

Forest Biomass Modeling Based on Landsat-8 Spectral Indices Using Google Earth Engine

Agung Yoga Pangestu^{1*}, Septian Faris Al Amin¹, Nurika Arum Sari¹, Mhd Muhajir Hasibuan¹

¹Program Studi Rekayasa Kehutanan, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sumatera, Lampung Selatan, Indonesia;

Article History

Received : August 16th, 2025

Revised : September 17th, 2025

Accepted : October 20th, 2025

*Corresponding Author:

Agung Yoga Pangestu,
Program Studi Rekayasa
Kehutanan, Fakultas Teknologi
Industri, Institut Teknologi
Sumatera, Lampung Selatan,
Indonesia.

Email:

agung.pangestu@rh.itera.ac.id

Abstract: Estimating forest biomass is essential for sustainable forest management and carbon monitoring. This study aimed to develop an aboveground biomass (AGB) estimation model by integrating multispectral Landsat-8 OLI imagery and field measurements in a 95.76 ha rehabilitation area near Rindam II Sriwijaya, Muara Enim, South Sumatra. Field data were collected using the National Forest Inventory Protocol, recording tree diameter and height to calculate AGB through species-specific allometric equations. Several vegetation indices (NDVI, EVI, SAVI, MSAVI, RVI, TVI, NDWI) were derived and analyzed on the Google Earth Engine (GEE) platform to identify the most responsive spectral indicator for biomass estimation. The analysis showed that AGB and carbon stocks varied across the rehabilitation site, reflecting differences in stand structure and vegetation moisture. Among all tested indices, NDWI demonstrated the highest correlation with AGB, indicating its effectiveness in capturing canopy water content and biomass variation under humid, mixed-vegetation conditions. These results emphasize the potential of GEE-based vegetation indices as a cost-efficient and replicable approach for monitoring biomass in tropical rehabilitation forests. NDWI proved to be the most suitable index for modeling forest biomass, offering a practical reference for applying similar remote sensing methods in other tropical regions to support large-scale forest carbon assessments

Keywords: Aboveground biomass, google earth engine, landsat, vegetation index.

Pendahuluan

Hutan memiliki peran penting sebagai penyimpan karbon dan penyangga ekosistem global (Mo et al., 2023). Estimasi biomassa di atas permukaan tanah (aboveground biomass) memberikan gambaran stok karbon sekaligus menjadi indikator produktivitas ekosistem (Wai et al., 2022); (Ma et al., 2024). Pengembangan metode estimasi biomassa yang akurat dan efisien untuk mendukung pengelolaan hutan berkelanjutan. Pengukuran biomassa umumnya dilakukan melalui inventarisasi lapangan dengan metode destruktif atau nondestruktif (Yao et al., 2021). Cara ini memerlukan biaya besar dan sulit diterapkan pada area luas (Rapiya et al., 2023). Teknologi penginderaan jauh hadir sebagai alternatif yang

lebih efisien melalui analisis citra satelit (Kazanskiy et al., 2025). Sensor multispektral seperti Landsat-8 OLI tersedia gratis dan memiliki cakupan luas sehingga sering digunakan dalam penelitian (Melnik & Brunn, 2025). Indeks vegetasi seperti NDVI, EVI, dan SAVI telah terbukti berkorelasi dengan struktur vegetasi dan biomassa (Singha et al., 2025).

Penelitian estimasi biomassa berbasis citra satelit berkembang pesat di berbagai negara (Zhang, Zou, et al., 2025). Namun pemanfaatan Google Earth Engine (GEE) untuk estimasi biomassa masih sangat terbatas (Sidhu et al., 2018). GEE menyediakan akses terbuka terhadap arsip citra satelit global serta mendukung pemrosesan paralel dalam skala besar yang dapat meningkatkan efisiensi analisis spasial (Miura et al., 2025). Keterbatasan pemanfaatan GEE ini

menjadi permasalahan penting karena rehabilitasi hutan membutuhkan sistem pemantauan biomassa yang cepat, berbiaya rendah, dan mudah direplikasi (Albuquerque et al., 2021).

Kawasan rehabilitasi daerah aliran sungai di sekitar Rindam II Sriwijaya merupakan wilayah yang membutuhkan pemantauan biomassa. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model estimasi biomassa berbasis indeks vegetasi dari citra Landsat-8 OLI menggunakan GEE. Model yang dihasilkan dialidasi menggunakan data lapangan sehingga hasil yang diperoleh dapat diterapkan secara efektif dalam pemantauan rehabilitasi hutan.

