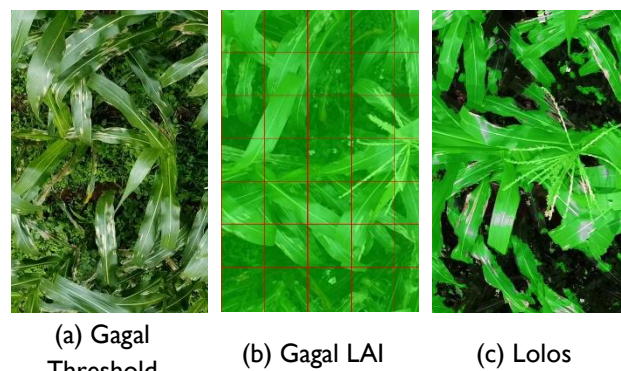
Analisis overlay dan grid digunakan untuk menilai keberhasilan segmentasi sebelum nilai *Apparent LAI* diinterpretasikan secara numerik. Overlay menunjukkan

apakah citra biner hasil *thresholding* mampu memisahkan vegetasi dari tanah, bayangan, gulma, dan objek non-target, sedangkan grid menunjukkan apakah hasil biner tersebut masih dapat diproses sampai tahap perhitungan LAI. Dalam pengukuran berbasis DCP, keberhasilan segmentasi menjadi penting karena nilai LAI optik bergantung pada pemisahan piksel vegetasi dan gap (Chianucci, Ferrara and Puletti, 2022; Raharjo et al., 2024). Kondisi lapangan seperti bayangan, perbedaan pencahayaan, dan kesamaan warna antara tanaman utama dan gulma juga dapat memengaruhi stabilitas segmentasi citra (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Zhang et al., 2023).

Tabel II. Jumlah Pengolahan

| Metode | n | Threshold & Overlay | | LAI & Grid | |
|----------|-----|---------------------|-------|------------|-------|
| | | Lolos | Gagal | Lolos | Gagal |
| Otsu | 112 | 112 | 0 | 112 | 0 |
| Yen | 112 | 112 | 0 | 112 | 0 |
| Li | 112 | 112 | 0 | 112 | 0 |
| Triangle | 112 | 112 | 0 | 112 | 0 |
| Isodata | 112 | 112 | 0 | 112 | 0 |
| Mean | 112 | 112 | 0 | 112 | 0 |
| Minimum | 112 | 84 | 28 | 80 | 32 |

Tabel 2 menunjukkan bahwa Otsu, Yen, Li, Triangle, Isodata, dan Mean memiliki tingkat keberhasilan penuh pada tahap threshold-overlay dan LAI-grid, yaitu 112 sampel lolos dari total 112 sampel. Pola ini menunjukkan bahwa keenam metode tersebut mampu menghasilkan citra biner yang dapat diproses lanjut sampai perhitungan LAI, meskipun kualitas pemisahan visualnya tetap perlu dinilai pada tahap interpretasi overlay. Sebaliknya, metode Minimum hanya menghasilkan 84 citra lolos pada tahap threshold-overlay dan 80 citra lolos pada tahap LAI-grid. Artinya, terdapat 28 citra yang gagal sejak tahap threshold-overlay dan 32 citra yang gagal pada tahap LAI-grid. Kondisi ini menunjukkan bahwa Minimum merupakan metode paling tidak stabil dalam alur pengolahan, karena sebagian hasil *thresholding* tidak mampu menghasilkan citra biner yang layak atau tidak dapat diteruskan menjadi nilai LAI valid. Ketidakstabilan tersebut dapat terjadi karena metode *thresholding* sangat dipengaruhi oleh bentuk distribusi intensitas piksel, terutama ketika pemisahan antara objek vegetasi dan *background* tidak membentuk pola histogram yang jelas (Xing, Yang and Qingge, 2020; Jumiawi and El-Zaart, 2023; Kumar, Kumar and Vishwakarma, 2023).



Gambar 2. Perbandingan Visual Overlay pada Threshold Minimum

Secara visual, Gambar 2-a memperlihatkan daun jagung yang saling bertumpuk dengan gulma dan area gelap di antara kanopi sehingga metode Minimum berisiko kesulitan menentukan batas intensitas yang stabil. Adapun, Gambar 2-b kegagalan LAI ditunjukkan dari threshold yang bekerja tetapi menutupi seluruh seluruh bidang citra, termasuk area yang secara visual berpotensi bukan daun jagung murni. Kondisi tersebut memperlihatkan bahwa threshold dapat dinyatakan lolos secara teknis tetapi masih berpotensi membawa bias karena gulma, bayangan, atau latar berwarna gelap dapat ikut terbaca sebagai vegetasi. Adapun, Gambar 2-c menunjukkan vegetasi tampak lebih terstruktur dan masih memungkinkan pembentukan grid untuk perhitungan LAI dengan threshold Minimum, meskipun daun jagung dan gulma tetap berpotensi berada dalam kelas hijau yang sama. Oleh karena itu, status lolos pada overlay dan grid Minimum tidak selalu berarti hasil bebas bias tetapi berarti hasil masih dapat diproses secara komputasional dalam alur estimasi *Apparent LAI*. Hasil ini menegaskan bahwa Minimum perlu diposisikan sebagai metode diagnostik, bukan sebagai metode utama untuk uji beda nyata. Kegagalan Minimum pada 28 threshold-overlay dan 32 LAI-grid menunjukkan bahwa metode ini tidak konsisten ketika diterapkan pada citra *downward-looking* kanopi jagung manis yang memiliki kombinasi daun, gulma, tanah, dan bayangan. Sebaliknya, metode Otsu, Yen, Li, Triangle, Isodata, dan Mean dapat melanjutkan seluruh sampel ke tahap LAI sehingga keenam metode tersebut layak dibahas lebih jauh pada statistik deskriptif. Namun, kelolosan penuh tetap perlu ditafsirkan hati-hati karena keberhasilan komputasional belum tentu menunjukkan ketepatan biologis pemisahan daun jagung dari gulma. Dengan demikian, tabel status data berfungsi sebagai penyaring awal antara kegagalan teknis pengolahan dan perbedaan nilai LAI yang masih dapat ditafsirkan sebagai respons *thresholding* valid (Chianucci, Ferrara and Puletti, 2022; Raharjo et al., 2024).

Statistik deskriptif digunakan untuk membaca pola awal *Apparent LAI* dari setiap metode *thresholding* sebelum

dilakukan analisis sensitivitas dan uji beda nyata. Parameter n , minimum, maksimum, *mean*, median, dan SD menunjukkan seberapa besar perubahan nilai LAI akibat perbedaan cara algoritma membaca piksel vegetasi dan gap. Dalam analisis berbasis DCP, perubahan segmentasi piksel dapat memengaruhi *gap fraction* dan nilai LAI turunan (Chianucci, Ferrara and Puletti, 2022; Raharjo et al., 2024). Oleh karena itu, nilai ekstrem pada bagian ini tidak langsung diperlakukan sebagai kesalahan statistik tetapi dibaca sebagai respons metode *thresholding* terhadap kompleksitas visual citra, termasuk gulma, bayangan, tanah, dan objek non-target (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Zhang et al., 2023).

