
**PEMETAAN LAMUN MENGGUNAKAN ALGORITME MACHINE LEARNING DENGAN
CITRA SENTINEL-2A DI PERAIRAN PULAU SEBESI
SEAGRASS MAPPING USING MACHINE LEARNING ALGORITHMS WITH
SENTINEL-2A IMAGERY IN SEBESI ISLAND**

**Willdan Aprizal Arifin*, La Ode Alam Minsaris, Luthfi Anzani, Tirta Samudera Ramadhani,
Marcella Grace Angelique Lubis, Afrizal Dzikrillah, Yulda, Oki Suprianto**

Program Studi Sistem Informasi Kelautan, Universitas Pendidikan Indonesia
Jl. Dr. Setiabudi No.229, Isola, Kec. Sukasari, Kota Bandung, Jawa Barat 40154

*Coressponding author email: willdandarifin@upi.edu

Submitted: 28 February 2024 / Revised: 18 April 2025 / Accepted: 21 April 2025

<http://doi.org/10.21107/jk.v18i1.25025>

ABSTRAK

Pulau Sebesi memiliki potensi yang menjanjikan baik di daratan maupun pesisirnya. Wilayah pesisir Pulau Sebesi memiliki ekosistem lengkap yang membuat wilayah tersebut relatif subur dan produktif, seperti ekosistem mangrove, terumbu karang, dan lamun. Lamun merupakan tumbuhan berbunga (angiospermae) yang terdiri atas akar, daun, bunga, rimpang, dan buah yang memiliki peran sangat penting. Jika ekosistem lamun mengalami kerusakan, maka akan berdampak pada ekosistem lainnya di laut karena banyak hewan laut yang siklus hidupnya bergantung pada keberadaan lamun. Pulau Sebesi belum memiliki informasi terbaru terkait luasan lamun beserta klasifikasinya yang dapat dilihat secara visual di pulau tersebut. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengkaji sebaran lamun menggunakan machine learning memakai metode MLH dan RF kemudian dibandingkan untuk mendapat model terbaik. Metode yang digunakan dalam pemantauan yang berkelanjutan dalam mencegah kerusakan ekosistem lamun, yaitu dengan memanfaatkan teknologi penginderaan jauh. Pemantauan tersebut menggunakan machine learning yang memanfaatkan metode Maximum Likelihood (MLH) dan Random Forest (RF) dengan citra sentinel-2A. Hasil olah citra menunjukkan akurasi lebih baik pada metode RF, yaitu sebesar 83,3% dan MLH sebesar 66.6%. Hal tersebut telah diuji akurasinya menggunakan perhitungan overall accuracy. Berdasarkan hal tersebut, maka klasifikasi RF lebih baik dibandingkan dengan klasifikasi MLH.

Kata kunci: lamun, machine learning, sentinel-2A

ABSTRACT

Sebesi Island has promising potential both on land and in its coastal areas. The coastal area of Sebesi Island has a complete ecosystem that makes the area relatively fertile and productive, such as mangrove ecosystems, coral reefs, and seagrass. Seagrass is a flowering plant (angiosperm) that consists of roots, leaves, flowers, rhizomes, and fruits, and plays a very important role. If the seagrass ecosystem is damaged, it will impact other marine ecosystems because many marine animals have life cycles that depend on the presence of seagrass. Sebesi Island does not yet have the latest information regarding the area and classification of seagrass that can be visually seen on the island. The purpose of this research is to examine the distribution of seagrass using machine learning with the MLH and RF methods, which are then compared to obtain the best model. The method used for sustainable monitoring to prevent damage to the seagrass ecosystem is by utilizing remote sensing technology. This monitoring uses machine learning that applies the Maximum Likelihood (MLH) and Random Forest (RF) methods with Sentinel-2A imagery. The image processing results show better accuracy in the RF method, which is 83.3%, and MLH is 66.6%. These accuracies were tested using overall accuracy calculations. Based on this, the RF classification is better than the MLH classification.

