

Analisis Perubahan Luas dan Arah Ekspansi Perkebunan Kelapa Sawit Menggunakan Citra Landsat Berbasis *Google Earth Engine* (Studi Kasus : Sumatera Utara)

Mawritsa Etufirka*, Soni Darmawan

Jurusan Teknik Geodesi, Institut Teknologi Nasional Bandung, Jawa Barat, Indonesia

*Koresponden email: mawritsa.etufirka@mhs.itenas.ac.id

Diterima: 10 Juli 2026

Disetujui: 18 Juli 2026

Abstract

The expansion of oil palm plantations has the potential to cause land cover changes in North Sumatra Province. This study aims to analyze land cover changes and the spatial expansion of oil palm plantations during the period of 2000–2025 using Landsat imagery processed through Google Earth Engine (GEE). Land cover classification was performed using the Random Forest algorithm, while classification accuracy was evaluated using the Confusion Matrix, Overall Accuracy (OA), Kappa Coefficient, and F1-Score. The results showed that the oil palm plantation area increased from 2.94 million ha in 2000 to 3.98 million ha in 2025, representing an increase of approximately 1.04 million ha (35.37%). Spatial analysis indicated that the expansion of oil palm plantations generally occurred from the eastern part toward the western part of North Sumatra Province. The accuracy assessment yielded an Overall Accuracy ranging from 78% to 97%, a Kappa Coefficient ranging from 0.72 to 0.96, and an F1-Score ranging from 0.68 to 1.00, indicating that the classification results achieved good accuracy. The findings demonstrate that the integration of Landsat imagery, Google Earth Engine, and the Random Forest algorithm provides a reliable approach for monitoring land cover changes and the spatial expansion of oil palm plantations in North Sumatra Province. **Keywords:** *google earth engine, landsat, land cover change, oil palm plantation, random forest*

Abstrak

Perkembangan perkebunan kelapa sawit berpotensi menyebabkan perubahan tutupan lahan di Provinsi Sumatera Utara. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis perubahan tutupan lahan dan arah ekspansi perkebunan kelapa sawit selama periode 2000–2025 menggunakan citra Landsat yang diolah melalui *Google Earth Engine* (GEE). Klasifikasi tutupan lahan dilakukan menggunakan algoritma *Random Forest*, sedangkan evaluasi akurasi dilakukan menggunakan *Confusion Matrix*, *Overall Accuracy* (OA), Koefisien Kappa, dan F1-Score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa luas perkebunan kelapa sawit meningkat dari 2,94 juta ha pada tahun 2000 menjadi 3,98 juta ha pada tahun 2025 atau bertambah sekitar 1,04 juta ha (35,37%). Analisis spasial menunjukkan bahwa perkembangan perkebunan kelapa sawit cenderung berlangsung dari wilayah bagian timur menuju wilayah bagian barat Provinsi Sumatera Utara. Hasil evaluasi akurasi menunjukkan nilai *Overall Accuracy* berkisar antara 78%–97%, Koefisien Kappa antara 0,72–0,96, dan F1-Score antara 0,68–1,00, yang menunjukkan bahwa hasil klasifikasi memiliki tingkat akurasi yang baik. Penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi citra Landsat, *Google Earth Engine*, dan algoritma *Random Forest* mampu menghasilkan klasifikasi yang andal sehingga efektif digunakan untuk memantau perubahan tutupan lahan dan arah ekspansi perkebunan kelapa sawit di Provinsi Sumatera Utara. **Kata Kunci :** *google earth engine, landsat, perubahan tutupan lahan, perkebunan kelapa sawit, random forest*

1. Pendahuluan

Kelapa sawit (*Elaeis guineensis* Jacq.) merupakan salah satu komoditas perkebunan utama yang berperan penting dalam mendukung pertumbuhan ekonomi Indonesia. Sebagai produsen terbesar di dunia, volume produksi minyak sawit Indonesia terus meningkat setiap tahunnya. Perkembangan ini didorong oleh tingginya permintaan pasar global maupun domestik terhadap bahan baku tersebut, menjadikan komoditas strategis dalam pembangunan ekonomi nasional [1].