Tabel III. Statistik Deskriptif

| Metode | Min | Max | Mean | Median | SD |
|----------|-------|-------|-------|--------|-------|
| Otsu | 1.638 | 2.997 | 2.370 | 2.393 | 0.299 |
| Yen | 1.645 | 21.04 | 3.918 | 3.055 | 2.983 |
| Li | 1.846 | 3.375 | 2.608 | 2.636 | 0.335 |
| Triangle | 0.004 | 20.14 | 9.438 | 10.76 | 4.757 |
| Isodata | 1.846 | 3.244 | 2.607 | 2.623 | 0.315 |
| Mean | 1.645 | 2.295 | 1.999 | 1.988 | 0.137 |
| Minimum | 0.654 | 14.44 | 4.518 | 4.487 | 2.369 |

Tabel 3 menunjukkan bahwa Otsu, Li, Isodata, dan Mean memiliki rentang LAI yang relatif sempit dibandingkan Yen, Triangle, dan Minimum. Otsu menghasilkan LAI antara 1.638–2.997 dengan SD 0.299, Li menghasilkan 1.846–3.375 dengan SD 0.335, Isodata menghasilkan 1.848–3.244 dengan SD 0.315, dan Mean menghasilkan 1.645–2.295 dengan SD 0.137. Pola tersebut menunjukkan bahwa keempat metode ini lebih stabil dalam menghasilkan *Apparent LAI* pada citra yang sama. Stabilitas ini penting karena metode segmentasi yang konsisten akan menghasilkan perhitungan tutupan vegetasi dan gap yang lebih terkendali (Xing, Yang and Qingge, 2020; Priyanka, Rajalakshmi and Kholova, 2023). Sebaliknya, Yen, Triangle, dan Minimum menunjukkan rentang nilai yang jauh lebih lebar sehingga ketiganya perlu dibaca sebagai metode yang lebih sensitif terhadap kondisi visual lapangan.

Triangle menjadi metode dengan indikasi *overestimate* paling kuat. Nilai mean Triangle mencapai 9.438 dan median 10.76, jauh lebih tinggi dibandingkan Otsu, Li, Isodata, dan Mean. Nilai maksimum Triangle juga mencapai 20.14. Sedangkan, nilai minimumnya sangat rendah, yaitu 0.004. Kombinasi nilai maksimum tinggi, minimum mendekati nol, dan SD 4.757 menunjukkan bahwa Triangle tidak hanya menghasilkan LAI tinggi tetapi juga sangat tidak stabil. Secara metodologis, kondisi ini dapat terjadi ketika distribusi intensitas piksel tidak memberikan batas yang ideal antara vegetasi dan *background* sehingga *threshold* dapat bergeser terlalu longgar atau terlalu ketat (Xing, Yang

and Qingge, 2020; Jumiawi and El-Zaart, 2023; Kumar, Kumar and Vishwakarma, 2023; Li and Gui, 2024). Pada konteks *Apparent LAI*, pergeseran tersebut penting karena sedikit perubahan klasifikasi vegetasi dapat menurunkan *gap fraction* dan meningkatkan LAI secara logaritmik (Raharjo et al., 2024; Yang et al., 2024).

Yen juga menunjukkan kecenderungan *overestimate* tetapi tidak sekuat Triangle. Nilai maksimum Yen mencapai 21.04, lebih tinggi daripada seluruh metode lain, tetapi mean Yen masih berada pada 3.918 dan median 3.055. Pola ini menunjukkan bahwa mayoritas nilai Yen tidak setinggi Triangle tetapi terdapat sebagian sampel yang melonjak sangat tinggi. Dengan demikian, anomali Yen lebih bersifat episodik. Sedangkan, Triangle menunjukkan kecenderungan tinggi secara lebih menyeluruh. Dalam segmentasi vegetasi, kondisi gelap, variasi iluminasi, atau vegetasi bawah dapat menurunkan kestabilan segmentasi *foreground-background* (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Serouart et al., 2022; Madec et al., 2023). Hal tersebut relevan dengan citra *downward-looking* karena daun jagung, gulma, bayangan, dan tanah gelap berada dalam bidang pandang yang sama (Hassanein, Lari and El-Sheimy, 2018; Zhang et al., 2023).



(a) Yen Overestimated (b) Triangle Overestimated (c) Triangle Underestimated

Gambar 3. Perbandingan Visual *Overestimated* dan *Underestimated*

Secara visual, metode Yen yang mengalami *overestimated* memperlihatkan area overlay hijau yang sangat luas dan pekat sehingga bagian daun jagung, gulma, dan area gelap di antara kanopi berpotensi terbaca sebagai vegetasi dalam satu kelas. Contoh yang sama pada metode Triangle yang mengalami *overestimated* juga menunjukkan dominasi hijau yang meluas hampir ke seluruh area citra, termasuk bagian yang secara visual tidak seluruhnya merepresentasikan daun jagung murni. Kondisi tersebut menjelaskan mengapa nilai *Apparent LAI* dapat menjadi sangat tinggi karena peningkatan piksel vegetasi menyebabkan *gap fraction* menurun dan LAI_{eff} meningkat (Raharjo et al., 2024; Yang et al., 2024). Sebaliknya, pada Triangle yang menunjukkan kasus *underestimate* terjadi karena sebagian area kanopi yang seharusnya terbaca sebagai vegetasi tampak tidak terklasifikasi secara memadai. Perbedaan respons visual ini

memperkuat bahwa Triangle memiliki sensitivitas ekstrem pada dua arah, yaitu *overestimated* dan *underestimated*.

Minimum perlu dibaca berbeda dari Triangle dan Yen karena jumlah sampel validnya hanya 80. Nilai mean Minimum sebesar 4.519, median 4.487, maksimum 14.44, dan SD 2.369 menunjukkan bahwa metode ini tetap menghasilkan variasi LAI besar pada sampel yang lolos. Namun, nilai tersebut hanya berasal dari citra yang berhasil melewati tahap LAI-grid sehingga interpretasinya tidak dapat disetarakan langsung dengan metode yang memiliki $n = 112$. Dengan kata lain, Minimum tidak hanya sensitif dalam menghasilkan nilai LAI tetapi juga sensitif pada tahap keberhasilan pengolahan. Hal ini konsisten dengan hasil status data sebelumnya yang menunjukkan adanya kegagalan *threshold-overlay* dan LAI-grid pada Minimum. Ketidakstabilan tersebut menunjukkan bahwa Minimum lebih tepat diposisikan sebagai metode diagnostik, bukan metode utama untuk uji beda nyata.