Keywords: seagrass, machine learning, sentinel-2A

PENDAHULUAN

Pulau Sebesi merupakan pulau yang terletak di Kabupaten Lampung Selatan dan terdiri atas satu desa, yaitu Desa Tejang (Kurniasih dan Tejapermana, 2018). Pulau Sebesi memiliki potensi yang menjanjikan baik di daratan maupun pesisirnya (Yudha *et al.* 2021). Wilayah pesisir Pulau Sebesi memiliki ekosistem lengkap yang membuat wilayah tersebut relatif subur dan produktif, seperti ekosistem mangrove, terumbu karang, dan lamun (Sari *et al.* 2023). Keberadaan ekosistem inilah yang menjadikan wilayah Pulau Sebesi berpotensi sebagai lokasi wisata. Menurut Haryati dan Hidayat (2019), potensi kegiatan pariwisata yang meningkat akan berpengaruh pada aktivitas manusia di wilayah pesisir dan dapat mencemari lingkungan di sekitarnya. Hal ini akan berdampak pada ekosistem laut di Pulau Sebesi, terutama pada ekosistem lamun yang rentan mengalami kerusakan (*fragile ecosystem*) akibat aktivitas manusia (Mardini *et al.* 2023).

Lamun merupakan tumbuhan berbunga (angiospermae) yang terdiri atas akar, daun, bunga, rimpang, dan buah (Hartoni *et al.* 2022). Ekosistem lamun biasanya tumbuh di laut dangkal dan berkembang biak secara penyerbukan bunga dan pertumbuhan tunas (Widiastuti, 2023). Peran ekosistem lamun dalam ekologi kawasan pesisir sangat penting karena menjadi tempat pelindung pantai, tempat mencari makanan bagi ikan (*feeding ground*), dan sebagai penghalang (*barrier*) bagi ekosistem terumbu karang dari kerusakan sedimentasi (Warahmah *et al.* 2022). Jika ekosistem lamun mengalami kerusakan, hal tersebut akan berdampak pada ekosistem lainnya di laut karena banyak hewan laut yang siklus hidupnya bergantung pada keberadaan lamun (Rahman *et al.* 2022). Selain itu, Pulau Sebesi belum memiliki informasi terbaru terkait luasan lamun beserta klasifikasinya yang dapat dilihat secara visual di pulau tersebut.

Berdasarkan persoalan di atas, maka perlu dilakukan pemantauan yang berkelanjutan untuk meminimalisir dan mencegah kerusakan ekosistem lamun. Salah satunya dengan memanfaatkan teknologi penginderaan jauh. Penginderaan jauh merupakan sebuah teknik dalam mengamati objek tanpa perlu melakukan kontak langsung dengan objek yang diamati (Kurniati dan Sugara, 2023). Pemantauan

tersebut menggunakan *machine learning* yang memanfaatkan metode *Maximum Likelihood* (MLH) dan *Random Forest* (RF) dengan citra sentinel-2A. Satelit sentinel-2A merupakan citra satelit yang memiliki 13 band serta dapat memberikan hasil lebih akurat dan spesifik dalam perekaman objek di permukaan bumi (Rafsenja *et al.* 2020).

Metode MLH dapat memberikan akurasi lebih dari 60% untuk citra multispektral dan lebih dari 70% untuk citra hiperspektral (Prayudha dan Anggraini, 2022). Sementara itu, metode RF juga menunjukkan akurasi yang baik dalam klasifikasi lamun, seperti pada penelitian oleh Ginting dan Arjasakusuma (2021). Penelitian tersebut menggunakan data PlanetScope dan menghasilkan akurasi model sebesar 98% pada data mentah dan 76% setelah koreksi radiometrik. Metode RF terdiri atas beberapa klasifikasi *tree* dan terdapat sebuah *node* untuk membedakan data berdasarkan atribut serta cabang yang merupakan output dari node tersebut (Ariawan *et al.* 2021). Maka dari itu, tujuan penelitian tersebut dilakukan adalah untuk mengkaji sebaran lamun menggunakan *machine learning* dengan memakai metode MLH dan RF di Pulau Sebesi dan membandingkan kedua metode tersebut untuk mendapat model terbaik.

