

Validasi Mangrove Health Index Berbasis Sentinel-2 di Bali dan Jawa Timur, Indonesia

**Abd. Rahman As-syakur^{1,2*}, I Gede Agus Novanda², I Putu Sugiana³,
I Gusti Ayu Istri Pradnyandari Dewi², Anak Agung Eka Andiani²,
Putu Echa Priyaning Aryunisha², Adhisti Riskianisya², I Made Sara Wijana^{2,4}**

¹Program Studi Ilmu Kelautan, Fakultas Kelautan dan Perikanan, Universitas Udayana
Jl. Raya Kampus Unud, Jimbaran, Kabupaten Badung, Bali 80361, Indonesia

²Pusat Penelitian Lingkungan Hidup, Universitas Udayana
Jl. PB Sudirman, Denpasar, Bali 80232, Indonesia

³Program Studi Manajemen Sumber Daya Perairan, Fakultas Pertanian Sains Dan Teknologi,
Universitas Warmadewa

Jl. Terompong No. 24, Denpasar, Bali 80235, Indonesia

⁴Program Studi Doktor Ilmu Lingkungan, Program Pascasarjana, Universitas Udayana
Jl. PB Sudirman, Denpasar, Bali 80232, Indonesia
Email: ar.assyakur@pplh.unud.ac.id

Abstract

Validation of the Sentinel-2-Based Mangrove Health Index in Bali and East Java, Indonesia

Mangrove forests play a vital role in coastal protection and carbon sequestration; however, the threat of degradation continues to intensify. Remote sensing technology provides efficient monitoring solutions through the Sentinel-2 image-based Mangrove Health Index (MHI), hereinafter abbreviated as MHI-S2. This study evaluates the accuracy of the empirical model of MHI-S2 compared to field MHI measurements, hereinafter abbreviated as MHI-L, in mangrove ecosystems in Bali and East Java. Data were collected from 194 plots at six different locations in Bali and East Java, with observations that included parameters such as canopy cover, stem diameter, and sapling density. These data were then compared with Sentinel-2 imagery from a nearby time period. Performance evaluation using Pearson correlation coefficient (r and R^2), error metrics (RMSE, MAE, bias), correlation coefficient concordance Lin (Lin's CCC), and Bland-Altman analysis. The results showed a moderate relationship between the model of MHI-S2 and the field data of MHI-L ($r = 0.71$; $R^2 = 0.50$). However, a relatively high positive bias of 20.6 was found, indicating a tendency for overestimation by the MHI-S2 model. The low Lin's CCC value (0.36) and the wide range of 95% limits of agreement from the Bland-Altman analysis (≈ -17 to $+59$) confirm limited accuracy at the plot scale. These findings imply that the currently available MHI-S2 model is not yet fully reliable for estimating absolute MHI-L values. Therefore, further empirical model development and more intensive field validation are necessary to enhance the precision of satellite-based monitoring and support effective mangrove conservation management.

Keywords: Mangrove forest; Mangrove Health Index; Sentinel-2; remote sensing; accuracy test

Abstrak

Hutan mangrove memegang peranan yang penting dalam perlindungan pesisir dan penyerapan karbon, namun ancaman degradasinya terus meningkat. Teknologi penginderaan jauh menawarkan solusi pemantauan efisien melalui Indeks Kesehatan Mangrove atau Mangrove Health Index (MHI) berbasis citra Sentinel-2 (MHI-S2). Penelitian ini mengevaluasi akurasi model empiris MHI-S2 dibandingkan dengan pengukuran MHI lapangan (MHI-L), pada ekosistem mangrove di Bali dan Jawa Timur. Data dikumpulkan dari 194 plot pada 6 lokasi berbeda di Bali dan Jawa Timur dengan pengamatan yang mencakup parameter tutupan tajuk, diameter batang, dan kerapatan pancang/sapling, yang kemudian disandingkan dengan MHI-S2 pada periode waktu berdekatan. Evaluasi kinerja menggunakan koefisien korelasi Pearson (r dan R^2), metrik galat/error (RMSE, MAE, bias), koefisien korelasi konkordansi Lin (Lin's CCC), serta analisis Bland-Altman. Hasil menunjukkan hubungan moderat antara MHI-S2 dan MHI-L ($r = 0,71$; $R^2 = 0,50$). Meski demikian, ditemukan bias positif yang cukup tinggi yaitu sebesar 20,6 yang mengindikasikan kecenderungan overestimasi oleh model MHI-S2. Rendahnya nilai Lin's CCC (0,36) dan lebarnya rentang batas kesepakatan 95% hasil analisis Bland-Altman (-17 hingga $+59$) menegaskan akurasi yang terbatas pada skala plot. Temuan ini mengimplikasikan bahwa model MHI-S2 yang tersedia saat ini belum sepenuhnya andal untuk estimasi nilai absolut MHI-L. Oleh karena itu, diperlukan pengembangan model empiris lanjutan serta validasi lapangan yang lebih intensif untuk meningkatkan presisi pemantauan berbasis satelit, demi mendukung keberhasilan manajemen konservasi mangrove.

Kata kunci : Hutan mangrove; Mangrove Health Index; Sentinel-2; penginderaan jauh; uji akurasi

PENDAHULUAN

Ekosistem mangrove menyediakan jasa lingkungan vital seperti perlindungan pantai, pelestarian biodiversitas, hingga berkontribusi penting dalam penyerapan karbon biru (Sunkur *et al.*, 2024; Alina *et al.*, 2025). Namun, tekanan antropogenik dan konversi lahan terus mengancam keberadaannya (As-syakur *et al.*, 2025). Di Indonesia, kerusakannya mencapai 5,9 juta hektar, yang sebagian besar dipicu oleh alih fungsi menjadi tambak, permukiman, dan infrastruktur (Zakiyah *et al.*, 2025). Degradasi ini menurunkan kualitas ekosistem dan kapasitas penyimpanan karbon, sehingga menuntut adanya strategi pemantauan kesehatan mangrove yang berkelanjutan guna mendukung upaya rehabilitasi (Hidayah *et al.*, 2026). Mengatasi keterbatasan survei lapangan yang mahal dan terbatas (Pham *et al.*, 2019), teknologi penginderaan jauh menawarkan kemampuan pemantauan berskala luas dan repetitif (Bunting *et al.*, 2022; Hidayah *et al.*, 2023). Ketersediaan citra satelit seperti Sentinel-2 dengan data multispektralnya memungkinkan diferensiasi kondisi vegetasi yang lebih presisi (Nurdiansah & Dharmawan, 2021). Meskipun indeks vegetasi umum seperti Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) telah digunakan untuk pemetaan mangrove secara global (Giri, 2021), namun menilai parameter spesifik seperti "kesehatan" atau degradasi mangrove jauh lebih kompleks. Wei *et al.* (2025) dan Zhang *et al.* (2024) juga menyoroti tantangan ini, menggarisbawahi bahwa inkonsistensi definisi kesehatan dan variabilitas alamiah sering menyulitkan penentuan indikator satelit yang optimal.