Hasil statistik deskriptif ini memperlihatkan bahwa nilai ekstrem merupakan bagian penting dari karakter metode *thresholding*. Triangle dan Yen tetap dipertahankan dalam deskripsi karena keduanya menunjukkan bagaimana algoritma dapat menghasilkan *Apparent LAI* sangat tinggi ketika vegetasi, gulma, bayangan, atau latar tertentu terbaca sebagai satu kelas hijau. Minimum juga tetap ditampilkan karena kegagalan dan variasi nilainya menjelaskan batas stabilitas metode *thresholding* pada data ini. Namun, untuk analisis beda nyata utama, metode yang lebih stabil seperti Otsu, Li, Isodata, dan Mean lebih layak diprioritaskan agar pengujian tidak didominasi oleh metode yang ekstrem atau tidak lengkap. Dengan demikian, Tabel 3 tidak hanya menyajikan ringkasan angka tetapi juga menjadi dasar untuk memisahkan metode stabil dan metode diagnostik pada analisis statistik lanjutan (Chianucci, Ferrara and Puletti, 2022; Raharjo *et al.*, 2024).

Analisis sensitivitas dilakukan menggunakan CV untuk menilai seberapa besar keragaman *Apparent LAI* akibat kombinasi metode *thresholding*. CV digunakan karena ukuran ini menyatakan variasi relatif terhadap nilai rata-rata sehingga dapat membantu membandingkan tingkat keragaman pada kelompok data yang memiliki rerata berbeda (Singh and Sharma, 2025). Dalam konteks DCP, perubahan nilai CV penting karena kesalahan atau perbedaan segmentasi dapat mengubah estimasi *gap fraction* dan LAI turunan (Chianucci, Ferrara and Puletti, 2022; Raharjo *et al.*, 2024). Analisis ini juga membantu membedakan variasi yang masih moderat dari variasi ekstrem akibat metode yang terlalu sensitif terhadap gulma, bayangan, tanah, atau objek non-target (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Zhang *et al.*, 2023).

Tabel IV. Sensitivitas Koefisien Variasi

| CV LAI (%) | Min | Max | Mean | Median | SD |
|------------|-------|-------|-------|--------|-------|
| Moderat | 5.841 | 21.75 | 12.65 | 12.48 | 3.927 |
| +Ekstrem | 9.137 | 136.8 | 73.77 | 87.70 | 38.52 |
| Lengkap | 19.56 | 144.7 | 70.28 | 79.42 | 34.57 |

Tabel 4 menunjukkan bahwa skenario CV LAI (%) Moderat merupakan metode *threshold* yang stabil, yaitu Otsu, Li, Isodata, dan Mean. Hasil menunjukkan variasi paling rendah dengan mean 12.65%, median 12.48%, dan SD 3.927%. Skenario ini merepresentasikan kelompok metode yang lebih stabil, yaitu Otsu, Li, Isodata, dan Mean. Nilai minimum 5.841% dan maksimum 21.75% menunjukkan bahwa perbedaan antar-metode tetap ada, tetapi masih berada pada kisaran yang lebih terkendali. Kondisi ini mengindikasikan bahwa metode stabil menghasilkan respons segmentasi yang relatif seragam terhadap citra *downward-looking* jagung manis. Dengan demikian, skenario moderat dapat digunakan sebagai dasar utama untuk membaca variasi LAI yang tidak didominasi oleh metode ekstrem.

Skenario CV LAI (%) +Ekstrem menunjukkan peningkatan variasi yang sangat besar setelah Triangle dan Yen dimasukkan. Nilai mean meningkat menjadi 73.77%, median menjadi 87.70%, dan SD menjadi 38.52%. Peningkatan ini menunjukkan bahwa Triangle dan Yen memberikan kontribusi kuat terhadap pelebaran rentang *Apparent LAI*. Secara metodologis, hal ini sejalan dengan hasil statistik deskriptif sebelumnya, yaitu Triangle memiliki mean dan median tinggi, sedangkan Yen memiliki nilai maksimum yang sangat besar. Dalam citra berbasis vegetasi, variasi ekstrem seperti ini dapat muncul ketika algoritma *thresholding* membaca bayangan, gulma, atau latar gelap sebagai bagian dari vegetasi sehingga *gap fraction* menurun dan LAI meningkat (Raharjo *et al.*, 2024; Yang *et al.*, 2024).

Skenario CV LAI (%) Lengkap hanya menggunakan 80 sampel karena harus memasukkan metode Minimum yang memiliki hasil LAI valid lebih sedikit. Nilai mean pada skenario ini sebesar 70.28%, median 79.42%, dan SD 34.57%. Meskipun mean dan median sedikit lebih rendah daripada skenario ekstrem, nilai minimum meningkat menjadi 19.56% dan maksimum mencapai 144.7%. Hal ini menunjukkan bahwa masuknya Minimum tidak hanya menambah variasi tetapi juga membatasi analisis pada data yang lengkap. Dengan kata lain, skenario lengkap mencerminkan gabungan antara sensitivitas numerik dan kehilangan data akibat kegagalan pengolahan pada Minimum.

Hasil ini memperjelas bahwa Triangle, Yen, dan Minimum tidak perlu diperlakukan sama dengan Otsu, Li, Isodata, dan Mean dalam uji beda nyata utama. Triangle dan Yen tetap penting karena memperlihatkan potensi *overestimated* atau

underestimated Apparent LAI akibat respons *thresholding* terhadap kompleksitas visual. Minimum juga tetap penting karena menunjukkan batas kegagalan pengolahan, terutama ketika *threshold* dan *grid* tidak selalu menghasilkan nilai *LAI* valid. Namun, untuk analisis inferensial utama, skenario moderat lebih layak digunakan karena tidak didominasi oleh nilai ekstrem dan tidak kehilangan sampel. Dengan demikian, analisis sensitivitas menjadi penghubung antara interpretasi visual, statistik deskriptif, dan pemilihan metode yang masuk ke uji asumsi klasik serta RM ANOVA.

Uji asumsi klasik dilakukan untuk memastikan bahwa data *Apparent LAI* yang dihasilkan dari setiap metode *thresholding* layak dibaca secara statistik sebelum masuk ke tahap pengujian beda rerata. Pemeriksaan ini penting karena nilai *LAI* berasal dari pengolahan citra yang sama, tetapi diproses dengan algoritma *thresholding* berbeda, sehingga setiap metode dapat menghasilkan pola sebaran data yang berbeda akibat perbedaan respons terhadap piksel vegetasi, *gap*, bayangan, tanah, dan gulma (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Raharjo *et al.*, 2024). Dalam rancangan analisis, normalitas diperiksa menggunakan Kolmogorov-Smirnov, sedangkan sferisitas diperiksa menggunakan *Mauchly's test* pada data yang dikategorikan stabil.

Hasil uji normalitas perlu disajikan terlebih dahulu karena normalitas menunjukkan apakah sebaran nilai *Apparent LAI* pada setiap metode masih mengikuti pola distribusi yang dapat diterima untuk analisis parametrik. Pada konteks ini, nilai *p*-hitung menjadi dasar utama pembacaan, yaitu metode dengan *p*-hitung lebih besar dari 0,05 dianggap tidak berbeda nyata dari distribusi normal, sedangkan metode dengan *p*-hitung lebih kecil atau sama dengan 0,05 menunjukkan penyimpangan distribusi (María J Blanca *et al.*, 2023; Blanca *et al.*, 2024).