Peningkatan luas areal perkebunan kelapa sawit memberikan dampak positif dalam peningkatan produksi, penciptaan lapangan kerja, dan kontribusi terhadap pendapatan negara. Di sisi lain, perluasan area untuk lahan sawit berisiko mendorong terjadinya dinamika perubahan tutupan lahan akibat adanya perubahan kawasan hutan maupun fungsi lahan lainnya. Alih fungsi yang terjadi dapat memengaruhi

kondisi lingkungan, seperti berkurangnya tutupan hutan, perubahan bentang alam, serta dapat terganggunya keseimbangan ekosistem pada suatu wilayah [2]. Oleh karena itu, perubahan areal perkebunan yang masif menunjukkan pentingnya pemantauan perubahan tutupan lahan yang terjadi secara berkala untuk mendukung pengelolaan sumber daya alam yang berkelanjutan [3].

Salah satu daerah penghasil kelapa sawit terbesar di Indonesia berada di Sumatera Utara dengan luas perkebunan yang tersebar hampir di seluruh wilayah kabupaten. Perluasan perkebunan kelapa sawit menyebabkan dinamika perubahan penggunaan lahan berlangsung cukup tinggi dari waktu ke waktu. Kondisi ini membuat Provinsi Sumatera Utara wilayah yang penting untuk dikaji dalam rangka mengetahui perkembangan tutupan lahan dan pola ekspansi perkebunan kelapa sawit yang terjadi selama beberapa dekade terakhir [4].

Pemantauan perubahan tutupan lahan dapat dilakukan dengan memanfaatkan teknologi penginderaan jauh yang saat ini dapat menyediakan informasi spasial secara cepat, luas, dan multitemporal [5]. Salah satu sumber data yang banyak digunakan adalah citra Landsat karena memiliki rekaman data historis yang panjang, cakupan wilayah yang luas, dan dapat diakses secara bebas. Karakteristik tersebut menjadikan citra Landsat sesuai untuk analisis perubahan tutupan lahan dalam jangka panjang [6]. Pengolahan data citra satelit saat ini juga didukung oleh perkembangan teknologi komputasi berbasis *cloud*, salah satunya melalui platform Google Earth Engine (GEE) yang memungkinkan proses pengolahan data geospasial secara efisien tanpa memerlukan perangkat keras dengan spesifikasi tinggi [7].

Berbagai metode klasifikasi telah dikembangkan untuk mengidentifikasi tutupan lahan menggunakan data penginderaan jauh. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah algoritma *Random Forest* karena mampu menghasilkan tingkat akurasi klasifikasi yang tinggi dibandingkan beberapa metode klasifikasi lainnya [8]. Selain itu, algoritma *Random Forest* memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data multispektral serta relatif stabil terhadap jumlah data latih yang besar sehingga banyak diterapkan pada penelitian klasifikasi tutupan lahan [9]. Penerapan algoritma ini pada citra Landsat juga telah menunjukkan performa yang andal dalam menyajikan peta tutupan lahan secara presisi [10].

Beberapa penelitian sebelumnya telah memanfaatkan kombinasi citra Landsat, *Google Earth Engine*, dan algoritma *Random Forest* untuk melakukan klasifikasi tutupan lahan [10]. Namun, sebagian besar penelitian masih berfokus pada pemetaan kondisi tutupan lahan atau evaluasi akurasi hasil klasifikasi, sedangkan kajian mengenai dinamika perubahan tutupan lahan yang disertai analisis arah ekspansi perkebunan kelapa sawit di Provinsi Sumatera Utara dalam periode pengamatan yang panjang belum banyak dieksplorasi [2]. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis perubahan tutupan lahan serta arah ekspansi perkebunan kelapa sawit di Provinsi Sumatera Utara menggunakan citra Landsat berbasis GEE dengan algoritma *Random Forest*.