Untuk menjembatani kebutuhan data lapangan dan efisiensi satelit, dikembangkanlah *Mangrove Health Index* (MHI). Versi lapangan dari indeks ini dirancang oleh Pramudji *et al.* (2018) menggunakan basis data ekstensif dari 831 plot *Coral Reef Rehabilitation and Management Program – Coral Triangle Initiative* (COREMAP-CTI) di seluruh Indonesia. MHI bertujuan menciptakan standar penilaian yang ilmiah, sederhana, dan efektif untuk mengevaluasi kondisi serta fungsi ekosistem hutan mangrove, sehingga memungkinkan perbandingan antar lokasi dan waktu. Seiring perkembangan teknologi, Nurdiansah & Dharmawan (2021) mengadaptasi konsep ini ke dalam model spasial berbasis Sentinel-2, yang selanjutnya disingkat MHI-S2. Model ini mengintegrasikan empat indeks spektral utama, yaitu *Normalized Burn Ratio* (NBR), *Green Chlorophyll Index* (CI_{Green} atau GCI), *Structure Insensitive Pigment Index* (SIPI), dan *Atmospherically Resistant Vegetation Index* (ARVI), yang dipilih karena korelasi kuatnya dengan parameter ekologi mangrove.

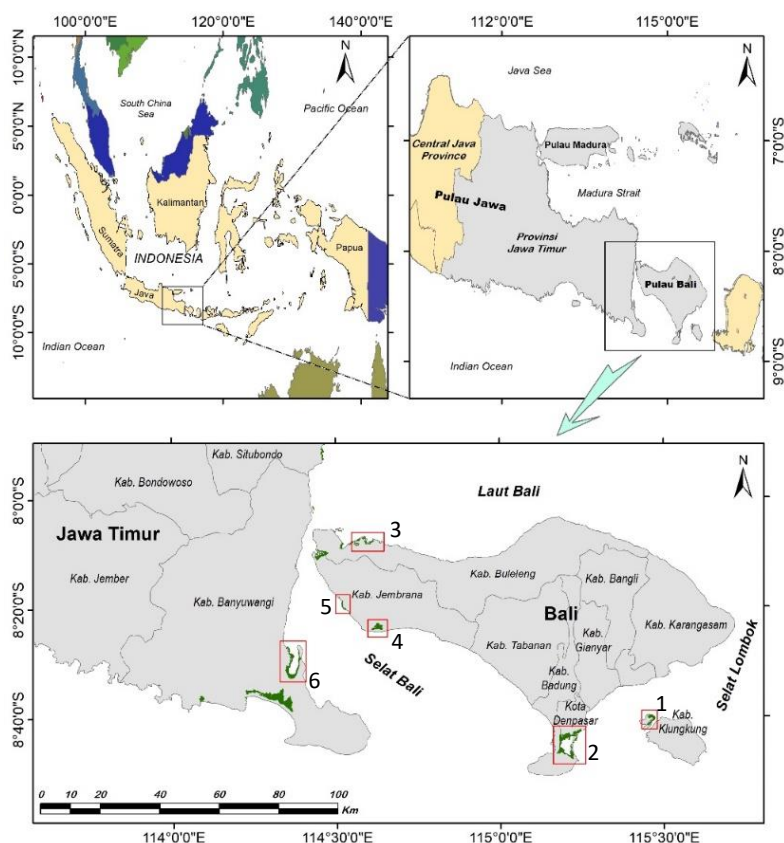
Pemanfaatan MHI-S2 telah meluas dalam berbagai studi pemetaan di Indonesia. Hidayah *et al.* (2023) dan Zakiyah *et al.* (2025) menggunakan model ini untuk analisis multi-temporal Kesehatan mangrove di Jawa Timur, yang berhasil mendeteksi tren pemulihan mangrove pasca-rehabilitasi. Penerapan serupa juga dilakukan di Taman Nasional Bunaken oleh Schaduw *et al.* (2024), serta di lokasi spesifik seperti Segara Anakan (Danardono *et al.*, 2025) dan Teluk Benoa (Sugiana *et al.*, 2022). Mayoritas studi tersebut berfokus pada pola spasial dan deteksi perubahan tutupan lahan. Namun, terdapat kesenjangan yang krusial dari studi-studi tersebut. Meskipun model MHI-S2 telah diadopsi secara luas, sebagian besar studi-studi tersebut belum menyertakan validasi kuantitatif terhadap MHI lapangan. Selain itu, belum ada studi komprehensif yang mengevaluasi performa model MHI-S2 pada dataset plot yang besar dan beragam di luar lokasi kalibrasi awalnya. Penggunaan model empiris tanpa validasi yang memadai berisiko menghasilkan estimasi yang bias (Vabalas *et al.*, 2019), yang pada akhirnya dapat menyesatkan pengambilan kebijakan, khususnya terkait konservasi mangrove (Muscatello *et al.*, 2021).

Menjawab tantangan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menilai sejauh mana model MHI-S2 mampu mereplikasi hasil MHI lapangan, dengan mengukur akurasi, kinerja, dan tingkat kesesuaian (*agreement*) pada berbagai kondisi ekologis ekosistem mangrove di Bali dan Jawa Timur. Secara spesifik, studi ini akan menganalisis kekuatan hubungan antara model empiris MHI-S2 (Nurdiansah & Dharmawan, 2021) dengan MHI berbasis data lapangan, mengkuantifikasi besaran *error* dan bias, serta menguji validitas metode menggunakan *Lin's concordance correlation coefficient* (Lin's CCC) dan analisis Bland–Altman. Hasil evaluasi ini diharapkan dapat meletakkan dasar ilmiah yang lebih kokoh bagi penerapan MHI-S2 dalam pemantauan kesehatan mangrove di masa depan.