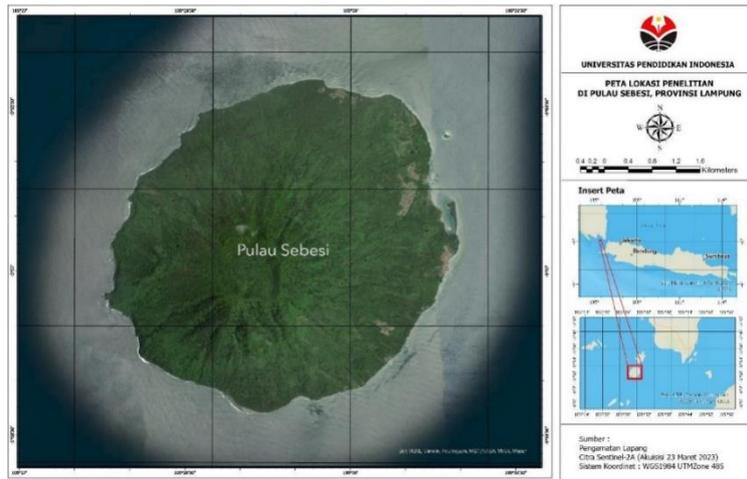
MATERI DAN METODE

Waktu dan Lokasi Penelitian

Penelitian dilaksanakan selama tiga bulan dengan dua tahap. Tahap pertama berupa kegiatan pengamatan langsung terkait sebaran lamun di Pulau Sebesi, Provinsi Lampung (Gambar 1). Tahap kedua berupa kegiatan pengolahan dan analisis data citra satelit di Laboratorium Komputer Program Studi Sistem Informasi Kelautan UPI Kampus Serang.

Alat dan Bahan

Alat dan bahan yang digunakan dalam pengamatan sebaran lamun antara lain, *Global Positioning System* (GPS) Garmin 64S, kamera bawah air, transek kuadrat, alat dasar selam (ADS), roll meter, alat tulis, dan papan jalan. Pada kegiatan pengolahan data citra satelit dibutuhkan alat, seperti perangkat lunak ArcGIS 10.8 dan Microsoft Excel 2019. Bahan yang digunakan adalah citra satelit Sentinel-2A dengan akuisisi citra pada tanggal 21 September 2023.

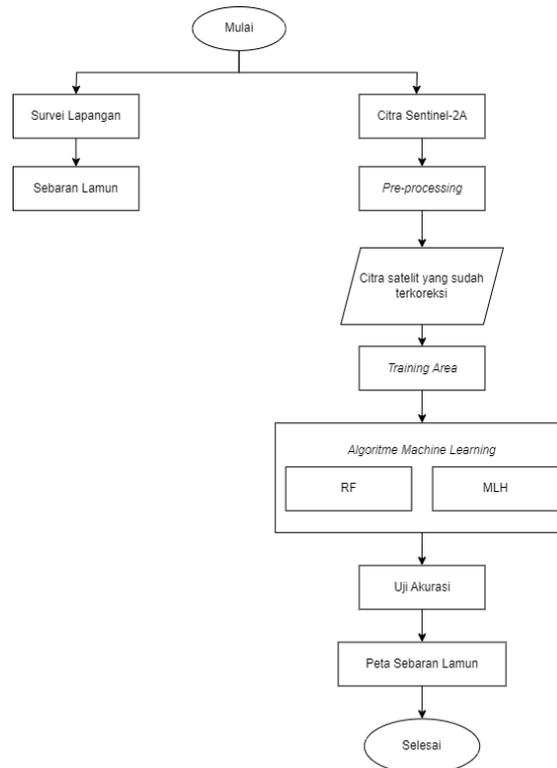


Gambar 1. Peta lokasi pengamatan

Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dimulai dengan pengamatan data di lapang dan pengolahan data citra satelit. Pengolahan citra satelit dilakukan dengan tahapan *pre-processing*, koreksi kolom air, pengolahan data dengan *Maximm Likelihood (MLH)* dan *Random Forest*

(RF) serta uji akurasi. Data lapang digunakan sebagai acuan ketika melakukan uji akurasi sebaran lamun. Hasil pengolahan citra akan berupa peta sebaran lamun berbasis piksel. **Gambar 2** di bawah merupakan diagram tahapan penelitian.



Gambar 2. Alur diagram penelitian

Survei Lapangan

Metode yang digunakan dalam pengamatan lamun di lapang adalah metode *Systematic Random Sampling*. Pengamatan dilakukan

untuk mencatat koordinat menggunakan transek kuadran. Metode tersebut digunakan secara sistematis dalam menentukan lokasi titik sampel melalui jarak tertentu dengan

penentuan titik awal secara acak (Congalton & Green, 2019).

Pengolahan Citra

Tahap dalam pengolahan citra adalah *pre-processing*, *training area*, penggunaan algoritme *machine learning* untuk melakukan klasifikasi citra, dan uji akurasi.