Bahan dan Metode

Waktu dan Tempat

Penelitian ini dilaksanakan pada bulan Juni hingga Agustus 2025 di kawasan rehabilitasi hutan sekitar Rindam II Sriwijaya, Kecamatan Muara Enim, Provinsi Sumatera Selatan dengan luas wilayah 95,76 ha. Secara geografis, lokasi penelitian berada pada ketinggian ± 50 –250 meter di atas permukaan laut dengan kondisi bentang alam berupa perbukitan bergelombang hingga dataran rendah. Iklim wilayah penelitian termasuk kategori tropis basah, dengan suhu rata-rata tahunan 25–32 °C serta curah hujan tahunan mencapai 2.500–3.000 mm.

Desain Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan pemodelan spasial. Metode yang digunakan mengombinasikan data lapangan hasil inventarisasi hutan dengan data penginderaan jauh dari citra multispektral Landsat 8 OLI. Analisis dilakukan melalui platform *Google Earth Engine (GEE)* yang dipilih karena kemampuannya dalam mengelola data satelit skala besar secara efisien dan berbasis *cloud computing*. Data biomassa yang diperoleh dari pengukuran lapangan kemudian dianalisis hubungannya dengan nilai indeks vegetasi melalui regresi linear sederhana.

Populasi dan Sampel Penelitian

Populasi penelitian ini adalah seluruh tegakan hutan pada areal rehabilitasi seluas 95,76 ha di sekitar Rindam II Sriwijaya, Muara Enim,

Sumatera Selatan. Sampel penelitian berupa 19 petak ukur berukuran 20 × 20 m (0,04 ha) yang ditempatkan secara acak menggunakan metode *random sampling* mengacu pada ketentuan Inventarisasi Hutan Menyeluruh Berkala (PermenLHK No. 8 Tahun 2021).

Variabel penelitian meliputi diameter setinggi dada (DBH), tinggi pohon, biomassa, cadangan karbon, serta nilai indeks vegetasi (NDVI, EVI, SAVI, MSAVI, RVI, TVI, NDWI). Pengambilan data dilakukan dengan mengukur DBH menggunakan pita ukur, tinggi pohon dengan hagameter, serta pencatatan koordinat petak ukur menggunakan GPS. Data biomassa dihitung dengan persamaan alometrik spesifik jenis, sedangkan kandungan karbon diperoleh dengan faktor konversi 0,47 sesuai rekomendasi IPCC (2006). Alat yang digunakan meliputi pita ukur, hagameter, GPS, tally sheet, serta komputer untuk pengolahan data, sementara bahan penelitian mencakup citra Landsat-8 OLI.

Prosedur Penelitian

Penelitian ini dilakukan untuk memodelkan biomassa hutan berdasarkan indeks spektral yang diperoleh dari citra Landsat 8 OLI menggunakan platform *Google Earth Engine (GEE)*. Tahapan penelitian dimulai dengan pemilihan citra satelit yang memiliki tingkat tutupan awan kurang dari 10% untuk menjamin kualitas data yang digunakan. Selanjutnya dilakukan koreksi reflektansi permukaan (*Surface Reflectance Correction*) guna menghilangkan pengaruh atmosfer. Citra hasil koreksi kemudian dipotong (*clipped*) sesuai batas area penelitian agar analisis terfokus pada wilayah hutan yang menjadi objek kajian.

Tahap berikutnya adalah perhitungan indeks vegetasi yang berfungsi sebagai variabel prediktor dalam pemodelan biomassa. Indeks vegetasi yang dihitung terdiri dari *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) (Rouse et al., 1973), *Enhanced Vegetation Index* (EVI) (Huete, 1988a), *Modified Soil Adjusted Vegetation Index* (MSAVI) (Qi et al., 1994), *Soil Adjusted Vegetation Index* (SAVI) (Huete, 1988b), *Ratio Vegetation Index* (RVI) (Floor et al., 1969), *Transformed Vegetation Index* (TVI) (Deering et al., 1975), serta *Normalized Difference Water Index* (NDWI) (McFeeters, 1996). Indeks-indeks tersebut dipilih karena mampu merepresentasikan kondisi vegetasi dari

berbagai aspek, seperti kerapatan tajuk, kandungan air, serta tanah.

Nilai indeks hasil ekstraksi kemudian dihubungkan dengan data biomassa lapangan melalui analisis regresi linear untuk memperoleh model estimasi biomassa hutan. Pemodelan dilakukan dengan menentukan indeks spektral yang memiliki korelasi paling kuat terhadap nilai biomassa terukur di lapangan. Model terbaik dipilih berdasarkan nilai koefisien determinasi (R^2) tertinggi dan Root Mean Square Error (RMSE) terendah. Selanjutnya, model yang terpilih digunakan untuk mengestimasi distribusi spasial biomassa hutan di seluruh area penelitian, sehingga diperoleh peta biomassa yang merepresentasikan variasi produktivitas vegetasi secara spasial.