2. Metode Penelitian

2.1 Lokasi Penelitian

Penelitian dilakukan di Provinsi Sumatera Utara yang terletak pada koordinat $1^{\circ} - 4^{\circ}$ LU dan $98^{\circ} - 100^{\circ}$ BT. Provinsi ini dipilih karena merupakan salah satu sentra perkebunan kelapa sawit terbesar di Indonesia sehingga memiliki dinamika perubahan tutupan lahan yang tinggi. Wilayah penelitian mencakup seluruh wilayah administratif Provinsi Sumatera Utara.

Provinsi Sumatera Utara memiliki luas wilayah sekitar 72.981,23 km² dan terdiri dari 33 kabupaten/kota. Secara geografis, provinsi ini berada di bagian utara Pulau Sumatera, sebelah selatan berbatasan dengan Provinsi Sumatera Barat, dan sebelah barat berbatasan dengan Samudra Hindia. Lokasi penelitian ditunjukkan pada **Gambar 1**.



Gambar 1. Lokasi Penelitian

2.2 Data Penelitian

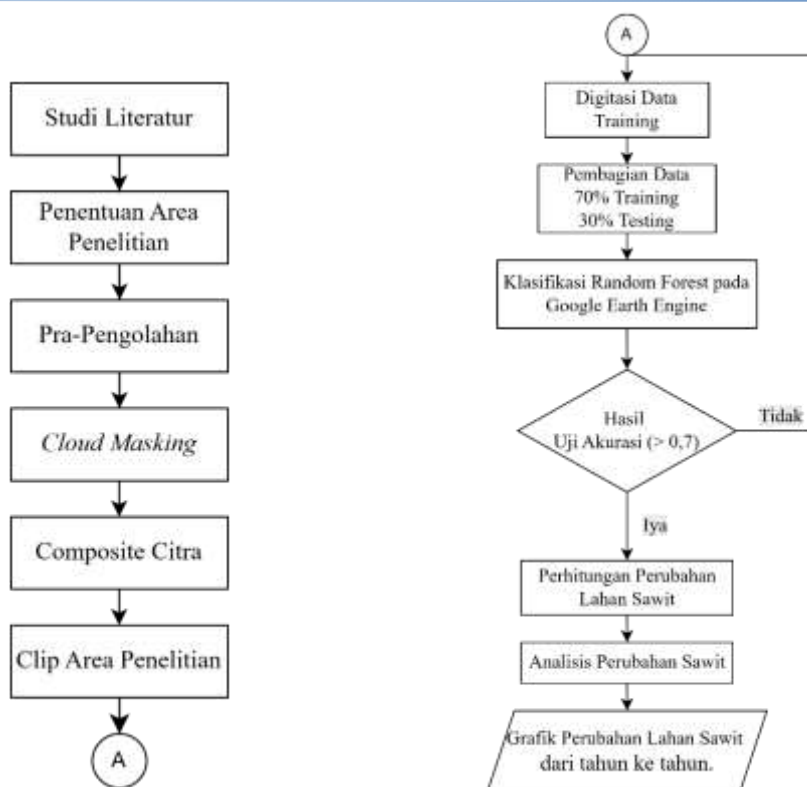
Penelitian ini menggunakan data penginderaan jauh berupa citra Landsat 5 TM dan Landsat 8 OLI/TIRS sebagai data utama untuk analisis perubahan tutupan lahan di Provinsi Sumatera Utara. Selain itu, digunakan data batas administrasi Provinsi Sumatera Utara sebagai batas wilayah penelitian serta data *training* dan *testing* hasil interpretasi visual yang digunakan sebagai data referensi dalam proses klasifikasi. Seluruh data diperoleh dari sumber yang berbeda sesuai dengan kebutuhan penelitian. Rincian data yang digunakan dalam penelitian ini disajikan pada **Tabel 1**.