Pre-Processing

Tahap *pre-processing* berguna untuk memperbaiki kualitas citra. Tahap pertama yang dilakukan adalah dengan melakukan koreksi geometrik dan radiometrik. Namun, untuk citra sentinel-2A telah terkoreksi geometrik dan radiometrik, sehingga tidak perlu melakukan koreksi kembali (Prasetyo *et al.* 2019). Tahap selanjutnya, yaitu *cropping* untuk memberikan batas fokus lokasi pengamatan dengan cara memotong (*clip*) citra. Tahap *pre-processing* menghasilkan citra satelit yang bersih dan siap digunakan ke tahap berikutnya.

Training Area

Tahap *training area* merupakan salah satu tahap penting dalam pengolahan data citra untuk menentukan sebaran nilai piksel pada setiap kelas. Titik sampel pada setiap klasifikasi berkisar antara 20 hingga 75 sampel. Semakin banyak sampel, maka klasifikasi sebaran lamun akan semakin baik (Putra *et al.* 2023).

Klasifikasi Citra

Tahap ini berguna untuk menyusun dan mengelompokkan piksel ke dalam kelas berdasarkan kategorinya (Hendrawan *et al.* 2018). Klasifikasi berbasis piksel merupakan teknik *supervised classification* dengan

menggunakan metode *Maximum Likelihood* (MLH), dan *Random Forest* (RF). Metode MLH bertujuan untuk mengklasifikasi lamun dengan mengelompokkan piksel yang identitasnya belum diketahui serta mengacu pada perhitungan probabilitas setiap kelasnya (Sangadji *et al.* 2018). Metode RF menurut Ariawan *et al.* (2021), terdiri dari beberapa klasifikasi *tree*, yang mana terdapat sebuah node untuk membedakan data berdasarkan atribut dan cabang yang merupakan output dari node tersebut.

Uji Akurasi

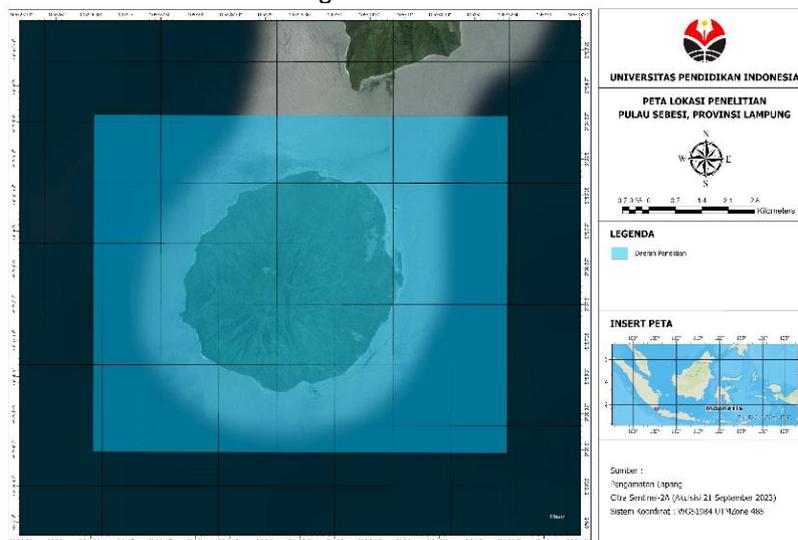
Tahap ini berguna untuk mengetahui tingkat akurasi dalam meningkatkan kualitas peta (Congalton & Green, 2019). Uji akurasi dibuktikan melalui perhitungan *overall accuracy* dengan menjumlah titik sampel benar dibagi jumlah keseluruhan titik sampel. Berikut persamaan untuk menghitung uji akurasi:

$$Overall Accuracy = \frac{\sum_{i=1}^k n_{ii}}{n}$$

Di mana k adalah jumlah baris pada matriks, n merupakan jumlah pengamatan. n_{ii} jumlah pengamatan kolom serta baris ke-i.

HASIL DAN PEMBAHASAN
Pre-Processing

Pada tahap *Pre-Processing* dilakukan *clipping* atau proses pemotongan wilayah sebagai penyesuaian area penelitian di Desa Tejang, Pulau Sebesi, Provinsi Lampung. Citra yang digunakan sudah dikoreksi siap untuk digunakan dalam analisis spasial lebih lanjut. Hasil *clipping* dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Hasil *clipping*

Training Area

Tahap *training area* merupakan tahapan dalam membuat *sampling* pada data citra. Sebelum melakukan *training area*, kelas objek dibuat menjadi beberapa. Peta sebaran lamun di

Pulau Sebesi terdiri atas 3 kelas yang meliputi lamun, perairan, dan daratan (Tabel 1). Ketiga *class* tersebut kemudian dilakukan digitasi sebagai *sampling data* sehingga menjadi *training area*.