Tabel V. Hasil Uji Normalitas Kolmogorov-Smirnov

| Metode | KS-Statistik | <i>p</i> -hitung |
|----------|--------------|------------------|
| Otsu | 0.0610 | 0.7755 |
| Yen | 0.3038 | 0.0000* |
| Li | 0.0488 | 0.9403 |
| Triangle | 0.1323 | 0.0360* |
| Isodata | 0.0699 | 0.6187 |
| Mean | 0.0539 | 0.8828 |
| Minimum | 0.1226 | 0.1663 |

Tabel 5 menunjukkan bahwa Otsu, Li, Isodata, Mean, dan Minimum memiliki *p*-hitung lebih besar dari 0,05, sehingga sebaran *Apparent LAI* pada metode-metode tersebut tidak menunjukkan penyimpangan nyata dari distribusi normal. Nilai *p*-hitung Otsu sebesar 0,7755, Li sebesar 0,9403, Isodata sebesar 0,6187, Mean sebesar 0,8828, dan Minimum sebesar 0,1663 memperlihatkan bahwa data yang dihasilkan masih dapat dibaca sebagai data yang memenuhi asumsi

normalitas. Kondisi ini memperkuat bahwa Otsu, Li, Isodata, dan Mean memiliki kestabilan distribusional yang lebih baik karena seluruhnya juga memiliki jumlah sampel lengkap sebanyak 112.

Sebaliknya, Yen dan Triangle memiliki *p*-hitung lebih kecil dari 0,05, yaitu 0,0000 pada Yen dan 0,0360 pada Triangle, sehingga keduanya tidak memenuhi asumsi normalitas. Hasil ini menunjukkan bahwa nilai *Apparent LAI* pada kedua metode tidak tersebar secara seimbang, tetapi cenderung dipengaruhi oleh nilai ekstrem yang muncul pada sebagian citra. Secara metodologis, pola tersebut sejalan dengan karakter citra kanopi yang kompleks, karena variasi bayangan, tanah gelap, gulma, dan daun jagung yang saling bertumpuk dapat menyebabkan segmentasi vegetasi dan non-vegetasi menjadi tidak stabil (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Raharjo *et al.*, 2024).

Ketidaknormalan pada Yen dapat dibaca sebagai indikasi bahwa metode tersebut menghasilkan lonjakan nilai *Apparent LAI* pada beberapa sampel tertentu, bukan menghasilkan variasi yang merata pada seluruh citra. Hal ini penting karena nilai maksimum Yen pada statistik deskriptif sebelumnya sangat tinggi, sehingga hasil normalitas pada Tabel 5 memperkuat bahwa sebagian data Yen menyimpang dari pola sebaran umum. Dalam pengukuran *LAI* berbasis citra, kondisi seperti ini dapat terjadi ketika sebagian area non-target atau area gelap ikut terbaca sebagai vegetasi, sehingga *gap fraction* menurun dan nilai *LAI* meningkat secara tidak proporsional (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Raharjo *et al.*, 2024).

Triangle juga menunjukkan ketidaknormalan, tetapi pola masalahnya perlu dibaca sebagai ketidakstabilan dua arah karena metode ini sebelumnya memperlihatkan kecenderungan *overestimate* dan *underestimate*. Nilai *p*-hitung 0,0360 menunjukkan bahwa distribusi Triangle tidak sepenuhnya normal, sementara karakter visualnya memperlihatkan bahwa perubahan ambang dapat menghasilkan klasifikasi vegetasi yang terlalu luas atau terlalu sempit. Dengan demikian, Triangle tidak hanya sensitif terhadap nilai tinggi, tetapi juga terhadap kegagalan membaca sebagian vegetasi sehingga hasilnya lebih tepat diposisikan sebagai indikasi sensitivitas ekstrem *thresholding* terhadap variasi visual citra (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Raharjo *et al.*, 2024).

Minimum memenuhi normalitas pada 80 data valid, tetapi interpretasinya tidak dapat disamakan langsung dengan metode yang memiliki 112 data lengkap. Nilai *p*-hitung 0,1663 hanya menunjukkan bahwa data Minimum yang berhasil dihitung tidak menyimpang nyata dari distribusi normal, bukan menunjukkan bahwa metode Minimum stabil pada seluruh proses pengolahan. Oleh karena itu,

keterbatasan Minimum tetap terletak pada kehilangan data dan kegagalan pengolahan sebelumnya, sehingga normalitas pada data valid tidak cukup untuk menghapus statusnya sebagai metode yang problematik secara komputasional.

Setelah normalitas dibaca, pengujian sferisitas diperlukan untuk mengetahui apakah varians selisih antar-metode stabil memiliki pola yang setara. Uji ini penting pada data pengukuran berulang karena nilai *Apparent LAI* dari beberapa metode *thresholding* berasal dari sampel citra yang sama, sehingga hubungan antar-pengukuran tidak boleh diasumsikan bebas begitu saja. Pelanggaran sferisitas dapat memengaruhi ketepatan pengujian F sehingga nilai *Mauchly's W*, p-hitung, dan epsilon Greenhouse–Geisser perlu diperhatikan sebelum interpretasi statistik dilanjutkan (Maria J Blanca et al., 2023; María J Blanca et al., 2023; Blanca et al., 2024).

Tabel VI. Hasil Uji Sferisitas Moderat

| Metode | W | Chi-Square | p-hitung | Epsilon Greenhouse-Geisser |
|---------|-------|------------|----------|----------------------------|
| Moderat | 0.569 | 61.919 | 0.000* | 0.738 |

Tabel 6 menunjukkan bahwa kelompok metode Otsu, Li, Isodata, dan Mean memiliki nilai *Mauchly's W* sebesar 0,569, *Chi-Square* sebesar 61,919, df sebesar 5 karena jumlah metode *threshold* sebanyak 5 untuk moderat, dan p-hitung sebesar 0,000. Nilai p-hitung yang lebih kecil dari 0,05 menunjukkan bahwa asumsi sferisitas tidak terpenuhi pada kelompok metode stabil tersebut. Artinya, perbedaan nilai *Apparent LAI* antar-pasangan metode tidak memiliki ragam selisih yang sepenuhnya homogen sehingga struktur hubungan antar-metode perlu dikoreksi secara statistik (Maria J Blanca et al., 2023; Blanca et al., 2024).