Analisis Data Penelitian

Analisis statistik dilakukan untuk mengevaluasi hubungan antara data hasil inventarisasi lapangan berupa biomassa dengan nilai indeks vegetasi yang dihitung dari citra Landsat 8 di GEE. Metode yang digunakan adalah regresi linear sederhana, dimana biomassa sebagai variabel dependen (Y) diprediksi berdasarkan masing-masing indeks vegetasi sebagai variabel independen (X). Setiap indeks vegetasi dianalisis secara terpisah sehingga dapat diketahui indeks mana yang memiliki hubungan paling kuat dengan data biomassa lapangan. Hubungan antara biomassa dan indeks vegetasi diukur melalui koefisien determinasi (R^2) yang menunjukkan proporsi variasi biomassa yang dapat dijelaskan oleh model regresi. Selain itu, akurasi model dievaluasi menggunakan Root Mean Square Error (RMSE) untuk mengukur tingkat kesalahan prediksi biomassa. Hasil analisis ini digunakan sebagai dasar dalam pembuatan peta biomassa dan stok karbon, dimana indeks dengan nilai R^2 tertinggi dan RMSE terendah dianggap paling sesuai untuk pemodelan (Quang et al., 2022).

Hasil dan Pembahasan

Biomassa dan Simpanan Karbon

Hasil pengambilan data lapangan biomassa hutan pada kawasan rehabilitasi Rindam II Sriwijaya dapat dilihat pada Tabel 1. Nilai biomassa memiliki variasi yang cukup lebar, yakni antara 1,87–81,98 ton/ha, dengan

rata-rata 34,5 ton/ha. Nilai tertinggi terdapat pada plot 6 (81,98 ton/ha) yang menunjukkan dominasi tegakan sekunder, sedangkan nilai terendah terdapat pada plot 9 (1,87 ton/ha) yang didominasi vegetasi semak terbuka.

Tabel 1. Biomassa dan Karbon

Plot	Biomassa (ton/ha)	Karbon (tonC/ha)
1.	22,42	10,76
2.	1,89	0,91
3.	5,16	2,48
4.	33,92	16,28
5.	39,28	18,85
6.	81,98	39,35
7.	46,64	22,39
8.	2,84	1,36
9.	1,87	0,90
10.	37,88	18,18
11.	42,10	20,21
12.	38,62	18,54
13.	26,93	12,92
14.	28,72	13,78
15.	13,71	6,58
16.	76,10	36,53
17.	53,88	25,86
18.	43,35	20,81
19.	64,10	30,77

Variasi nilai biomassa menggambarkan adanya heterogenitas tegakan pada kawasan rehabilitasi yang berimplikasi pada perbedaan kemampuan simpanan karbon antar plot. Heterogenitas tegakan yang dimaksud adalah adanya variasi umur tegakan dan kondisi tapak pada kawasan rehabilitasi. Beberapa plot dengan nilai biomassa rendah didominasi semak atau vegetasi terbuka dengan produktivitas rendah, sementara plot dengan nilai tinggi merepresentasikan tegakan sekunder yang mulai pulih. Temuan ini sejalan dengan Cattanio (2017) yang melaporkan variasi biomassa luas pada hutan sekunder akibat regenerasi alami yang tidak seragam.

Konversi biomassa ke karbon menghasilkan kisaran 0,90–39,35 ton/ha dengan rata-rata 16,6 ton/ha. Nilai ini lebih rendah dibanding hutan primer tropis yang mampu menyimpan lebih dari 100 ton/ha (Pan et al., 2011), namun tetap menunjukkan kontribusi

penting rehabilitasi sebagai penyerap karbon (Basuki et al., 2022). Perbedaan ini menunjukkan bahwa meskipun cadangan karbon pada kawasan rehabilitasi lebih rendah dibanding hutan primer, ekosistem rehabilitasi tetap memiliki peran penting dalam menyerap karbon dan mendukung upaya mitigasi perubahan iklim di wilayah terdegradasi.

Uji Akurasi Model

Hasil regresi linear sederhana pada setiap indeks vegetasi yang digunakan dapat dilihat

pada Tabel 2. Setiap indeks vegetasi memiliki kemampuan berbeda dalam menjelaskan variasi biomassa. Nilai koefisien determinasi (R^2) berkisar antara 0,4849-0,5806, sementara nilai Root Mean Square Error (RMSE) berada pada kisaran 0,6425–0,6661. Variasi ini memberikan gambaran awal mengenai perbedaan sensitivitas spektral antarindeks dalam merepresentasikan kondisi biomassa di kawasan rehabilitasi Rindam II Sriwijaya.