Tabel 1. Kelas sebaran lamun

Kelas	Warna	Keterangan
Lamun	Hijau Muda	Vegetasi berupa sebaran habitat lamun
Perairan	Biru	Air laut yang secara visual terlihat
Daratan	Hijau Tua	Semua lahan darat yang secara visual terlihat, termasuk pemukiman dan perkebunan

Klasifikasi citra terbimbing (*supervised*) berbasis pixel menerapkan algoritme *machine learning* dengan metode *Maximum Likelihood* (MLH) dan *Random Forest* (RF) memakai data citra tahun 2023. Titik sampel pada setiap klasifikasi berkisar antara 20 hingga 75 sampel.

Titik sampel sudah sesuai dengan ketentuan minimal sebanyak 20 sampel untuk setiap kelasnya (Hariyono, 2022). Klasifikasi kedua metode menghasilkan luas sebaran lamun yang berbeda-beda (Tabel 2).

Tabel 2. Luas sebaran berdasarkan jenis klasifikasi

Jenis Klasifikasi	Luas (Ha)
<i>Maximum Likelihood</i>	22.28
<i>Random Forest</i>	2.24

Klasifikasi menggunakan metode MLH menghasilkan representasi citra sebaran lamun yang cukup sesuai. Hal ini dibuktikan antara

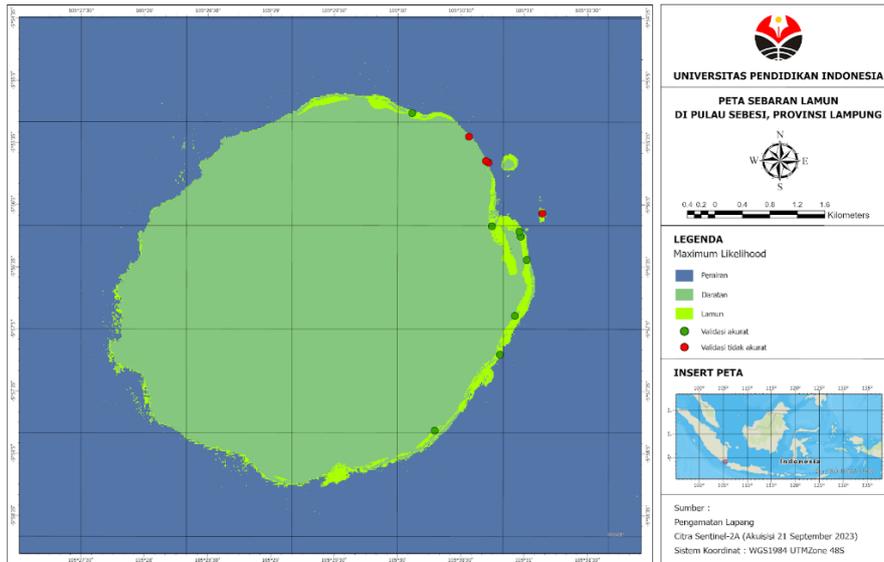
kesesuaian hasil olah citra dengan titik validasi lapang dan spesies lamun yang ditemukan pada setiap titik validasi (Tabel 3).

Tabel 3. Titik validasi lapangan

No	Titik Validasi
1	-5.964998 105.5049
2	-5.954789 105.513479
3	-5.949603 105.515454
4	-5.942118 105.516992
5	-5.938974 105.516216
6	-5.938303 105.516041
7	-5.935887 105.519044
8	-5.929065 105.511947
9	-5.928849 105.511616
10	-5.925587 105.509383
11	-5.922433 105.501897

Klasifikasi menggunakan metode MLH ditampilkan pada Gambar 4. Berdasarkan klasifikasi MLH, diperoleh luasan lamun seluas 22.28 Ha. Hal tersebut dapat dilihat pada sebaran lamun yang lebih luas dibandingkan dengan metode RF, yaitu dengan luasan lamun seluas 2.24 Ha. Terlihat sebaran lamun yang lebih banyak di sekitar Pulau Sebesi, sedangkan berdasarkan hasil survei lapang tidak ditemukan adanya sebaran lamun yang luas di lokasi tersebut. Hasil olah citra menggunakan metode MLH menunjukkan bahwa terdapat 4 dari 12 titik yang tidak akurat dan lainnya sudah akurat. Hasil tersebut mengindikasikan metode MLH tidak cukup baik