Nilai epsilon Greenhouse–Geisser sebesar 0,738 menunjukkan bahwa pelanggaran sferisitas terjadi, tetapi tingkat pelanggarannya tidak berada pada kondisi paling ekstrem. Nilai epsilon ini menjadi dasar untuk menyesuaikan derajat kebebasan agar keputusan statistik tidak terlalu liberal akibat ketidakterpenuhan sferisitas. Koreksi Greenhouse–Geisser umum digunakan pada kondisi seperti ini karena dapat mengurangi risiko kesalahan tipe I ketika struktur kovarians pada *repeated measures* tidak memenuhi asumsi sferisitas (Maria J Blanca et al., 2023; María J Blanca et al., 2023; Blanca et al., 2024).

Hasil uji asumsi klasik menunjukkan bahwa Otsu, Li, Isodata, dan Mean merupakan kelompok metode yang paling konsisten untuk dibaca lebih lanjut karena memenuhi normalitas, memiliki jumlah sampel lengkap, dan menjadi kelompok yang diuji sferisitas. Yen dan Triangle tetap penting dibahas sebagai metode yang sensitif terhadap kompleksitas visual citra, tetapi hasil normalitasnya

menunjukkan bahwa keduanya membawa pola distribusi yang tidak stabil. Minimum memiliki distribusi normal pada data valid, tetapi kehilangan data membuatnya tetap perlu dibaca sebagai metode dengan keterbatasan pengolahan. Dengan demikian, Tabel 5 dan Tabel 6 memperkuat pemisahan antara metode yang stabil secara distribusional, metode yang ekstrem secara segmentasi, dan metode yang terbatas secara kelengkapan data (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Maria J Blanca et al., 2023; Blanca et al., 2024; Raharjo et al., 2024).

Repeated Measures Analysis of Variance digunakan untuk menguji apakah metode *thresholding* yang dikategorikan stabil menghasilkan perbedaan *Apparent LAI* yang nyata pada sampel citra yang sama. Penggunaan uji ini sesuai karena Otsu, Li, Isodata, dan Mean memiliki jumlah sampel lengkap, memenuhi asumsi normalitas, serta menjadi kelompok yang tidak didominasi oleh nilai ekstrem seperti Yen dan Triangle atau kehilangan data seperti Minimum. Adapun, uji sferisitas sebelumnya menunjukkan p-hitung *Mauchly* sebesar 0,0000 dengan epsilon Greenhouse–Geisser 0,7380 sehingga pembacaan signifikansi pada uji ini perlu menggunakan p-hitung terkoreksi Greenhouse–Geisser agar keputusan statistik tidak terlalu liberal akibat pelanggaran sferisitas (Maria J Blanca et al., 2023; Blanca et al., 2024).

Hasil RM ANOVA perlu disajikan terlebih dahulu untuk menunjukkan apakah perbedaan nilai *Apparent LAI* antar-metode stabil terjadi secara statistik atau hanya merupakan variasi acak dari pengolahan citra. Nilai F dan p-GG menjadi bagian utama yang dibaca karena F menunjukkan besarnya rasio variasi antar-metode terhadap galat, sedangkan p-GG menunjukkan signifikansi setelah derajat kebebasan disesuaikan akibat pelanggaran sferisitas. Selain itu, nilai *generalized eta squared* atau η^2 digunakan untuk membaca besar kontribusi faktor metode terhadap variasi *Apparent LAI*, sehingga hasil tidak hanya dinilai dari signifikan atau tidak signifikan, tetapi juga dari kekuatan efek metode *thresholding* (Maria J Blanca et al., 2023; Blanca et al., 2024).

Tabel VII. Hasil Uji RM ANOVA

| Source | SS | DF | MS | F | p-GG | η^2 |
|--------|-------|-----|-------|-------|--------|----------|
| Metode | 27.76 | 3 | 9.254 | 345.4 | 0.000* | 0.439 |
| Error | 8.921 | 333 | 0.027 | | | |

Tabel 7 menunjukkan bahwa faktor metode menghasilkan nilai F sebesar 345,4 dengan p-GG sebesar 0,000. Nilai p-GG yang lebih kecil dari 0,05 menunjukkan bahwa terdapat perbedaan *Apparent LAI* yang nyata antar-metode *thresholding* stabil. Hasil ini berarti bahwa Otsu, Li, Isodata, dan Mean tidak dapat dianggap menghasilkan estimasi *Apparent LAI* yang sama, meskipun semuanya lolos pengolahan, memiliki sampel lengkap, dan memenuhi

asumsi normalitas. Dengan demikian, perbedaan algoritma *thresholding* tetap memberikan pengaruh kuat terhadap hasil kuantitatif LAI berbasis *downward-looking* DCP (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Maria J Blanca et al., 2023; Raharjo et al., 2024).

Besarnya nilai *sum of square* (SS) metode sebesar 27,76 dibandingkan SS error sebesar 8,921 menunjukkan bahwa variasi antar-metode lebih dominan daripada variasi galat dalam kelompok data yang diuji. Pola ini memperlihatkan bahwa perbedaan *Apparent* LAI bukan hanya disebabkan oleh keragaman citra antar-sampel, tetapi juga oleh cara masing-masing algoritma menentukan piksel vegetasi dan gap pada input citra yang sama. Dalam konteks DCP, perbedaan kecil pada klasifikasi piksel dapat mengubah *foliage cover*, *gap fraction*, dan nilai LAI turunan, sehingga metode *thresholding* yang berbeda dapat menghasilkan pergeseran nilai LAI meskipun citra asalnya identik (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Raharjo et al., 2024).

Nilai ng^2 sebesar 0,439 menunjukkan bahwa faktor metode memiliki efek yang besar terhadap variasi *Apparent* LAI. Secara interpretatif, sekitar 43,9% variasi yang relevan dalam hasil pengukuran dapat dikaitkan dengan perbedaan metode *thresholding*, bukan hanya variasi antar-citra. Nilai efek sebesar ini memperkuat bahwa pemilihan metode *thresholding* merupakan keputusan metodologis yang sangat menentukan dalam estimasi *Apparent* LAI, terutama pada citra *downward-looking* yang memuat daun jagung, gulma, tanah, bayangan, dan objek visual lain yang dapat memengaruhi segmentasi (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Raharjo et al., 2024).

Setelah hasil RM ANOVA menunjukkan perbedaan nyata, uji lanjut diperlukan untuk mengetahui pasangan metode mana yang berbeda secara signifikan. Uji lanjut Holm–Bonferroni digunakan karena banyaknya perbandingan berpasangan dapat meningkatkan risiko kesalahan tipe I apabila setiap pasangan diuji tanpa koreksi. Koreksi ini menjaga agar interpretasi perbedaan antar-metode tetap terkendali secara statistik, terutama karena perbandingan dilakukan pada beberapa pasangan metode yang berasal dari sampel citra yang sama (Avci and Dag, 2024).