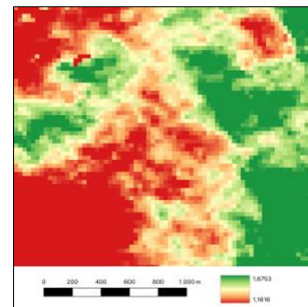
Tabel 2. Model regresi indeks vegetasi dan biomassa

Variabel	EVI	MSAVI	NDVI	NDWI	RVI	SAVI	TVI
R^2	0,4849	0,5005	0,5005	0,5806	0,5186	0,5061	0,5230
RMSE	0,6661	0,6661	0,6425	0,6425	0,6440	0,6523	0,6410

Perbedaan nilai R^2 dan RMSE menunjukkan bahwa efektivitas EVI sangat dipengaruhi oleh struktur tajuk. Nilai rendah pada tegakan campuran sejalan dengan penelitian (Crespo-Antia et al., 2024) yang menegaskan sensitivitas EVI terhadap penurunan vigor dan defoliiasi, sedangkan kinerjanya yang lebih baik pada kerapatan tinggi konsisten dengan (İşler et al., 2024) yang melaporkan kemampuan EVI mengurangi saturasi pada biomassa tinggi. Sementara itu, NDWI menunjukkan performa tertinggi dengan $R^2 = 0,5806$. Keunggulan ini sejalan dengan penelitian (Bartold et al., 2024) yang menekankan sensitivitas NDWI terhadap kelembaban vegetasi. Hal tersebut relevan dengan kondisi lokasi penelitian yang memiliki kelembaban relatif tinggi sehingga indeks ini mampu memodelkan biomassa lebih baik dibandingkan indeks lain.

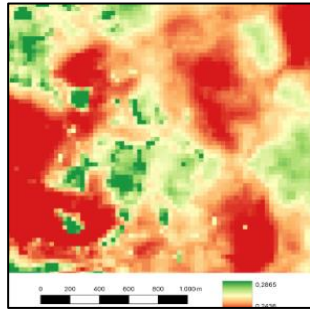
Performa Indeks Vegetasi

Indeks dengan performa paling rendah adalah EVI ($R^2 = 0,4849$; RMSE = 0,6661). Gambar 1 menunjukkan indeks vegetasi EVI. Pengembangan EVI dilakukan untuk mengatasi saturasi NDVI pada vegetasi rapat dengan menambahkan kanal biru, namun pada lokasi penelitian yang didominasi tegakan campuran dan semak belukar, efektivitasnya kurang optimal.



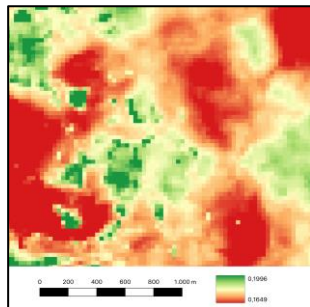
Gambar 1. Indeks Vegetasi EVI

Hal ini konsisten dengan penelitian (G. Wang et al., 2023) yang melaporkan keterbatasan EVI pada ekosistem dengan struktur vegetasi beragam. Sebaliknya, pada hutan tropis primer yang rapat, (Israel et al., 2025) menemukan bahwa EVI dapat lebih unggul dibanding NDVI. Temuan ini menunjukkan bahwa kinerja EVI sangat berkaitan terhadap tingkat kerapatan tajuk. Gambar 2 menunjukkan hasil regresi dan indeks vegetasi menggunakan MSAVI. Hasil MSAVI ($R^2 = 0,5005$; RMSE = 0,6661) memperhitungkan pengaruh latar belakang tanah. Namun, hasil penelitian menunjukkan bahwa koreksi tersebut tidak memberikan peningkatan signifikan.



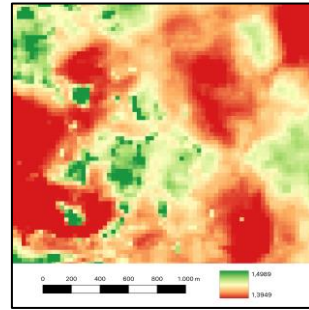
Gambar 2. Indeks Vegetasi MSAVI

Penelitian (H. Zhang et al., 2024) di Cina melaporkan keunggulan MSAVI pada area semi-arid dengan dominasi tanah terbuka, namun Voitik et al. (2023) menegaskan bahwa pada hutan tropis MSAVI tidak berbeda signifikan dengan NDVI. Hal ini menjelaskan mengapa di area rehabilitasi hutan Rindam II yang sudah mulai tertutup vegetasi sekunder, MSAVI memberikan hasil menengah. NDVI ($R^2 = 0,5005$; $RMSE = 0,6425$), meskipun sederhana, tetap menunjukkan performa yang solid. Indeks ini mampu menjelaskan sekitar 50% variasi biomassa dan terbukti konsisten dalam banyak penelitian.