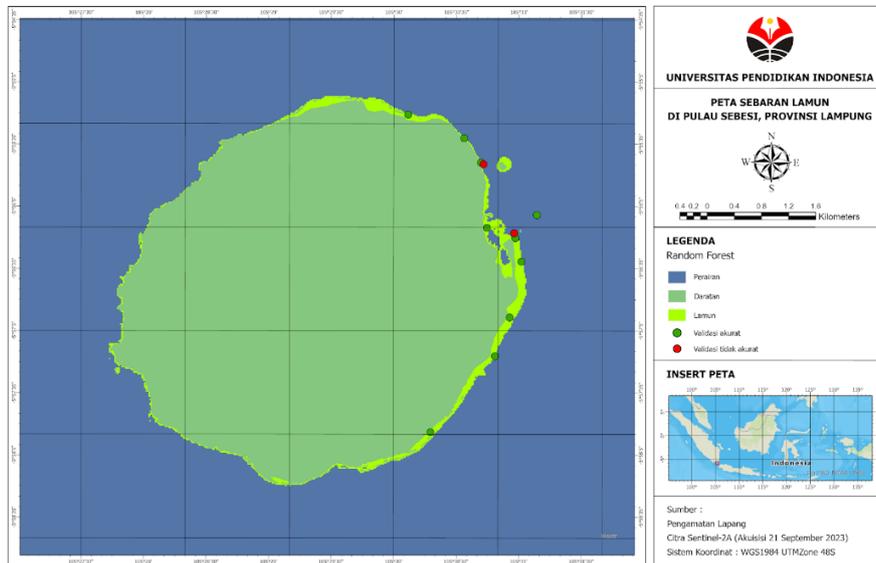
dalam merepresentasikan kondisi lapang, dilihat pada hasil titik validasi yang tidak akurat sebanyak 4 titik. Jumlah titik validasi yang digunakan dalam penelitian ini terbatas pada 12 titik, disebabkan oleh keterbatasan akses lapangan akibat kondisi gelombang yang cukup tinggi di bagian barat pulau. Oleh sebab itu, validasi hanya dapat dilakukan pada bagian utara hingga timur pulau. Hal ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan Rosalina *et al.* (2022), yaitu kondisi cuaca dapat membatasi akses ke beberapa titik survei lapangan, sehingga mempengaruhi jumlah titik validasi dalam penelitian ini.



Gambar 4. Peta hasil klasifikasi habitat lamun *Maximum Likelihood*

Berdasarkan klasifikasi RF, diperoleh luasan lamun sebesar 2.24 Ha. Klasifikasi metode RF menampilkan perbedaan dengan klasifikasi MLH. Pada metode RF, data citra yang ditampilkan terlihat lebih sedikit dibandingkan metode MLH (Gambar 5). Hal ini dapat dilihat pada sebaran lamun di bagian selatan pulau yang lebih sedikit. Hasil olah citra

menggunakan metode RF menunjukkan bahwa terdapat 2 dari 12 titik yang tidak akurat dan lainnya sudah akurat. Meskipun jumlah titik validasi yang diperoleh sedikit, pemilihan titik tersebut dilakukan secara menyebar serta representatif pada kelas tutupan lamun yang diteliti.



Gambar 5. Peta hasil klasifikasi habitat lamun *Random Forest*

Uji Akurasi

Tahap terakhir merupakan tahap dalam menguji besar akurasi olah citra dengan titik validasi lapangan. Uji akurasi dibuktikan menggunakan perhitungan *overall accuracy* dan hasilnya disajikan pada Tabel 4. Berdasarkan hasil uji akurasi, dapat disimpulkan bahwa penggunaan metode RF