MATERI DAN METODE

Penelitian ini dilaksanakan pada ekosistem mangrove di enam lokasi strategis yang mewakili variasi geomorfologi (pulau kecil, laguna, dan estuari) serta gradien kesehatan yang beragam. Lokasi tersebut meliputi lima area di Bali (Nusa Lembongan (1), Teluk Benoa (2), Pejarakan (3), Perancak (4), dan Tuwed (5)) serta satu lokasi di Jawa Timur (Teluk Pangpang (6)), sebagaimana ditampilkan pada Gambar 1. Struktur vegetasi bervariasi dari dominasi *Rhizophora* dan *Sonneratia* di Teluk Benoa hingga asosiasi campuran dengan *Ceriops*, *Avecennia* dan *Rhizophora* di lokasi lainnya. Pengambilan data lapangan dilakukan dari tahun 2021 hingga 2024 menggunakan metode survei purposive sampling untuk mencakup keterwakilan kondisi dari tepi laut hingga daratan. Sebanyak 194 plot pengamatan berukuran 10×10 m dibuat untuk mengukur parameter vegetasi standar. Data ini digunakan sebagai dasar perhitungan MHI lapangan yang berfungsi sebagai nilai acuan (*ground-truth*) untuk validasi model.

Data citra satelit yang digunakan dalam penelitian ini adalah Sentinel-2 MultiSpectral Instrument (MSI) Level-2A dengan resolusi spasial 10 m, 20 m, dan 60 m. Namun dalam studi ini, semua resolusi spasial diatas 10 m di rescale menjadi 10 meter dengan metode *cubic convolution*, yang mana digunakan untuk konsistensi resolusi antarband dalam perhitungan indeks vegetasi. Untuk setiap lokasi, citra Sentinel-2 diunduh dan diolah melalui platform *Google Earth Engine* (GEE). Mengingat tanggal pengukuran antar plot berbeda-beda, periode citra disesuaikan dengan waktu survei masing-masing plot. Citra dikomposit menggunakan teknik *median reducer* pada rentang waktu 3 bulan yang mengapit tanggal survei ($\pm 1,5$ bulan). Sebagai contoh, untuk plot di Nusa Lembongan yang diukur pada tanggal 1-7 Oktober 2021, citra Sentinel-2 yang digunakan adalah



Gambar 1. Peta Lokasi Penelitian di wilayah Bali dan Jawa Timur. Kotak merah yang bernomor mengindikasikan enam kawasan mangrove lokasi pengambilan sampel.

komposit median dari rentang 1 September sampai 30 November 2021. Pendekatan jangka waktu 3 bulan dipilih untuk memastikan tersedianya citra bebas awan yang cukup, tanpa mengabaikan representativitas kondisi mangrove saat survei dilakukan. Setiap piksel citra yang teridentifikasi mengandung awan atau bayangan awan dihilangkan (masking) dengan memanfaatkan *band Quality Assurance (QA) Level-2A (bit QA60)*. Setelah komposit median bebas awan diperoleh, nilai-nilai reflektansi setiap band pada posisi plot lapangan kemudian diekstraksi dari piksel yang bertepatan dengan koordinat plot. Mengingat ukuran plot 10 m × 10 m sebanding dengan resolusi piksel Sentinel-2 (10 m) yang di olah, maka diasumsikan satu piksel mewakili tiap plot.

Dalam kerangka MHI, kondisi kesehatan mangrove direpresentasikan oleh tiga parameter vegetasi utama yang diukur pada plot pengamatan berukuran 10 × 10 m, yaitu: persentase tutupan tajuk mangrove ($C(\%)$), rata-rata diameter batang setinggi dada (*diameter at breast height*, DBH) untuk tingkat pertumbuhan *sapling* dan *tree* ($D(\text{cm})$), serta jumlah individu mangrove pada tingkat pertumbuhan *sapling* (N_{sp} , individu per 100 m²). Pemilihan ketiga parameter ini dilakukan melalui analisis Principal Component Analysis (PCA) oleh Pramudji *et al.* (2018) dari sejumlah parameter vegetasi lainnya, seperti tinggi tegakan, basal area, dan jumlah semai.

Secara ekologis, parameter C merepresentasikan kepadatan dan kontinuitas kanopi mangrove, parameter D mencerminkan usia relatif, kekokohan tegakan, serta potensi penyimpanan karbon, sementara parameter N_{sp} menggambarkan kemampuan regenerasi alami mangrove. Berdasarkan ketiga parameter tersebut, nilai MHI dihitung menggunakan persamaan berikut (Pramudji *et al.*, 2018):

$$MHI = \left(\frac{S_C + S_D + S_{Nsp}}{3} \right) \times 10$$

di mana MHI dinyatakan dalam persen (%), sementara S_C , S_D , dan S_{Nsp} masing-masing merupakan skor terstandarisasi (0–10) untuk parameter C , D , dan N_{sp} . Faktor pengali 10 digunakan untuk mengonversi nilai rata-rata skor menjadi skala 0–100. Berdasarkan nilai tersebut, kondisi mangrove diklasifikasikan ke dalam tiga kategori kesehatan, yaitu buruk (<33,33%), sedang (33,33–66,67%), dan baik (>66,67%).

Karena ketiga parameter penyusun MHI memiliki satuan yang berbeda, masing-masing parameter terlebih dahulu dikonversi menjadi skor skala 0–10. Konversi ini didasarkan pada hubungan regresi linier yang dikembangkan oleh Pramudji *et al.* (2018) menggunakan distribusi data dari 831 plot, sebagai berikut:

$$\begin{aligned} S_C &= 0.25 \times C - 13,06, \text{ tapi jika } C < 0, \text{ maka } S_C = 0; \text{ dan jika } C > 10, \text{ maka } S_C = 10 \\ S_D &= 0.45 \times D - 1,42, \text{ tapi jika } D < 0, \text{ maka } S_D = 0; \text{ dan jika } D > 10, \text{ maka } S_D = 10 \\ S_{Nsp} &= 0.13 \times N_{sp} - 4,10, \text{ tapi jika } N_{sp} < 0, \text{ maka } S_{Nsp} = 0; \text{ dan jika } N_{sp} > 10, \text{ maka } S_{Nsp} = 10 \end{aligned}$$

Dalam implementasinya, apabila nilai skor hasil perhitungan lebih kecil atau sama dengan 0, maka skor tersebut ditetapkan menjadi 0, sedangkan apabila lebih besar atau sama dengan 10, skor dibatasi pada nilai maksimum 10. Prosedur ini memastikan bahwa seluruh parameter berada pada skala yang seragam sebelum digabungkan ke dalam nilai MHI. Dalam studi ini, nilai MHI versi lapangan selanjutnya disingkat MHI-L.