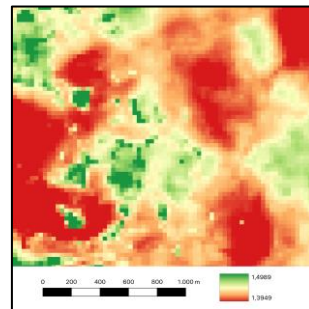
Gambar 3. Indeks Vegetasi NDVI

Wu et al. (2025) melaporkan efektivitas NDVI dalam estimasi biomassa hutan subtropis, sementara (Atanasov et al., 2025) menyoroti keterbatasannya akibat saturasi pada tajuk yang sangat rapat. Namun pada lokasi penelitian yang merupakan kawasan rehabilitasi dengan tutupan tajuk belum optimal, NDVI masih dapat digunakan sebagai indikator yang reliabel. Menariknya, indeks sederhana lain seperti RVI ($R^2 = 0,5186$; $RMSE = 0,6440$) menunjukkan kinerja sedikit lebih tinggi daripada NDVI, ditunjukkan pada Gambar 4.



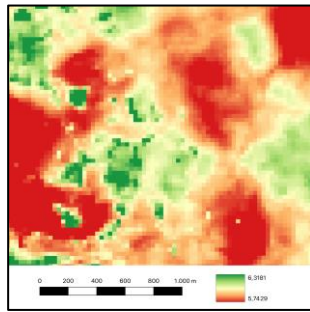
Gambar 4. Indeks Vegetasi RVI

Hal ini menegaskan bahwa meskipun berbasis rasio sederhana NIR/Red, RVI tetap mampu menangkap variasi biomassa secara cukup baik. Hasil ini sesuai dengan temuan (Chen et al., 2023) yang menekankan bahwa RVI masih relevan untuk hutan subtropis, serta menurut (Szigarski et al., 2018) yang menyatakan bahwa indeks ini cocok untuk area vegetasi dengan kerapatan sedang, sebagaimana kondisi di Muara Enim. SAVI ($R^2 = 0,5061$; $RMSE = 0,6523$) memberikan hasil yang hampir setara dengan NDVI, dengan sedikit koreksi terhadap latar belakang tanah.



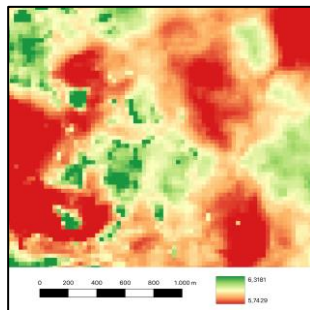
Gambar 5. Indeks Vegetasi SAVI

Pada ekosistem dengan kerapatan vegetasi rendah, SAVI terbukti lebih unggul sebagaimana dilaporkan oleh (Mahdi & Jasim, 2023). Namun pada lokasi penelitian dengan kerapatan vegetasi menengah, nilai R^2 dan $RMSE$ yang diperoleh tidak jauh berbeda dari NDVI, sehingga manfaat koreksi tanah menjadi kurang signifikan. Hasil indeks TVI ($R^2 = 0,5230$; $RMSE = 0,6410$) menunjukkan keunggulan tersendiri. Meskipun R^2 TVI tidak setinggi NDVI, nilai $RMSE$ -nya paling rendah di antara semua indeks, sehingga prediksi biomassa yang dihasilkan lebih presisi.



Gambar 6. Indeks Vegetasi TVI

(Xing et al., 2020) menemukan bahwa TVI mampu meningkatkan estimasi biomassa di hutan tropis, dan (Zou & Möttus, 2017) melaporkan bahwa TVI lebih sensitif terhadap variasi biomassa pada hutan sekunder. Kondisi di Muara Enim yang berupa lahan rehabilitasi dengan tutupan tajuk campuran mendukung relevansi TVI sebagai indeks alternatif yang akurat. Indeks dengan performa terbaik adalah NDWI ($R^2 = 0,5806$; $RMSE = 0,6425$). Indeks ini paling kuat dalam menjelaskan variasi biomassa karena sensitif terhadap kandungan air vegetasi.



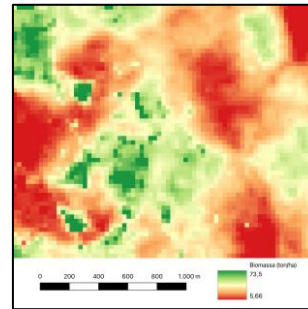
Gambar 7. Indeks Vegetasi NDWI

Kelembaban dan kerapatan vegetasi di kawasan rehabilitasi tampaknya berperan penting sehingga NDWI mampu merepresentasikan biomassa lebih baik dibanding indeks lain. Temuan ini sejalan dengan penelitian (Ashok et al., 2021) yang menunjukkan bahwa NDWI seringkali lebih unggul dibanding NDVI dalam estimasi biomassa pada kawasan dengan kelembaban tinggi.