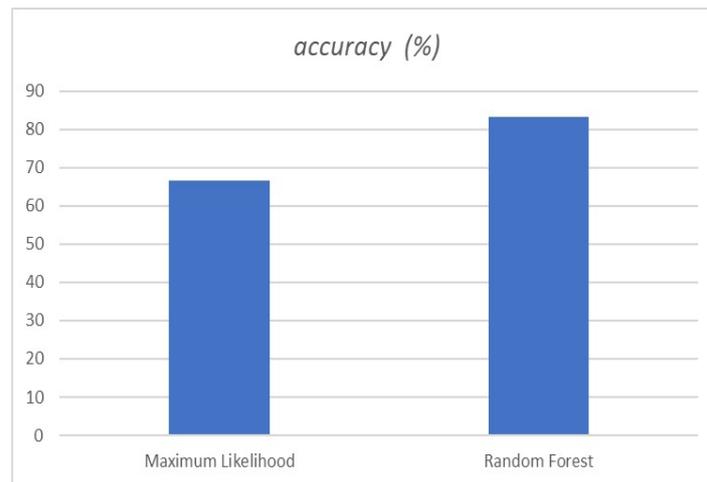
lebih baik dibandingkan dengan metode MLH (Gambar 6). Hal ini sesuai dengan akuratnya titik validasi metode RF yang lebih banyak dibandingkan metode MLH. Metode RF berada di urutan pertama dengan uji akurasi terbaik setelah MLH. RF memiliki konsistensi dalam melakukan klasifikasi, seperti pada penelitian Fernández-Delgado *et al.* (2014), RF merupakan salah satu metode klasifikasi

dengan performa yang baik. Selain itu, pada penelitian Couronné *et al.* (2018) juga dijelaskan bahwa kinerja RF lebih baik dalam menguji jumlah dataset yang banyak. Berdasarkan hal tersebut, metode RF dapat menjadi alternatif dalam menghasilkan

klasifikasi habitat lamun. Sedangkan untuk hasil olah citra MLH, klasifikasi MLH menunjukkan sebaran lamun yang tidak sesuai dengan data lapang sehingga akurasi metode tersebut kurang diantara lainnya.

Tabel 4. Uji akurasi citra

Jenis Klasifikasi	Persentase Akurasi
<i>Maximum Likelihood</i>	66,6%
<i>Random Forest</i>	83,3%



Gambar 6. Grafik perbandingan klasifikasi MLH dan RF

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Penelitian identifikasi sebaran lamun menggunakan metode RF dengan luasan sebesar 2.24 Ha dan metode MLH dengan luasan sebesar 22.28 Ha. Hasil uji akurasi menunjukkan nilai *overall accuracy* antara klasifikasi *visual* dengan *ground truth* adalah sebesar 66,6% untuk metode MLH dan 83,3% untuk metode RF. Berdasarkan penjelasan tersebut, metode RF merupakan metode terbaik dibandingkan dengan metode MLH dalam mengkaji sebaran lamun di Pulau Sebesi.

Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya adalah dengan melakukan pemetaan lebih dalam terkait sebaran jenis lamun di Pulau Sebesi. Hal ini dapat berguna untuk mengetahui secara detail tentang pola sebaran jenis lamun dan kaitannya dengan ekosistem lain, seperti terumbu karang atau ikan-ikan di Pulau Sebesi.

DAFTAR PUSTAKA

Ariawan, I., Rosalia, A. A., Anzani, L., Arifin, W. A., & Lukman, L. (2021). Identifikasi Spesies Mangrove Menggunakan Algoritme Random Forest. *Jurnal*

Kemaritiman: Indonesian Journal of Maritime, 2(2), 118-128.

Congalton, R. G., & Green, K. (2019). *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: principles and practices* (Third Edit). CRC Press.

Couronné, R., Probst, P., & Boulesteix, A.-L. (2018). Random forest versus logistic regression: A large-scale benchmark experiment. *BMC Bioinformatics*, 19(1), 270. <https://doi.org/10.1186/s12859-018-2264-5>.

Fernández-Delgado, M., Cernadas, E., Barro, S., & Amorim, D. (2014). Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems? *Journal of Machine Learning Research*, 15(90), 3133–3181. <https://jmlr.org/papers/volume15/delgado14a/delgado14a.pdf>.

Hariyono, M. I. (2022). Klasifikasi Penutup Lahan Menggunakan Data Lidar Dengan Pendekatan Machine Learning (Land Cover Classification Using Lidar Data With Machine Learning Approach). *Jurnal Penginderaan Jauh dan Pengolahan Data Citra Digital*, 18(1).