Nilai MHI berbasis citra satelit Sentinel-2 (MHI-S2) dihitung menggunakan pendekatan empiris yang dikembangkan oleh Nurdiansah & Dharmawan (2021). Nilai reflektansi median dari band biru (B2;Blue), hijau (B3;Green), merah (B4;Red), nir-infrared (B8;NIR), dan shortwave infrared (B11;SWIR1) digunakan untuk menghitung empat indeks vegetasi, yaitu NBR (García dan Caselles, 1991), ClGreen (Gitelson *et al.*, 2003), SIPI (Penuelas *et al.*, 1995), dan ARVI (Kaufman dan Tanre, 1992). Keempat indeks vegetasi tersebut dihitung menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$NBR = \frac{NIR - SWIR1}{NIR + SWIR1}$$

$$\begin{aligned}
 CIGreen &= \frac{NIR}{Green} - 1 \\
 SIPI &= \frac{NIR - Blue}{NIR - Red} \\
 NBR &= \frac{NIR - 2Red + Blue}{NIR + 2Red + Blue}
 \end{aligned}$$

Selanjutnya, nilai MHI-S2 dihitung menggunakan persamaan regresi linear empiris (Nurdiansah & Dharmawan, 2021) dengan mengkombinasikan ke empat indeks vegetasi tersebut dengan persamaan (9):

$$MHI - S2 = (102,12 \times NBR) - (4,64 \times GCI) + (178,15 \times SIPI) + (159,53 \times ARVI) - 252,39$$

Nilai MHI-S2 selanjutnya dikategori kesehatan mangrovenya yang ditentukan menggunakan ambang yang sama dengan MHI-L. Perlu dicatat bahwa model MHI-S2 ini dikembangkan berdasarkan jumlah data lapangan yang terbatas (18 plot) dan menunjukkan koefisien determinasi sekitar 0,83 pada lokasi pengembangan (Nurdiansah & Dharmawan, 2021). Dalam penelitian ini, model tersebut diterapkan secara blind (tanpa rekalkibrasi) untuk menguji kinerjanya secara independen pada data lapangan yang lebih luas dan beragam secara geografis.

Selanjutnya adalah proses analisis statistik, yang mana yang pertama dilakukan adalah validasi model yang dilakukan dengan membandingkan pasangan nilai MHI-S2 dan MHI-L pada 194 plot pengamatan. Sebagai langkah awal, kekuatan hubungan linier antara kedua variabel dievaluasi menggunakan koefisien korelasi Pearson (r), yang dihitung menggunakan persamaan :

$$r = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum (X_i - \bar{X})^2 \sum (Y_i - \bar{Y})^2}}$$

dimana X_i adalah nilai MHI lapangan pada plot ke- i , Y_i adalah nilai MHI Sentinel-2 pada plot ke- i , $\bar{X}$ dan $\bar{Y}$ adalah nilai rata-rata MHI-L dan MHI-S2. Selanjutnya, regresi linier sederhana digunakan untuk memodelkan hubungan antara MHI-S2 sebagai variabel terikat dan MHI-L sebagai variabel bebas, serta untuk mengevaluasi deviasi model terhadap garis identitas melalui parameter slope dan intercept.

Untuk menilai ketepatan prediksi secara kuantitatif, digunakan dua metrik kesalahan, yaitu mean absolute error (MAE) dan root mean square error (RMSE), yang masing-masing dihitung sebagai:

$$\begin{aligned}
 MAE &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - X_i| \\
 RMSE &= \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - X_i)^2}
 \end{aligned}$$

Kedua metrik ini memberikan ukuran rata-rata besarnya penyimpangan prediksi model terhadap nilai lapangan dalam satuan indeks MHI (0–100), dengan RMSE lebih sensitif terhadap kesalahan berukuran besar.

Selain besarnya kesalahan, arah kesalahan dievaluasi melalui perhitungan bias, yang didefinisikan sebagai selisih rata-rata antara nilai MHI-S2 dan MHI-L:

$$Bias = \bar{Y} - \bar{X}$$

Untuk menilai kesesuaian absolut antara kedua metode, digunakan koefisien konkordansi Lin (Lin's Concordance Correlation Coefficient (ρ_c atau Lin's CCC (Lin, 1989)), yang menggabungkan informasi mengenai korelasi dan deviasi dari garis identitas, dan dihitung sebagai:

$$\rho_c = \frac{2rs_Xs_Y}{s_X^2 + s_Y^2 + (\bar{X} - \bar{Y})^2}$$

dimana s_X dan s_Y adalah simpangan baku dari MHI-L dan MHI-S2. s_X^2 dan s_Y^2 adalah varians dari MHI-L dan MHI-S2. Nilai ρ_c berkisar antara 0 hingga 1, dengan nilai yang lebih tinggi menunjukkan tingkat kesesuaian absolut yang lebih baik.

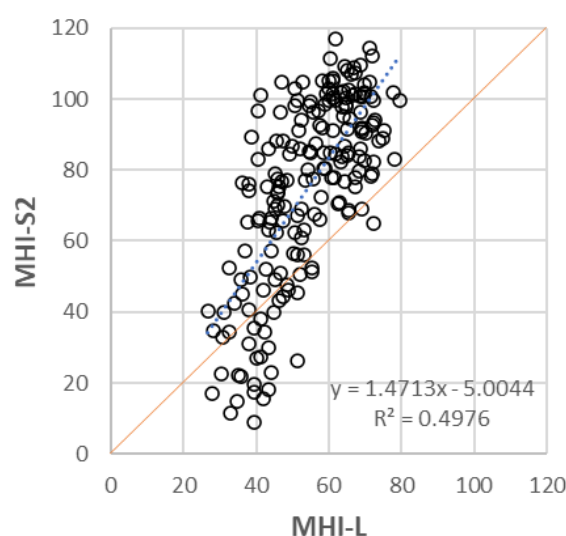
Adapun analisis terakhir yang dilakukan untuk mengevaluasi kesepakatan kedua metode adalah dengan analisis Bland-Altman (Bland & Altman, 1986). Dalam analisis ini, selisih antara MHI-S2 dan MHI-L diplot terhadap nilai rata-rata keduanya. Rata-rata selisih merepresentasikan bias, sedangkan batas kesepakatan (limits of agreement, LoA) 95% dihitung sebagai:

$$LoA = Bias \pm 1,96 \times SD_{selisih}$$

dimana $SD_{selisih}$ adalah simpangan baku dari selisih antar-metode. Analisis ini digunakan untuk mengidentifikasi rentang di mana sebagian besar perbedaan antara kedua metode berada, serta untuk memeriksa ada atau tidaknya pola sistematis pada kesalahan prediksi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebaran titik pada scatter plot (Gambar 2) memperlihatkan adanya hubungan positif antara nilai Mangrove Health Index hasil model Sentinel-2 (MHI-S2) dan nilai Mangrove Health Index lapangan (MHI-L) berdasarkan 194 plot yang digunakan dalam proses validasi. Secara kuantitatif, analisis korelasi Pearson menunjukkan nilai $r = 0,71$ ($p < 0,001$), yang mengindikasikan adanya hubungan linier searah yang cukup kuat antara prediksi model dan pengukuran lapangan. Sementara itu, nilai koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,50 menunjukkan bahwa model MHI Sentinel-2 mampu menjelaskan sekitar 50% keragaman nilai MHI-L, sedangkan separuh variasi lainnya dipengaruhi oleh faktor lain yang tidak tertangkap oleh model, termasuk error acak dan variabel struktural atau lingkungan yang tidak terwakili dalam data spektral.



Gambar 2. Scatterplot yang menjelaskan hubungan antara MHI-S2 dan MHI-L beserta persamaan regresi linearnya. Garis orange adalah garis identitas ($y = x$)

Hubungan linier tersebut selanjutnya dievaluasi melalui analisis regresi linear sederhana, sebagaimana ditampilkan pada Gambar 2. Hasil regresi menunjukkan nilai kemiringan (slope) sebesar 1,47. Nilai ini mengindikasikan bahwa model cenderung menghasilkan estimasi yang lebih tinggi dibandingkan nilai lapangan, khususnya pada kisaran MHI menengah hingga tinggi. Dengan kata lain, setiap peningkatan 1 unit MHI-L diikuti oleh peningkatan rata-rata sekitar 1,47 unit pada nilai MHI-S2. Sementara itu, nilai intercept sebesar -5,00 menunjukkan bahwa pada nilai MHI-L yang sangat rendah, model sedikit mengestimasi lebih rendah dibandingkan kondisi lapangan, meskipun secara statistik nilai intercept tersebut tidak berbeda nyata dari nol. Namun demikian, perbedaan slope yang signifikan dari nilai ideal 1 menandakan adanya penyimpangan sistematis dalam kinerja model. Hal ini juga tercermin dari plot regresi, di mana sebagian besar titik data berada di atas garis identitas ($y = x$), terutama pada kisaran nilai MHI-L menengah (sekitar 30–70%), yang mengindikasikan kecenderungan overestimasi oleh model.

Hasil lain berupa evaluasi akurasi prediktif menunjukkan bahwa model menghasilkan nilai RMSE sebesar 28,25 dan MAE sebesar 24,32. Besarnya nilai error ini mengindikasikan bahwa, pada skala indeks 0–100, deviasi antara prediksi model dan nilai lapangan tergolong tinggi. Secara praktis, kesalahan sebesar ± 25 setara dengan pergeseran satu tingkat kategori kesehatan mangrove, sehingga berpotensi memengaruhi interpretasi kondisi apabila model digunakan untuk penilaian absolut pada skala plot. Arah kesalahan prediksi dianalisis melalui perhitungan bias, yang menunjukkan nilai rata-rata sebesar +20,64 dengan simpangan baku $\pm 19,35$. Bias positif ini mengonfirmasi bahwa model secara konsisten cenderung mengoverestimasi nilai MHI dibandingkan pengukuran lapangan, selaras dengan temuan pada analisis regresi sebelumnya. Distribusi selisih menunjukkan bahwa sekitar 78% plot memiliki nilai MHI-S2 lebih tinggi daripada MHI-L, sementara hanya 22% plot menunjukkan pola sebaliknya, sehingga memperkuat indikasi adanya kesalahan sistematis.

Tingkat kesepakatan absolut antara hasil model dan pengukuran lapangan kemudian dievaluasi menggunakan koefisien konkordansi Lin (Lin's CCC). Hasil perhitungan menunjukkan nilai Lin's CCC (pc) sekitar 0,36 dengan interval kepercayaan 95% berkisar antara 0,28 hingga 0,44. Nilai ini jauh lebih rendah dibandingkan koefisien korelasi Pearson ($r = 0,71$), yang menunjukkan bahwa meskipun hubungan linier antara MHI-S2 dan MHI-L cukup kuat, kesesuaian absolut antara kedua metode tergolong rendah. Mengacu pada kriteria umum interpretasi Lin's CCC, nilai pc di bawah 0,5 termasuk dalam kategori *poor agreement*, sehingga belum memadai untuk keperluan estimasi nilai individu atau plot secara presisi. Rendahnya nilai Lin's CCC ini mencerminkan kombinasi antara korelasi yang tidak sempurna dan adanya perbedaan sistematis (bias) antara hasil model dan pengukuran lapangan.

Untuk mengevaluasi kesesuaian kedua metode secara lebih rinci pada tingkat plot, analisis Bland–Altman digunakan dengan memplot selisih antara MHI-S2 dan MHI-L terhadap nilai rata-rata keduanya (Gambar 3). Nilai bias rata-rata yang telah dibahas sebelumnya tercermin sebagai garis tengah horizontal pada diagram tersebut. Berdasarkan simpangan selisih, batas kesepakatan (*limits of agreement*, LoA) 95% dihitung sebagai bias $\pm 1,96$ simpangan baku, menghasilkan batas bawah sekitar -17,28 dan batas atas sekitar +58,56. Rentang LoA yang sangat lebar, yaitu sekitar 75,8, menunjukkan tingginya variabilitas kesalahan prediksi model pada skala plot.

Secara praktis, hasil ini mengindikasikan bahwa untuk sebagian besar plot, prediksi model dapat berada sekitar 17 di bawah hingga hampir 59 di atas nilai MHI lapangan. Rentang kesalahan tersebut mencakup hampir dua kategori penuh indeks MHI. Selain itu, inspeksi visual terhadap diagram Bland–Altman tidak menunjukkan adanya pola tren yang jelas antara besarnya error dan nilai rata-rata MHI, yang mengindikasikan bahwa kesalahan prediksi terjadi baik pada plot dengan nilai MHI rendah maupun tinggi. Namun demikian, pada nilai MHI-L yang sangat rendah, model masih cenderung menghasilkan nilai yang relatif tinggi, sedangkan pada nilai MHI-L yang sangat tinggi, prediksi model mendekati batas maksimum indeks sehingga error tampak menurun secara artifisial akibat keterbatasan skala.