Tabel 1. Data Penelitian

Data	Tahun	Sumber
Landsat 5 TM	2000, 2005, 2010	USGS
Landsat 8 OLI/TIRS	2015, 2020, 2025	USGS
Batas Administrasi Sumatera Utara	2025	BIG
Data <i>training</i>	2000 – 2025	Hasil digitasi interpretasi visual
Data <i>testing</i>	2000 – 2025	Hasil digitasi interpretasi visual

2.3 Tahap Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan melalui beberapa tahapan, yaitu pengumpulan data, pra-pengolahan citra, ekstraksi indeks spektral, klasifikasi tutupan lahan menggunakan algoritma *Random Forest*, uji akurasi hasil klasifikasi, serta analisis perubahan tutupan lahan dan arah ekspansi perkebunan kelapa sawit. Diagram alir penelitian disajikan pada **Gambar 2**.



Gambar 2. Diagram Alir

2.4 Pengolahan Data Menggunakan Google Earth Engine

Google Earth Engine (GEE) merupakan platform komputasi berbasis *cloud* yang dikembangkan untuk mengelola, menyimpan, dan memproses data geospasial dalam skala besar. Platform ini menyediakan akses terhadap berbagai data penginderaan jauh multitemporal, data vektor, serta berbagai algoritma pengolahan citra yang dapat digunakan secara daring. Dengan memanfaatkan infrastruktur komputasi berbasis *cloud*, GEE mampu mengolah data berukuran sangat besar secara efisien tanpa memerlukan perangkat keras dengan spesifikasi tinggi [11].

Selain menyediakan berbagai koleksi data penginderaan jauh, GEE juga menyediakan lingkungan pemrograman berbasis JavaScript dan Python yang memungkinkan pengguna melakukan pengolahan, analisis, serta visualisasi data secara terintegrasi. Berbagai dataset yang tersedia, seperti Landsat, Sentinel, MODIS, data iklim, data cuaca, hingga *Digital Elevation Model* (DEM), dapat diakses secara langsung tanpa perlu mengunduh data ke perangkat lokal sehingga proses analisis menjadi lebih efisien [12].

Kemampuan komputasi paralel yang dimiliki GEE memungkinkan proses pengolahan data penginderaan jauh dilakukan dalam waktu yang relatif singkat dibandingkan metode komputasi konvensional. Selain itu, GEE telah menyediakan berbagai fungsi pengolahan citra, seperti *image enhancement*, *image classification*, *cloud masking*, dan analisis spasial lainnya yang dapat dimanfaatkan untuk mendukung penelitian berbasis data penginderaan jauh. Ketersediaan data dan algoritma dalam satu platform menjadikan GEE banyak digunakan dalam penelitian pemetaan tutupan lahan, pemantauan perubahan lingkungan, serta berbagai analisis geospasial lainnya [13].

Pada penelitian ini, GEE digunakan sebagai platform utama dalam mengakses citra Landsat Collection 2 Level-2 periode tahun 2000–2025. Platform ini dimanfaatkan untuk melakukan pengolahan data secara terintegrasi, mulai dari proses pra-pengolahan citra, ekstraksi informasi spektral, klasifikasi tutupan lahan menggunakan algoritma Random Forest, hingga menghasilkan peta tutupan lahan pada setiap tahun pengamatan. Seluruh tahapan pengolahan dilakukan menggunakan bahasa pemrograman JavaScript pada lingkungan GEE.

2.5 Pra-Pengolahan Citra

Pra-pengolahan citra (*image pre-processing*) merupakan tahapan penting yang dilakukan sebelum proses analisis data penginderaan jauh. Tahapan ini bertujuan untuk mengurangi pengaruh sensor, penyinaran matahari, kondisi atmosfer, dan topografi yang dapat memengaruhi nilai spektral citra sehingga data yang digunakan lebih konsisten dan sesuai untuk analisis maupun klasifikasi. Pemilihan tahapan pra-

pengolahan perlu disesuaikan dengan tujuan penelitian agar tidak menimbulkan kesalahan maupun perubahan nilai citra yang tidak diperlukan [14].