Hartoni, H., Siregar, V. P., Wouthuyzen, S., & Agus, S. B. (2022). Karakteristik Reflektansi Spektral Lamun

- Menggunakan Data Spektroradiometer di Perairan Kepulauan Seribu. *Jurnal Kelautan Nasional*, 17(1), 13-26.
- Haryati, T., & Hidayat, A. G. (2019). Konsep Wisata dari Perspektif Ekonomi Masyarakat. *Jurnal Pendidikan IPS*, 9(2), 113-122.
- Hendrawan, ., Gaol, J. L., & Susilo, S. B. (2018). Studi Kerapatan Dan Perubahan Tutupan Mangrove Menggunakan Citra Satelit Di Pulau Sebatik Kalimantan Utara. *Jurnal Ilmu Dan Teknologi Kelautan Tropis*, 10(1), 99–109.
- Kurniasih, S., & Tejapermana, P. (2018). Studi Etnografi Perilaku Sosial Anak Di Pulau Sebesi Lampung. *Jurnal Caksana: Pendidikan Anak Usia Dini*, 1(2), 102-126.
- Kurniati, R. A., & Sugara, A. (2023, March). Pemetaan Distribusi Spasial Lamun Dengan Menggunakan Citra Sentinel-2a Di Pulau Kelapa Dua Taman Nasional Kepulauan Seribu Dki Jakarta. In *Prosiding Seminar Nasional Hasil Penelitian Kelautan Dan Perikanan* (pp. 177-186).
- Mardini, D. D., Maulana, A., Lestari, F., Melati, M., & Hertadi, R. (2023). Pengenalan Ekosistem Padang Lamun. *Bina Bahari*, 2(2), 1-6.
- Prasetyo, B. A., Rochaddi, B., & Satriadi, A. (2019). Aplikasi citra sentinel-2 untuk pemetaan sebaran material padatan tersuspensi di Muara Sungai Wulan Demak. *Journal of Marine Research*, 8(4), 379-386.
- Prayudha, B., & Anggraini, K. (2022). Klasifikasi Habitat Bentik Berdasarkan Citra Sentinel-2 di Kepulauan Kei, Maluku Tenggara. *Jurnal Ilmu Pertanian Indonesia*, 27(3), 372-384.
- Putra, I. G. P. B. A., Putra, I. D. N. N., & Giri, I. N. (2023). Pemetaan Sebaran Habitat Dasar Perairan Laut Dangkal Menggunakan Citra Sentinel-2A di Teluk Gilimanuk. *Journal of Marine and Aquatic Sciences*, 9(1), 18-28.
- Rafsenja, U., Muh, L., Jaya, G., & Rahim, S. (2020). Analisis Perbandingan Citra Landsat 8 dan Citra Sentinel 2-A untuk Mengidentifikasi Sebaran Mangrove. *JAGAT (Jurnal Geografi Aplikasi Dan Teknologi)*, 4(1), 63–70.
- Rahman, S., Rahardjanto, A., & Husamah, H. (2022). Mengenal Padang Lamun (Seagrass Beds).
- Rosalina, D., Irwan, K. H. R., Jamil, K., Surachmat, A., & Utami, E. (2022). Diversity, Ecological Index, and Distribution Pattern of Seagrass in Coastal Waters of North Bali. *Journal of Hunan University Natural Sciences*, 49(9).
- Sangadji, M. S., Siregar, V. P., & Manik, H. M. (2018). Klasifikasi Habitat Perairan Dangkal Menggunakan Logika Fuzzy Dan Maximum Likelihood Pada Citra Satelit Multispektral. *Jurnal Ilmu Dan Teknologi Kelautan Tropis*, 10(3), 667–681.
- Sari, S. N., Nurfaizi, E., Anjeli, Y., & Topano, A. (2023). Peranan Penting Ekosistem Padang Lamun (Seagrass) Dalam Penunjang Kehidupan Dan Perkembangan Biota Laut. *GHAITSA: Islamic Education Journal*, 4(2), 295-304.
- Warahmah, S., Jannah, R., Yolanda, S. D., & Halimatussyadiah, E. (2022). Metode Transplantasi Ekosistem Padang Lamun di Indonesia. *Jurnal Pendidikan dan Konseling (JPDK)*, 4(6), 10129-10137.
- Widiastuti, C. P. (2023). Kerapatan Dan Tutupan Lamun Di Pantai Kunjir Lempasing, Desa Sukajaya, Kecamatan Teluk Pandan, Kabupaten Pesawaran, Lampung.
- Yudha, F. K., Yulianda, F., & Yulianto, G. (2021). Struktur Komunitas Ikan Terumbu Karang Pada Daerah Perlindungan Laut Di Pulau Sebesi Lampung. *JST (Jurnal Sains dan Teknologi)*, 10(2), 281-287.