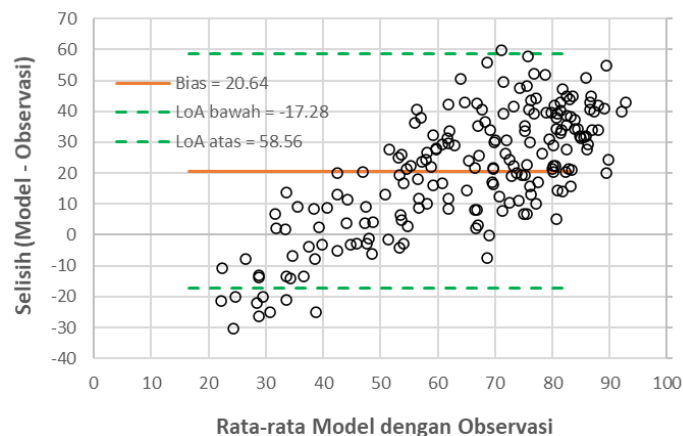
Hasil menunjukkan bahwa meskipun model MHI Sentinel-2 mampu menangkap pola relatif variasi kesehatan mangrove antarplot, kinerjanya dalam mereproduksi nilai absolut MHI lapangan pada skala plot masih terbatas. Kombinasi antara bias positif yang besar, kesalahan prediksi yang tinggi, dan tingkat kesepakatan absolut yang rendah menjadi dasar untuk pembahasan lebih lanjut mengenai penyebab ketidaksesuaian model serta implikasi penggunaannya dalam konteks pemantauan dan pengelolaan ekosistem mangrove.

Secara umum, hasil evaluasi kinerja model Mangrove Health Index (MHI) berbasis citra Sentinel-2 menunjukkan pola yang konsisten di seluruh pendekatan analisis. Meskipun hubungan linier antara MHI-S2 dan MHI-L tergolong cukup kuat, sebagaimana ditunjukkan oleh nilai korelasi Pearson yang relatif tinggi, berbagai indikator lain secara simultan mengungkap adanya bias positif yang konsisten, tingkat akurasi yang terbatas, serta kesesuaian absolut yang rendah. Konsistensi temuan ini pada analisis regresi linear, metrik kesalahan prediksi, koefisien Lin's CCC, dan analisis Bland-Altman menunjukkan bahwa model mampu menangkap variasi relatif antarplot, tetapi belum mampu mereproduksi nilai MHI lapangan secara akurat dan presisi pada tingkat plot.

Hasil validasi independen ini secara jelas mengindikasikan bahwa model MHI-S2 yang dikembangkan oleh Nurdiansah & Dharmawan (2021) memiliki keterbatasan dalam hal generalisasi spasial. Pada tahap pengembangannya, model tersebut memiliki kinerja yang sangat baik terhadap data lapangan lokal, sebagaimana tercermin dari nilai koefisien determinasi yang tinggi. Namun, ketika diuji menggunakan 194 plot independen yang mencakup beberapa lokasi di Bali dan Jawa Timur, kinerja model menurun, ditandai oleh penurunan R^2 dan meningkatnya error prediksi. Perbedaan ini menunjukkan bahwa model kemungkinan terkalibrasi kuat pada karakteristik lokasi awal, sehingga kurang mampu merepresentasikan variasi struktur dan kondisi mangrove di wilayah lain. Dengan kata lain, hasil penelitian ini mengindikasikan bahwa kemampuan generalisasi model lintas wilayah masih terbatas apabila diterapkan tanpa penyesuaian tambahan.

Kecenderungan overestimasi yang teridentifikasi secara konsisten kemungkinan dipengaruhi oleh beberapa faktor utama. Diantaranya adalah perbedaan komposisi jenis dan struktur tegakan mangrove antarwilayah dapat memengaruhi respons spektral yang direkam oleh sensor Sentinel-2 (Wang *et al.*, 2018; Tran *et al.*, 2022). Faktor lain yang perlu dipertimbangkan adalah MHI lapangan sendiri mengandung variasi dan ketidakpastian pengukuran, sehingga sebagian perbedaan antara MHI-S2 dan MHI-L juga dapat dipengaruhi oleh galat observasi di lapangan, yang mana potensi ini pernah diungkapkan pada studi-studi sebelumnya (Réjou-Méchain *et al.*, 2019; Cushman *et al.*, 2023).

Temuan penelitian ini memberikan perspektif yang melengkapi sekaligus mengkritisi studi-studi pemetaan kesehatan mangrove berbasis MHI satelit yang umumnya melaporkan kondisi mangrove yang relatif optimistis. Sebagai contoh, Sugiana *et al.* (2022) melaporkan proporsi area mangrove dalam kategori "sangat sehat" yang tinggi di Teluk Benoa, sementara Schaduw *et al.* (2024) juga menemukan dominasi kategori kesehatan tinggi di pulau-pulau kecil Bunaken. Mengacu pada besarnya bias positif yang teridentifikasi dalam penelitian ini, terdapat kemungkinan bahwa sebagian estimasi kategori kesehatan tersebut cenderung terlalu tinggi. Dengan demikian, tanpa validasi lapangan independen, peta kesehatan mangrove berbasis satelit berpotensi memberikan gambaran kondisi ekosistem yang lebih baik daripada keadaan sebenarnya, yang pada gilirannya dapat memengaruhi pengambilan keputusan dalam pengelolaan dan evaluasi rehabilitasi mangrove. Korelasi yang relatif tinggi antara MHI-S2 dan MHI-L menunjukkan bahwa model masih memiliki kegunaan tertentu. Secara khusus, model mampu menangkap pola relatif antarplot, sehingga berpotensi digunakan untuk pemantauan perubahan temporal atau perbandingan kondisi relatif antar lokasi, selama model yang sama diterapkan secara konsisten. Dalam konteks tersebut, bias sistematis yang relatif konstan mungkin tidak terlalu bermasalah, sebagaimana ditunjukkan dalam beberapa studi yang memanfaatkan MHI satelit untuk mendeteksi perubahan kondisi mangrove pascarehabilitasi (Hidayah *et al.*, 2023; Zakiah *et al.*, 2025). Walaupun demikian, pada studi-studi selanjutnya perlu disampaikan bahwa ada potensi overestimasi dari kondisi Kesehatan mangrove. Disisi lain, untuk keperluan estimasi absolut, seperti penentuan ambang kesehatan atau evaluasi kinerja rehabilitasi secara kuantitatif, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model dalam bentuk saat ini belum cukup memadai.