Tabel VIII. Hasil Uji Lanjut Holm-Bonferroni

| Metode | | t | p-holm | Cohen's d |
|---------|------|----------|---------|-----------|
| Isodata | Li | -0.04117 | 0.9672 | -0.00247 |
| | Mean | 22.6444 | 0.0000* | 2.50262 |
| | Otsu | 15.2066 | 0.0000* | 0.77009 |
| Li | Mean | 22.72677 | 0.0000* | 2.38108 |
| | Otsu | 15.13584 | 0.0000* | 0.74792 |
| Mean | Otsu | -15.6645 | 0.0000* | -1.59929 |

Tabel 8 menunjukkan bahwa hampir seluruh pasangan metode berbeda nyata setelah koreksi Holm–Bonferroni,

kecuali pasangan Isodata–Li. Pasangan Isodata–Li memiliki p-holm sebesar 0,9672 dan *Cohen's d* sebesar -0,00247, sehingga keduanya dapat dianggap menghasilkan *Apparent* LAI yang sangat mirip. Hasil ini konsisten dengan statistik deskriptif sebelumnya, karena rerata Isodata sebesar 2,6069 dan Li sebesar 2,6077 hampir identik, sehingga perbedaan numeriknya sangat kecil dan tidak bermakna secara praktis maupun statistik.

Perbedaan Isodata dan Li yang tidak signifikan menunjukkan bahwa kedua metode tersebut membaca distribusi intensitas kanal a^* terbalik dengan respons yang hampir sama pada citra kanopi jagung manis. Secara visual-metodologis, hal ini dapat terjadi karena keduanya cenderung menghasilkan batas segmentasi yang serupa ketika pemisahan antara vegetasi hijau dan *background* cukup jelas. Dengan demikian, Li dan Isodata dapat ditempatkan sebagai pasangan metode paling sebanding dalam kelompok stabil, terutama jika tujuan analisis adalah memperoleh *Apparent* LAI yang tidak terlalu rendah seperti Mean dan tidak lebih dekat ke Otsu (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Raharjo et al., 2024).

Pasangan Isodata–Mean dan Li–Mean menunjukkan perbedaan sangat besar, masing-masing dengan p-holm 0,0000 dan *Cohen's d* 2,50262 serta 2,38108. Nilai efek yang sangat tinggi menunjukkan bahwa Mean menghasilkan nilai *Apparent* LAI yang jauh lebih rendah dibandingkan Isodata dan Li. Perbedaan ini sejalan dengan statistik deskriptif sebelumnya, karena Mean memiliki rerata 1,9986, sedangkan Isodata dan Li berada sekitar 2,6069–2,6077. Dengan demikian, Mean cenderung lebih konservatif dalam mengklasifikasikan piksel sebagai vegetasi, sehingga gap fraction relatif lebih besar dan nilai *Apparent* LAI menjadi lebih rendah (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Raharjo et al., 2024).

Pasangan Isodata–Otsu dan Li–Otsu juga berbeda nyata dengan p-holm 0,0000, tetapi nilai *Cohen's d* masing-masing sebesar 0,77009 dan 0,74792 menunjukkan efek yang lebih sedang hingga besar dibandingkan perbandingan terhadap Mean. Hal ini menunjukkan bahwa Otsu menghasilkan nilai *Apparent* LAI yang lebih rendah daripada Li dan Isodata, tetapi jaraknya tidak seekstrem perbedaan Li atau Isodata terhadap Mean. Secara algoritmik, Otsu dapat menghasilkan ambang yang lebih konservatif ketika distribusi intensitas membentuk pemisahan kelas yang cukup jelas, sedangkan Li dan Isodata pada data ini tampaknya mempertahankan porsi vegetasi tampak yang sedikit lebih besar (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Raharjo et al., 2024).

Pasangan Mean–Otsu menunjukkan perbedaan nyata dengan p-holm 0,0000 dan *Cohen's d* -1,59929. Tanda negatif menunjukkan arah perbedaan, yaitu Mean

menghasilkan *Apparent LAI* lebih rendah dibandingkan Otsu, sedangkan besarnya nilai d menunjukkan bahwa perbedaan tersebut kuat. Temuan ini penting karena Mean dan Otsu sama-sama termasuk metode stabil, tetapi keduanya tetap menghasilkan estimasi yang berbeda secara nyata. Dengan demikian, status stabil tidak berarti semua metode menghasilkan nilai yang setara, melainkan hanya menunjukkan bahwa metode tersebut cukup layak untuk dibandingkan secara statistik (Maria J Blanca *et al.*, 2023; Blanca *et al.*, 2024).

Secara keseluruhan, hasil RM ANOVA dan uji lanjut menunjukkan adanya hierarki respons *thresholding* pada kelompok metode stabil. Li dan Isodata berada pada posisi paling mirip, Otsu berada pada tingkat yang berbeda tetapi masih relatif dekat dibandingkan Mean, sedangkan Mean menjadi metode yang menghasilkan nilai *Apparent LAI* paling rendah dalam kelompok stabil. Pola ini menunjukkan bahwa pemilihan metode *thresholding* dapat menggeser estimasi LAI secara nyata sehingga laporan *Apparent LAI* berbasis DCP sebaiknya selalu menyebutkan metode segmentasi yang digunakan. Tanpa informasi metode *thresholding*, nilai LAI dapat terlihat sebagai parameter tunggal, padahal hasilnya sangat dipengaruhi oleh cara piksel vegetasi dan gap dipisahkan (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Maria J Blanca *et al.*, 2023; Blanca *et al.*, 2024; Raharjo *et al.*, 2024).

Implikasi utama dari hasil ini adalah bahwa metode stabil tidak boleh diperlakukan sebagai metode yang saling menggantikan tanpa konsekuensi. Li dan Isodata dapat dipertimbangkan sebagai metode yang paling konsisten satu sama lain, sedangkan Mean perlu dibaca sebagai metode yang lebih rendah dalam menghasilkan *Apparent LAI*. Otsu berada di antara keduanya, sehingga dapat menjadi pembanding yang moderat dalam membaca sensitivitas *thresholding*. Dengan demikian, Tabel 7 dan Tabel 8 memperjelas bahwa sensitivitas metode *thresholding* tetap nyata meskipun metode ekstrem seperti Yen, Triangle, dan Minimum tidak dimasukkan ke dalam pengujian utama (Suh, Hofstee and van Henten, 2018; Maria J Blanca *et al.*, 2023; Blanca *et al.*, 2024; Raharjo *et al.*, 2024).

KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode *thresholding* memberikan pengaruh nyata terhadap nilai *Apparent Leaf Area Index* berbasis *downward-looking Digital Cover Photography* pada kanopi jagung manis. Metode Otsu, Li, Isodata, dan Mean merupakan kelompok yang paling stabil karena seluruh sampel berhasil diproses, memenuhi normalitas, dan layak diuji secara inferensial, sedangkan Yen, Triangle, dan Minimum lebih tepat dibaca sebagai metode diagnostik karena menunjukkan nilai ekstrem atau

keterbatasan pengolahan. Hasil RM ANOVA menunjukkan perbedaan nyata antar-metode stabil, dengan Li dan Isodata sebagai pasangan paling serupa, sementara Mean menghasilkan nilai *Apparent LAI* paling rendah dibandingkan metode lain. Temuan ini menegaskan bahwa nilai *Apparent LAI* tidak hanya dipengaruhi oleh kondisi kanopi, tetapi juga sangat ditentukan oleh cara algoritma memisahkan piksel vegetasi dan non-vegetasi pada citra yang mengandung daun jagung, gulma, tanah, dan bayangan.

Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan data validasi lapangan, seperti LAI destruktif atau alat pengukur LAI referensi, agar nilai *Apparent LAI* dari DCP dapat dibandingkan dengan LAI aktual tanaman jagung manis. Pengujian juga perlu dilakukan pada beberapa fase pertumbuhan, kondisi pencahayaan, tingkat gulma, dan kerapatan kanopi yang berbeda agar sensitivitas metode *thresholding* dapat dibaca lebih luas. Selain itu, metode Li dan Isodata dapat diprioritaskan sebagai kandidat metode stabil, sedangkan Otsu dapat digunakan sebagai pembanding moderat dan Mean sebagai metode konservatif. Pengembangan segmentasi lanjutan yang mampu membedakan daun jagung, gulma, tanah, dan bayangan juga penting agar estimasi LAI berbasis citra lebih akurat dan tidak hanya merepresentasikan tutupan vegetasi tampak.

DAFTAR PUSTAKA

- Alivernini, A. *et al.* (2018) "An objective image analysis method for estimation of canopy attributes from digital cover photography," *Trees* [Preprint]. Available at: <https://doi.org/10.1007/S00468-018-1666-3>.
- Avcı, H. and Dag, O. (2024) "A Comprehensive Monte Carlo Simulation Study on Multiple Comparison Methods after ANOVA," *Journal of Advanced Research in Natural and Applied Sciences* [Preprint]. Available at: <https://doi.org/10.28979/jarnas.1429315>.
- Blanca, María J *et al.* (2023) "Non-normal Data in Repeated Measures ANOVA: Impact on Type I Error and Power," *Psicothema*, 35(1), pp. 21–29. Available at: <https://doi.org/10.7334/psicothema2022.292>.
- Blanca, Maria J *et al.* (2023) "Repeated measures ANOVA and adjusted F-tests when sphericity is violated: which procedure is best?," *Frontiers in Psychology* [Preprint]. Available at: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1192453>.
- Blanca, M.J. *et al.* (2024) "How to proceed when normality and sphericity are violated in the repeated measures ANOVA," *Anales de Psicología* [Preprint]. Available at: <https://doi.org/10.6018/analesps.594291>.

- Chianucci, F., Ferrara, C. and Puletti, N. (2022) "coveR: An R package for processing Digital Cover Photography images to retrieve forest canopy attributes," *Trees* [Preprint]. Available at: <https://doi.org/10.1007/s00468-022-02338-5>.
- Franco-Barranco, D. et al. (2023) "BiaPy: A ready-to-use library for Bioimage Analysis Pipelines," *International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*. IEEE Computer Society, pp. 1–5. Available at: <https://doi.org/10.1109/ISBI53787.2023.10230593>.
- Goyal, V. et al. (2023) "Unbiased image segmentation assessment toolkit for quantitative differentiation of state-of-the-art algorithms and pipelines," *BMC Bioinformatics*, 24(1), pp. 388-. Available at: <https://doi.org/10.1186/S12859-023-05486-8>.
- Guler, R. and Senturk, Z.K. (2023) "Comparative Analysis of Thresholding Methods to Facilitate Decision Making over Microscopic Skin Image," *2023 8th International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK)*. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., pp. 459–464. Available at: <https://doi.org/10.1109/UBMK59864.2023.10286650>.
- Guo, X. et al. (2023) "Matching light and nitrogen distributions in the maize canopy to achieve high yield and high radiation use efficiency," *Journal of Integrative Agriculture* [Preprint]. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.jia.2023.12.025>.
- Hassanein, M., Lari, Z. and El-Sheimy, N. (2018) "A New Vegetation Segmentation Approach for Cropped Fields Based on Threshold Detection from Hue Histograms," *Sensors* [Preprint]. Available at: <https://doi.org/10.3390/S18041253>.
- He, Q. and Lyu, D. (2023) "A Modified Beer–Lambert–Bouguer Law for Nonrandom Distributions and Its Application in Gap Probability Calculations for Heterogeneous Canopies," *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 15(11), p. e2022MS003281. Available at: <https://doi.org/10.1029/2022MS003281;SUBPAGE:STRING:FULL>.
- Hu, J.B., Dai, M.X. and Peng, S.T. (2018) "An automated algorithm for estimating green vegetation cover fraction from digital image," *Environmental Monitoring and Assessment* [Preprint]. Available at: <https://doi.org/10.1007/S10661-018-7075-7>.
- Jumiawi, W.A.H. and El-Zaart, A. (2023) "Gumbel (EVI)-Based Minimum Cross-Entropy Thresholding for the Segmentation of Images with Skewed Histograms," *Applied System Innovation*, 6(5), p. 87. Available at: <https://doi.org/10.3390/ASI6050087>.
- Kumar, Arun, Kumar, Anil and Vishwakarma, A. (2023) "Multilevel Thresholding of Grayscale Complex Crop Images using Minimum Cross Entropy," *2023 10th International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*, pp. 806–810. Available at: <https://doi.org/10.1109/SPIN57001.2023.10117235>.
- Li, J. and Gui, X. (2024) "Fully Automatic Grayscale Image Segmentation: Dynamic Thresholding for Background Adaptation, Improved Image Center Point Selection, and Noise-Resilient Start/End Point Determination," *Applied Sciences*, 14(20), p. 9303. Available at: <https://doi.org/10.3390/APPI4209303>.
- Luo, P. et al. (2022) "Enabling Deep-Neural-Network-Integrated Optical and SAR Data to Estimate the Maize Leaf Area Index and Biomass with Limited In Situ Data," *Remote Sensing*, 14(21), p. 5624. Available at: <https://doi.org/10.3390/RS14215624>.
- Ma, Y. et al. (2025) "Methodology for Fractional vegetation cover extraction in sparse planted plantations across complex terrain," *International Journal of Remote Sensing*, 46(14), pp. 5500–5522. Available at: <https://doi.org/10.1080/01431161.2025.2526003>.
- Madec, S. et al. (2023) "VegAnn, Vegetation Annotation of multi-crop RGB images acquired under diverse conditions for segmentation," *Scientific Data*, 10(1), pp. 302-. Available at: <https://doi.org/10.1038/s41597-023-02098-y>.
- Moazzam, S.I. et al. (2023) "Towards automated weed detection through two-stage semantic segmentation of tobacco and weed pixels in aerial Imagery," *Smart Agricultural Technology*, 4, p. 100142. Available at: <https://doi.org/10.1016/J.ATECH.2022.100142>.
- Naderi, R. et al. (2022) "Intercropping sweet corn with summer savory to increase weed suppression and yield," *Weed Technology*, 36(4), pp. 544–547. Available at: <https://doi.org/10.1017/WET.2022.54>.
- Nomura, K. et al. (2022) "Estimation of the Leaf Area Index, Leaf Fresh Weight, and Leaf Length of Chinese Chive Using Nadir-looking Photography in Combination with Allometric Relationships," *HortScience* [Preprint]. Available at: <https://doi.org/10.21273/hortsci16569-22>.
- Pei, H. et al. (2022) "Weed Detection in Maize Fields by UAV Images Based on Crop Row Preprocessing and Improved YOLOv4," *Agriculture*, 12(7), p. 975. Available at: <https://doi.org/10.3390/AGRICULTURE12070975>.
- Poucke, A. Van, Verwaeren, J. and Maes, W. (2025) "Generally applicable method for unsupervised weed detection in row crops using UAV-based high-resolution