Tahapan pra-pengolahan citra Landsat umumnya meliputi koreksi radiometrik, koreksi atmosfer, deteksi dan penghapusan awan beserta bayangannya (*cloud masking*), koreksi topografi, serta penyeragaman sistem koordinat sehingga menghasilkan data dengan pantulan cahaya yang lebih siap digunakan pada analisis deret waktu (*time series*) maupun klasifikasi tutupan lahan [15].

Pada penelitian ini, proses pra-pengolahan dilakukan menggunakan platform GEE terhadap data Landsat Collection 2 Level-2 periode tahun 2000–2025. Tahapan yang diterapkan meliputi *cloud filtering* berdasarkan nilai *Cloud Cover*, *cloud masking* menggunakan band QA_PIXEL, penerapan skala faktor untuk memperoleh nilai pantulan cahaya, penyusunan citra komposit menggunakan metode median composite, serta *clipping* menggunakan batas administrasi Provinsi Sumatera Utara. Tahapan tersebut dilakukan untuk menghasilkan citra yang memiliki kualitas lebih baik sebelum digunakan pada proses klasifikasi tutupan lahan.

Metode *median composite* digunakan untuk menghasilkan citra yang mewakili kondisi permukaan pada periode pengamatan dengan mengurangi pengaruh awan, bayangan awan, serta nilai piksel ekstrem yang sering muncul pada citra tunggal. Penggunaan citra komposit ini mampu menghasilkan data yang lebih stabil sehingga banyak dimanfaatkan dalam analisis perubahan tutupan lahan berbasis data multitemporal [16].

2.6 Klasifikasi Tutupan Lahan

Klasifikasi tutupan lahan merupakan proses pengelompokan objek pada citra satelit ke dalam kelas-kelas tutupan lahan berdasarkan karakteristik spektralnya. Informasi tutupan lahan memiliki peran penting dalam berbagai bidang, seperti pemantauan lingkungan, pengelolaan sumber daya alam, perencanaan tata ruang, serta analisis perubahan penggunaan lahan. Seiring berkembangnya teknologi penginderaan jauh, proses klasifikasi tutupan lahan semakin banyak dilakukan dengan memanfaatkan citra satelit dan algoritma *machine learning* sehingga mampu menghasilkan informasi yang lebih cepat dan efisien dibandingkan interpretasi visual secara manual [9].

Salah satu algoritma *machine learning* yang banyak digunakan dalam klasifikasi tutupan lahan adalah Random Forest. Algoritma ini merupakan metode *ensemble learning* yang bekerja dengan membangun sejumlah *decision tree* dari data latih, kemudian menentukan kelas akhir berdasarkan hasil pemungutan suara (*majority voting*) dari seluruh pohon keputusan. Pendekatan tersebut mampu meningkatkan kestabilan model dan mengurangi kesalahan klasifikasi sehingga banyak diterapkan pada berbagai penelitian penginderaan jauh [17].

Pemanfaatan algoritma Random Forest dalam klasifikasi tutupan lahan juga didukung oleh kemampuannya dalam mengolah data multispektral, menangani data berukuran besar, serta menghasilkan performa klasifikasi yang baik pada platform komputasi berbasis *cloud* seperti GEE. Kombinasi antara data citra satelit, algoritma Random Forest, dan GEE memungkinkan proses klasifikasi dilakukan secara lebih efisien untuk menghasilkan peta tutupan lahan yang dapat digunakan dalam analisis perubahan tutupan lahan [18].

Pada penelitian ini, klasifikasi tutupan lahan dilakukan menggunakan algoritma Random Forest pada platform GEE terhadap citra Landsat Collection 2 Level-2 tahun 2000, 2005, 2010, 2015, 2020, dan 2025. Data latih (*training data*) diperoleh melalui interpretasi visual citra dan dikelompokkan ke dalam lima kelas tutupan lahan, yaitu hutan, perkebunan kelapa sawit, lahan terbangun, lahan terbuka, dan perairan. Model Random Forest yang telah dilatih kemudian digunakan untuk menghasilkan peta tutupan lahan pada setiap tahun pengamatan.