Gambar 3. Plot Bland–Altman (BA-plot) dari MHI-L (Observasi) dan MHI-S2 (Model) pada batas kesepakatan statistik 95% (*limits of agreement* (LoA)), yang diwakili oleh $\pm 1,96$ standar deviasi (SD) dari rata-rata. Garis solid menunjukkan bias, sedangkan garis putus-putus menunjukkan batas kesepakatan 95% (LoA Atas (58,65) dan LoA Bawah (-17,28)).

Namun, studi ini masih memiliki keterbatasan. Pertama, ukuran plot yang sebanding dengan satu piksel Sentinel-2 menjadikan hasil sensitif terhadap kesalahan posisi dan heterogenitas internal plot. Kedua, cakupan geografis penelitian masih terbatas pada beberapa lokasi di Bali dan Jawa Timur, sehingga kinerja model di wilayah dengan karakter mangrove yang berbeda, seperti Kalimantan dan Papua, belum teruji. Selain itu, MHI lapangan diasumsikan sebagai acuan tanpa galat, meskipun pengukuran lapangan secara inheren mengandung ketidakpastian. Berdasarkan pengalaman penulis, salah satu ketidakpastian utama MHI-L terletak pada rendahnya sensitivitas MHI-L terhadap fluktuasi kerapatan tajuk yang berpotensi menyebabkan overestimasi pada kalkulasi MHI-S2. Sebagai contoh, S_c membutuhkan C sebesar 52,25% untuk mencapai nilai 0,02, mengingat pada level C sebesar 52% nilai S_c masih 0.

Terlepas dari keterbatasan tersebut, penelitian ini merupakan langkah awal yang penting dalam memverifikasi kinerja model kesehatan mangrove berbasis satelit menggunakan data lapangan berskala luas. Dengan menunjukkan secara kuantitatif keterbatasan model yang ada, studi ini menegaskan pentingnya validasi independen sebelum indeks kesehatan berbasis penginderaan jauh digunakan secara operasional. Pada akhirnya, pengembangan dan penyempurnaan model MHI berbasis penginderaan jauh yang lebih adaptif dan tervalidasi dengan baik akan sangat bermanfaat untuk mendukung pemantauan dan pengelolaan mangrove secara efektif, khususnya di negara dengan sebaran mangrove yang luas dan heterogen seperti Indonesia (Giri *et al.*, 2021). Selain itu, penggunaan MHI lapangan (MHI-L) perlu diperluas, mengingat indeks ini sangat sederhana dan bisa digunakan oleh berbagai pihak, walaupun perlu ada pengembangan lebih lanjut.

KESIMPULAN

Penelitian ini melakukan validasi lapangan terhadap model Mangrove Health Index (MHI) berbasis citra Sentinel-2 pada berbagai ekosistem mangrove di Bali dan Jawa Timur menggunakan 194 plot pengamatan. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa meskipun terdapat hubungan linier yang cukup kuat antara MHI-S2 dan MHI-L ($r = 0,71$; $R^2 = 0,50$), model menunjukkan bias positif yang cukup besar, tingkat error prediksi yang tinggi, serta kesesuaian absolut yang rendah (Lin's CCC 0,36). Model hasil perhitungan MHI-S2 secara konsisten terlihat overestimasi dibandingkan hasil pengukuran lapangan. Temuan ini menegaskan bahwa model MHI Sentinel-2 dalam bentuk saat ini belum sepenuhnya bisa digunakan untuk mengestimasi nilai absolut kesehatan mangrove pada skala plot tanpa kalibrasi atau penyesuaian lokal. Oleh karena itu, pada studi-studi selanjutnya, diperlukan pengembangan model MHI berbasis penginderaan jauh dengan memasukkan data

lapangan yang lebih beragam secara spasial sehingga modelnya diharapkan bisa lebih adaptif, sehingga dapat digunakan secara lebih andal dalam mendukung pengelolaan dan rehabilitasi mangrove di Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- Alina, A. N., Yahya, F., Safitri, D. A., Sanjaya, H., & Rahmawaty, M. A. (2025). Estimation of total carbon stock and Mangrove Health Index in Sidoarjo using machine learning spectral analysis method of Sentinel-2A satellite imagery. *Geoid*, 20(1), 47–52. doi: 10.12962/geoid.v20i1.2553
- As-syakur, A. R., Setiawati, M. D., Novanda, I. G. A., Rachman, H. A., Wirayuda, I. K. A. K., Aryunisha, P. E. P., Saifulloh, M., & Pratama, R. T. (2025). Spatio-Temporal Variation Trends of Mangrove Canopy Cover in Urban Areas Using Landsat 8 Imagery and Implications of Management Policies: A Case Study of the Benoa Bay Mangrove Area, Bali, Indonesia. *Wild*, 2(1), 8. doi: 10.3390/wild2010008
- Bland, J. M., & Altman, D. G. (1986). Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement. *The Lancet*, 327(8476), 307–310. doi: 10.1016/S0140-6736(86)90837-8
- Bunting, P., Rosenqvist, A., Hilarides, L., Lucas, R. M., Thomas, N., Tadono, T., Worthington, T. A., Spalding, M., Murray, N. J., & Rebelo, L. M. (2022). Global mangrove extent change 1996–2020: Global mangrove watch version 3.0. *Remote Sensing*, 14(15), 3657. doi: 10.3390/rs14153657
- Cushman, K. C., Saatchi, S., McRoberts, R. E., Anderson-Teixeira, K. J., Bourg, N. A., Chapman, B., McMahon, S. M., & Mulverhill, C. (2023). Small field plots can cause substantial uncertainty in gridded aboveground biomass products from airborne lidar data. *Remote Sensing*, 15(14), 3509. doi: 10.3390/rs15143509
- Danardono, D., Mulyani, N. F., Wibowo, A. A., & Arijuddin, B. I. (2025). Pemanfaatan penginderaan jauh untuk monitoring dinamika spasiotemporal kesehatan ekosistem mangrove di Segara Anakan, Cilacap, Jawa Tengah. *Jurnal Ilmu Lingkungan*, 23(4), 923–936. doi: 10.14710/jil.23.4.923-936
- García, M. L., & Caselles, V. (1991). Mapping burns and natural reforestation using Thematic Mapper data. *Geocarto International*, 6(1), 31–37. doi: 10.1080/10106049109354290
- Giri, C. (2021). Recent advancement in mangrove forests mapping and monitoring of the world using earth observation satellite data. *Remote Sensing*, 13(4), 563. doi: 10.3390/rs13040563
- Gitelson, A. A., Gritz, Y., & Merzlyak, M. N. (2003). Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for their remote estimation. *Journal of Plant Physiology*, 160(3), 271–282. doi: 10.1078/0176-1617-00887
- Hidayah, Z., Rachman, H. A., & As-syakur, A. R. (2023). Pemetaan kondisi hutan mangrove di kawasan pesisir Selat Madura dengan pendekatan Mangrove Health Index memanfaatkan citra satelit Sentinel-2. *Majalah Geografi Indonesia*, 37(1), 84–91. doi: 10.22146/mgi.78136
- Hidayah, Z., Rachman, H. A., As-syakur, A. R., & Wiyanto, D. B. (2026). Assessment of Community Structure and Spatio-temporal Dynamic of Mangrove Vegetation in East Java Province, Indonesia Using Multi-Decadal Satellite Remote Sensing. *Regional Studies in Marine Science*, 94, 104788. doi: 10.1016/j.rsma.2026.104788
- Kaufman, Y. J., & Tanre, D. (1992). Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2), 261–270. doi: 10.1109/36.134076
- Lin, L. I. (1989). A concordance correlation coefficient to evaluate reproducibility. *Biometrics*, 45(1), 255–268. doi: 10.2307/2532051
- Muscatello, A., Elith, J., & Kujala, H. (2021). How decisions about fitting species distribution models affect conservation outcomes. *Conservation Biology*, 35(4), 1309–1320. doi: 10.1111/cobi.13669
- Nurdiansah, D., & Dharmawan, I. W. E. (2021). Struktur komunitas dan kondisi kesehatan mangrove di Pulau Middleburg–Miossu, Papua Barat. *Jurnal Ilmu dan Teknologi Kelautan Tropis*, 13(1), 81–96. doi: 10.29244/jitkt.v13i1.33966
- Penuelas, J., Baret, F., & Filella, I. (1995). Semi-empirical indices to assess carotenoids/chlorophyll a ratio from leaf spectral reflectance. *Photosynthetica*, 31(2), 221–230.
- Pham, T. D., Yokoya, N., Bui, D. T., Yoshino, K., & Friess, D. A. (2019). Remote sensing approaches for monitoring mangrove species, structure, and biomass: Opportunities and challenges. *Remote Sensing*, 11(3), 230. doi: 10.3390/rs11030230