- RGB imagery,” *EGU25* [Preprint]. Available at: <https://doi.org/10.5194/EGUSPHERE-EGU25-15760>.
- Priyanka, G., Rajalakshmi, P. and Kholova, J. (2023) “Two Dimensional Histogram based on Relative Entropy Thresholding for Crop Segmentation Using UAV Images,” *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, pp. 3518–3521. Available at: <https://doi.org/10.1109/IGARSS52108.2023.10282588>.
- Raharjo, A.B. et al. (2024) “Two stages segmentation for Leaf Area Index estimation using digital cover photography,” *Brazilian Journal of Biology* [Preprint]. Available at: <https://doi.org/10.1590/1519-6984.279855>.
- Raj, R. et al. (2019) “Drone-Based Sensing for Leaf Area Index Estimation of Citrus Canopy,” *Precision Agriculture*. Available at: https://doi.org/10.1007/978-3-030-37393-1_9.
- Raniro, H.R. et al. (2023) “Broadcast nitrogen application can negatively affect maize leaf area index and grain yield components under weed competition,” *Farming System*, 1(3), p. 100047. Available at: <https://doi.org/10.1016/J.FARSYS.2023.100047>.
- Samha, A.K. et al. (2026) “Edge-refined U-net for multi-task weed detection and segmentation with pixel-level boundary refinement,” *Alexandria Engineering Journal*, 137, pp. 344–359. Available at: <https://doi.org/10.1016/J.AEJ.2026.01.030>.
- Sandhu, S.S. et al. (2019) “Evaluation of GreenCrop Tracker for the Estimation of Leaf Area Index in Wheat Using Digital Photography,” *Proceedings of the National Academy of Sciences, India Section B: Biological Sciences* [Preprint]. Available at: <https://doi.org/10.1007/S40011-018-0974-0>.
- Sekertekin, A. (2021) “A Survey on Global Thresholding Methods for Mapping Open Water Body Using Sentinel-2 Satellite Imagery and Normalized Difference Water Index,” *Archives of Computational Methods in Engineering* [Preprint]. Available at: <https://doi.org/10.1007/S11831-020-09416-2>.
- Serouart, M. et al. (2022) “SegVeg: Segmenting RGB images into green and senescent vegetation by combining deep and shallow methods,” *bioRxiv*, p. 2022.03.24.485604. Available at: <https://doi.org/10.1101/2022.03.24.485604>.
- Singh, P. and Sharma, P. (2025) “Incorporating past data in enhancing coefficient of variation estimation: A practical approach,” *Hacettepe Journal of Mathematics and Statistics*, 54(4), pp. 1637–1656. Available at: <https://doi.org/10.15672/HUJMS.1585762>.
- Soetedjo, A. et al. (2022) “Leaf Segmentation Based on Thresholding Techniques Using Visible, Infrared, and Thermal Cameras,” *International Conference on Electrical Engineering and Informatics*. Available at: <https://doi.org/10.1109/ICELTICs56128.2022.9932107>.
- Suh, H.K., Hofstee, J.W. and van Henten, E.J. (2018) “Improved vegetation segmentation with ground shadow removal using an HDR camera,” *Precision Agriculture* [Preprint]. Available at: <https://doi.org/10.1007/S11119-017-9511-Z>.
- Sumekar, Y. et al. (2023) “Effect of Ametryn Herbicide and Soil Organic Matter Content on Weed Growth, Herbicide Persistence, and Yield of Sweet Corn (*Zea mays*),” *Sustainability*, 15(23), p. 16238. Available at: <https://doi.org/10.3390/SU152316238>.
- Tan, Y. et al. (2024) “SPACE: A Streamlined, Interactive Python Workflow for Multiplexed Image Processing and Analysis,” *bioRxiv*, p. 2024.06.29.601349. Available at: <https://doi.org/10.1101/2024.06.29.601349>.
- Wang, X., Ren, J. and Wu, P. (2024) “Analysis of Growth Variation in Maize Leaf Area Index Based on Time-Series Multispectral Images and Random Forest Models,” *Agronomy* [Preprint]. Available at: <https://doi.org/10.3390/agronomy14112688>.
- Xing, J., Yang, P. and Qingge, L. (2020) “Robust 2D Otsu’s Algorithm for Uneven Illumination Image Segmentation,” *Computational Intelligence and Neuroscience* [Preprint]. Available at: <https://doi.org/10.1155/2020/5047976>.
- Xing, M. et al. (2024) “Improved Leaf Area Index Retrieval Using 3-D Point Clouds from UAV Imagery,” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 21. Available at: <https://doi.org/10.1109/LGRS.2024.3434685>.
- Xu, J. et al. (2020) “Forest and Crop Leaf Area Index Estimation Using Remote Sensing: Research Trends and Future Directions,” *Remote Sensing* [Preprint]. Available at: <https://doi.org/10.3390/RS12182934>.
- Yang, H. (2024) “Field weed classification based on modified LBP and local sparse representation,” *SPIE 13180, International Conference on Image, Signal Processing, and Pattern Recognition (ISPP 2024)*. SPIE, p. 638. Available at: <https://doi.org/10.1117/12.3033699>.
- Yang, J. et al. (2024) “Enhance Estimation of Canopy Gap Fraction: Adaptive 2D Gamma Adjustment Algorithm for Raw Image,” *IGARSS 2024 - IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Available at: <https://doi.org/10.1109/igarss53475.2024.10642527>.
- Zhang, J. et al. (2023) “Weed Identification in Maize Fields Based on Improved Swin-Unet,” *Agronomy*, 13(7), p. 1846. Available at: <https://doi.org/10.3390/AGRONOMY13071846>.

Zhang, S. *et al.* (2025) "Segmentation and Fractional Coverage Estimation of Soil, Illuminated Vegetation, and Shaded Vegetation in Corn Canopy Images Using CCSNet and UAV Remote Sensing," *Agriculture*, 15(12), p. 1309. Available at: <https://doi.org/10.3390/AGRICULTURE15121309>.

Zou, J. *et al.* (2019) "Performance of Four Optical Methods in Estimating Leaf Area Index at Elementary Sampling Unit of *Larix principis-rupprechtii* Forests," *Forests* [Preprint]. Available at: <https://doi.org/10.3390/F11010030>.