Biomassa dan Karbon Hasil Prediksi

Hasil analisis menunjukkan bahwa *Normalized Difference Water Index* (NDWI) merupakan indeks terbaik dalam memodelkan biomassa di kawasan rehabilitasi Rindam II Sriwijaya dengan nilai koefisien determinasi R^2

= 0,5806, yang berarti sekitar 58% variasi biomassa dapat dijelaskan oleh nilai NDWI.



Gambar 8. Biomassa hasil prediksi

Berdasarkan pemodelan dengan NDWI, diperoleh hasil estimasi biomassa berkisar antara 5,66 ton/ha hingga 73,5 ton/ha, dengan estimasi kandungan karbon yang setara sebesar 2,688–35,28 ton/ha. Rentang nilai ini menggambarkan adanya variasi kondisi tegakan di lokasi penelitian, di mana sebagian area masih berupa vegetasi terbuka dengan biomassa rendah, sementara area lain telah berkembang menjadi tegakan sekunder yang mampu menyimpan karbon lebih tinggi. Nilai maksimum menunjukkan keberhasilan rehabilitasi dalam meningkatkan cadangan biomassa dan karbon, sementara nilai minimum menegaskan perlunya pengelolaan berkelanjutan pada petak dengan produktivitas rendah. Hasil ini sejalan dengan temuan Xu et al. (2025) yang menunjukkan bahwa peningkatan struktur tegakan secara signifikan meningkatkan akumulasi biomassa hingga lebih dari 180 ton/ha di wilayah subtropis Guangdong, Tiongkok. Hal ini menegaskan bahwa keberhasilan rehabilitasi hutan sangat bergantung pada kompleksitas struktur dan umur tegakan.

Sebaliknya, nilai minimum biomassa menunjukkan adanya petak dengan produktivitas rendah yang masih membutuhkan pengelolaan berkelanjutan untuk meningkatkan pertumbuhan. Kombinasi antara umur tegakan, tipe hutan, dan tingkat pencampuran spesies merupakan faktor kunci yang meningkatkan biomassa dan karbon, di mana hutan dengan tingkat keragaman tinggi umumnya memiliki cadangan karbon yang lebih besar dibanding hutan tanaman monokultur (T. Wang et al., 2023).

Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa estimasi biomassa di kawasan rehabilitasi hutan Muara Enim dapat dilakukan secara efektif dengan memanfaatkan citra multispektral Landsat-8 melalui platform Google Earth Engine. Dari berbagai indeks vegetasi yang diuji, NDWI memberikan hubungan paling kuat dengan biomassa di atas permukaan ($R^2 = 0,58$; RMSE = 0,64), sehingga dapat direkomendasikan sebagai indeks paling representatif pada ekosistem lembap dengan vegetasi campuran. Estimasi biomassa lapangan berkisar antara 5,66 - 73,5 ton/ha dengan cadangan karbon setara 2,688 - 35,28 ton/ha, mencerminkan adanya variasi struktur tegakan di kawasan rehabilitasi. Pendekatan ini menegaskan potensi pemanfaatan indeks vegetasi berbasis GEE sebagai metode pemantauan biomassa yang efisien, terjangkau, dan dapat direplikasi pada kawasan hutan tropis, sekaligus mendukung praktik pengelolaan hutan berkelanjutan dan pemantauan karbon.

Ucapan Terima Kasih

Penulis menyampaikan penghargaan yang sebesar-besarnya kepada tim lapangan yang telah membantu dalam proses pengumpulan data di lapangan. Ucapan terima kasih juga ditujukan kepada Program Studi Rekayasa Kehutanan, Institut Teknologi Sumatera, yang telah memberikan dukungan fasilitas serta kesempatan bagi penulis untuk mengembangkan penelitian ini.