- Pramudji, Dharmawan, I. W. E., Hadiyanto, Kusmana, C., Suharsono, Onrizal, Hadi, T. A., Pribadi, R., Lestari, F., Sidiq, A., Arbi, U. Y., Suhardjono, Sasmito, S. D., Ardli, E., Yulianda, F., Mashoreng, S., Nicolas, J., Schadu, W., Istiqomah, N., Setia, T. M., Wijaya, S. W., Suyarso, Prayudha, B., & Ulumuddin, Y. I. (2018). Mangrove Health Index. *Workshop Indeks Kesehatan Komunitas Mangrove 2018*, Jakarta.
- Réjou-Méchain, M., Barbier, N., Couteron, P., Ploton, P., Vincent, G., Herold, M., Mermoz, S., Saatchi, S., Chave, J., de Boissieu, F., Féret, J.-B., Takoudjou, S. M., & Pélissier, R. (2019). Upscaling forest biomass from field to satellite measurements: sources of errors and ways to reduce them. *Surveys in Geophysics*, 40(4), 881-911. doi: 10.1007/s10712-019-09532-0
- Schadu, J. N. W., Tallei, T. E., & Sumilat, D. A. (2024). Mangrove Health Index, community structure and canopy cover in small islands of Bunaken National Park, Indonesia: Insights into dominant mangrove species and overall mangrove condition. *Tropical Life Sciences Research*, 35(2), 187–210. doi: 10.21315/tlsr2024.35.2.9
- Sugiana, I. P., Andiani, A. A. E., Dewi, I. G. A. I. P., Karang, I. W. G. A., As-Syakur, A. R., & Dharmawan, I. W. E. (2022). Spatial distribution of mangrove health index on three genera dominated zones in Benoa Bay, Bali, Indonesia. *Biodiversitas*, 23(7), 3407–3418. doi: 10.13057/biodiv/d230713
- Sunkur, R., Kantamaneni, K., Bokhoree, C., Rathnayake, U., & Fernando, M. (2024). Mangrove mapping and monitoring using remote sensing techniques towards climate change resilience. *Scientific Reports*, 14(1), 6949. doi: 10.1038/s41598-024-57563-4
- Tran, T. V., Reef, R., & Zhu, X. (2022). A review of spectral indices for mangrove remote sensing. *Remote Sensing*, 14(19), 4868. doi: 10.3390/rs14194868
- Vabalas, A., Gowen, E., Poliakoff, E., & Casson, A. J. (2019). Machine learning algorithm validation with a limited sample size. *PloS one*, 14(11), e0224365. doi: 10.1371/journal.pone.0224365
- Wang, D., Wan, B., Qiu, P., Su, Y., Guo, Q., Wang, R., Sun, F., & Wu, X. (2018). Evaluating the performance of Sentinel-2, Landsat 8 and Pléiades-1 in mapping mangrove extent and species. *Remote Sensing*, 10(9), 1468. doi: 10.3390/rs10091468
- Wei, S., Zhang, H., & Ling, J. (2025). A review of mangrove degradation assessment using remote sensing: Advances, challenges, and opportunities. *GIScience & Remote Sensing*, 62(1), 1–25. doi: 10.1080/15481603.2025.2491920
- Zakiyah, U., Syarifah, A., Rusydi, A. N., & Erintika, D. (2025). Analysis of Mangrove Health Index (MHI) for Mapping Mangrove Forest Health Based on Sentinel 2A Satellite Imagery in Ecotourism Kampung Blekok, Situbondo. *Pakistan Journal of Life and Social Sciences*, 23(1), 7402-7410. doi: 10.57239/PJLSS-2025-23.1.00575
- Zhang, B., Zhang, L., Chen, B., Deng, L., Fu, B., Yan, M., & Ji, C. (2024). Assessment of mangrove health based on pressure–state–response framework in Guangxi Beibu Gulf, China. *Ecological Indicators*, 167, 112685. doi: 10.1016/j.ecolind.2024.112685