Referensi

- Albuquerque, R. W., Ferreira, M. E., Olsen, S. I., Tymus, J. R. C., Balieiro, C. P., Mansur, H., Moura, C. J. R., Costa, J. V. S., Branco, M. R. C., & Grohmann, C. H. (2021). Forest restoration monitoring protocol with a low-cost remotely piloted aircraft: Lessons learned from a case study in the brazilian atlantic forest. *Remote Sensing*, 13(12). <https://doi.org/10.3390/rs13122401>
- Ashok, A., Rani, H. P., & Jayakumar, K. V. (2021). Monitoring of dynamic wetland changes using NDVI and NDWI based landsat imagery. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 23. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100547>
- Atanasov, A. I., Atanasov, A. Z., & Evstatiev, B. I. (2025). A Remote Sensing Approach for Biomass Assessment in Winter Wheat Using the NDVI Second Derivative in Terms of NIR. *Sustainability (Switzerland)*, 17(16). <https://doi.org/10.3390/su17167299>
- Bartold, M., Wróblewski, K., Kluczek, M., Dąbrowska-Zielińska, K., & Goliński, P. (2024). Examining the Sensitivity of Satellite-Derived Vegetation Indices to Plant Drought Stress in Grasslands in Poland. *Plants*, 13(16). <https://doi.org/10.3390/plants13162319>
- Chen, H., White, J. C., & Beaudoin, A. (2023). Derivation and assessment of forest-relevant polarimetric indices using RCM compact-pol data. *International Journal of Remote Sensing*, 44(1), 381–406. <https://doi.org/10.1080/01431161.2022.2164528>
- Crespo-Antia, J. P., Gazol, A., Pizarro, M., González de Andrés, E., Valeriano, C., Rubio Cuadrado, Á., Linares, J. C., & Camarero, J. J. (2024). Matching Vegetation Indices and Tree Vigor in Pyrenean Silver Fir Stands. *Remote Sensing*, 16(23). <https://doi.org/10.3390/rs16234564>
- Floor, F., Jordan, C. F., Jordan, C. F., Rico, P., Center, N., & Piedras, R. (1969). Derivation of Leaf-Area Index from Quality of Light on the Derivation of Leaf-Area Index from Quality of Light on The Forest Floor. *Source: Ecology*, 50(4), 663–666.
- Huete, A. R. (1988a). A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI) 295. In *Remote Sensing Of Environment* (Vol. 25).
- Huete, A. R. (1988b). A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI) 295. *Remote Sensing of Environment*, 25, 295–309.
- İşler, B., Aslan, Z., Sunar, F., Güneş, A., Feoli, E., & Gabriels, D. (2024). Hybrid model-based prediction of biomass density in case studies in Türkiye. *Ecological Informatics*, 79. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2023.102439>

- Israel, R., Akintunde-Alo, D. A., & Oluwajuwon, T. V. (2025). Comparative evaluation of Landsat 9 vegetation indices for estimating urban forest biomass in the botanical garden of University of Ibadan, Nigeria. *Discover Forests*, 1(1), 32. <https://doi.org/10.1007/s44415-025-00031-2>
- Kazanskiy, N., Khabibullin, R., Nikonorov, A., & Khonina, S. (2025). A Comprehensive Review of Remote Sensing and Artificial Intelligence Integration: Advances, Applications, and Challenges. *Sensors*, 25(19), 5965. <https://doi.org/10.3390/s25195965>
- Ma, T., Zhang, C., Ji, L., Zuo, Z., Beckline, M., Hu, Y., Li, X., & Xiao, X. (2024). Development of forest aboveground biomass estimation, its problems and future solutions: A review. In *Ecological Indicators* (Vol. 159). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2024.111653>
- Mahdi, S. A., & Jasim, S. N. (2023). Detection of Vegetation Cover Changes from 1988-2022 in the University of Baghdad Campus by Remote Sensing and GIS Techniques (Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1262(4). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1262/4/042054>
- McFeeters, S. K. (1996). The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17(7), 1425–1432. <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>
- Melnyk, O., & Brunn, A. (2025). Analysis of Spectral Index Interrelationships for Vegetation Condition Assessment on the Example of Wetlands in Volyn Polissya, Ukraine. *Earth (Switzerland)*, 6(2). <https://doi.org/10.3390/earth6020028>
- Miura, Y., Shamsudduha, M., Suppasri, A., & Sano, D. (2025). A Global Multi-Sensor Dataset of Surface Water Indices from Landsat-8 and Sentinel-2 Satellite Measurements. *Scientific Data*, 12(1). <https://doi.org/10.1038/s41597-025-05562-z>
- Mo, L., Zohner, C. M., Reich, P. B., Liang, J., de Miguel, S., Nabuurs, G. J., Renner, S. S., van den Hoogen, J., Araza, A., Herold, M., Mirzagholi, L., Ma, H., Averill, C., Phillips, O. L., Gamarra, J. G. P., Hordijk, I., Routh, D., Abegg, M., Adou Yao, Y. C., ... Crowther, T. W. (2023). Integrated global assessment of the natural forest carbon potential. *Nature*, 624(7990), 92–101. <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06723-z>
- Qi, J., Chehbouni, A., Huete, A. R., Kerr, Y. H., & Sorooshian, S. (1994). *A Modified Soil Adjusted Vegetation Index*. 48, 119–126.
- Quang, N. H., Quinn, C. H., Carrie, R., Stringer, L. C., Hue, L. T. Van, Hackney, C. R., & Tan, D. Van. (2022). Comparisons of regression and machine learning methods for estimating mangrove above-ground biomass using multiple remote sensing data in the red River Estuaries of Vietnam. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 26. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100725>
- Rapiya, M., Ramoelo, A., & Truter, W. (2023). Seasonal evaluation and mapping of aboveground biomass in natural rangelands using Sentinel-1 and Sentinel-2 data. *Environmental Monitoring and Assessment*, 195(12). <https://doi.org/10.1007/s10661-023-12133-5>
- Rouse, R. W. H., Haas, J. A. W., & Deering, D. W. (1973). *Monitoring Vegetation Systems in The Great Plains with ERTS*.
- Sidhu, N., Pebesma, E., & Câmara, G. (2018). Using Google Earth Engine to detect land cover change: Singapore as a use case. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1), 486–500. <https://doi.org/10.1080/22797254.2018.1451782>
- Singha, C., Chandra Swain, K., Sahoo, S., M. Fadhil Al-Quraishi, A., Omeiza Alao, J., Almohamad, H., Fatahalla Mohamed Ahmed, M., & Ghassan Abdo, H. (2025). Predicting forest above-ground biomass using SAR imagery and GEDI data through machine learning in GEE cloud.

- Forest Science and Technology*, 21(2), 187–206.
<https://doi.org/10.1080/21580103.2025.2481122>
- Szigarski, C., Jagdhuber, T., Baur, M., Thiel, C., Parrens, M., Wigner, J. P., Piles, M., & Entekhabi, D. (2018). Analysis of the Radar Vegetation Index and potential improvements. *Remote Sensing*, 10(11).
<https://doi.org/10.3390/rs10111776>
- Voitik, A., Kravchenko, V., Pushka, O., Kutkovetska, T., Shchur, T., & Kocira, S. (2023). Comparison of NDVI, NDRE, MSAVI and NDSI Indices for Early Diagnosis of Crop Problems. *Agricultural Engineering*, 27(1), 47–57.
<https://doi.org/10.2478/agriceng-2023-0004>
- Wai, P., Su, H., & Li, M. (2022). Estimating Aboveground Biomass of Two Different Forest Types in Myanmar from Sentinel-2 Data with Machine Learning and Geostatistical Algorithms. *Remote Sensing*, 14(9).
<https://doi.org/10.3390/rs14092146>
- Wang, G., Peng, W., Zhang, L., Zhang, J., & Xiang, J. (2023). Vegetation EVI changes and response to natural factors and human activities based on geographically and temporally weighted regression. *Global Ecology and Conservation*, 45.
<https://doi.org/10.1016/j.gecco.2023.e02531>
- Wang, T., Dong, L., & Liu, Z. (2023). Factors driving carbon accumulation in forest biomass and soil organic carbon across natural forests and planted forests in China. *Frontiers in Forests and Global Change*, 6.
<https://doi.org/10.3389/ffgc.2023.1333868>
- Wu, Y., Chen, Y., Tian, C., Yun, T., & Li, M. (2025). Estimation of Subtropical Forest Aboveground Biomass Using Active and Passive Sentinel Data with Canopy Height. *Remote Sensing*, 17(14).
<https://doi.org/10.3390/rs17142509>
- Xing, N., Huang, W., Xie, Q., Shi, Y., Ye, H., Dong, Y., Wu, M., Sun, G., & Jiao, Q. (2020). A transformed triangular vegetation index for estimating winter wheat leaf area index. *Remote Sensing*, 12(1).
<https://doi.org/10.3390/RS12010016>
- Xu, X., Yang, J., Qi, S., Ma, Y., Liu, W., Li, L., Lu, X., & Liu, Y. (2025). Estimation of Forest Aboveground Biomass Using Sentinel-1/2 Synergized with Extrapolated Parameters from LiDAR Data and Analysis of Its Ecological Driving Factors. *Remote Sensing*, 17(14).
<https://doi.org/10.3390/rs17142358>
- Yao, Z., Qing, H., Yang, L., & Zhao, L. (2021). Non-destructive aboveground biomass estimation of *Leymus chinensis* individual across large scale. *Ecological Indicators*, 131.
<https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.108212>
- Zhang, H., Ma, C., & Liu, P. (2024). Dynamic evaluation of the ecological evolution and quality of arid and semi-arid deserts in the Aibugai River Basin based on an improved remote sensing ecological index. *Ecological Informatics*, 82.
<https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102727>
- Zhang, Y., Zou, Y., & Wang, Y. (2025). Remote Sensing of Forest Above-Ground Biomass Dynamics: A Review. In *Forests* (Vol. 16, Issue 5). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI).
<https://doi.org/10.3390/f16050821>
- Zou, X., & Möttus, M. (2017). Sensitivity of common vegetation indices to the canopy structure of field crops. *Remote Sensing*, 9(10).
<https://doi.org/10.3390/rs9100994>