2.7 Uji Akurasi

Keakuratan hasil klasifikasi tutupan lahan dievaluasi menggunakan Confusion Matrix dengan membandingkan hasil klasifikasi terhadap data referensi. Matriks tersebut digunakan untuk menghitung beberapa parameter evaluasi, yaitu Overall Accuracy (OA), Producer's Accuracy (PA), User's Accuracy (UA), F1-Score, dan Kappa Coefficient (κ) sehingga tingkat ketelitian model klasifikasi dapat diketahui [21].

Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan matriks yang digunakan untuk mengevaluasi hasil klasifikasi dengan membandingkan kelas hasil prediksi terhadap kelas referensi. Matriks ini menunjukkan jumlah data yang

diklasifikasikan dengan benar maupun yang mengalami kesalahan klasifikasi sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam menghitung berbagai parameter evaluasi akurasi.

Overall Accuracy (OA)

Overall Accuracy merupakan ukuran yang menunjukkan persentase keseluruhan sampel yang berhasil diklasifikasikan dengan benar terhadap jumlah seluruh sampel pengujian. Nilai Overall Accuracy digunakan untuk menggambarkan tingkat ketepatan model secara keseluruhan. Semakin tinggi nilai Overall Accuracy, maka semakin baik performa model klasifikasi.

$$OA = \frac{\sum X_{ii}}{N} \times 100\%$$

Dimana :

X_{ii} = Jumlah sampel yang diklasifikasikan dengan benar.

N = Jumlah seluruh sampel pengujian

Menurut Congalton dan Green (2019), hasil klasifikasi tutupan lahan umumnya dianggap memiliki kualitas yang baik apabila memperoleh nilai Overall Accuracy $\geq 85\%$ [21].

Producer's Accuracy (PA)

Producer's Accuracy menunjukkan kemampuan model dalam mengidentifikasi suatu kelas berdasarkan data referensi. Nilai ini menunjukkan kemungkinan suatu objek pada kondisi sebenarnya berhasil diklasifikasikan ke dalam kelas yang benar dan berkaitan dengan omission error.

$$PA = \frac{X_{ii}}{X + i} \times 100\%$$

Dimana :

X_{ii} = Jumlah sampel yang diklasifikasikan benar

$X + i$ = Jumlah sampel referensi pada kelas-i

User's Accuracy (UA)

User's Accuracy menunjukkan tingkat kepercayaan terhadap hasil klasifikasi suatu kelas. Nilai ini menggambarkan kemungkinan suatu piksel yang telah diklasifikasikan benar-benar termasuk ke dalam kelas tersebut dan berkaitan dengan commission error.

$$UA = \frac{X_{ii}}{X_i + } \times 100\%$$

Dimana :

X_{i+} = Jumlah sampel hasil klasifikasi pada kelas ke-i

F1-Score

F1-Score merupakan rata-rata harmonik antara nilai Precision dan Recall sehingga mampu memberikan gambaran performa model secara lebih seimbang. Nilai F1-Score akan tinggi apabila nilai Precision dan Recall sama-sama tinggi.

$$F1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Kappa Coefficient (K)

Kappa Coefficient merupakan ukuran statistik yang digunakan untuk mengetahui tingkat kesesuaian antara hasil klasifikasi dan data referensi dengan mempertimbangkan kemungkinan kesesuaian yang terjadi secara acak. Nilai Kappa yang semakin mendekati 1 menunjukkan tingkat kesesuaian yang semakin tinggi.

$$K = \frac{N \sum (X_{ii} + X + i)}{N^2 - \sum (X_{ii} + X + i)}$$

Dimana :

N = Jumlah seluruh sampel

X_{ii} = Jumlah sampel pada diagonal *Confusion Matrix*

X_{i+} = Jumlah sampel hasil klasifikasi pada kelas ke-i

$X+i$ = Jumlah sampel referensi pada kelas ke-i

Nilai koefisien Kappa diinterpretasikan untuk mengetahui tingkat kesesuaian antara hasil klasifikasi dan data referensi. Semakin tinggi nilai koefisien Kappa, semakin baik tingkat kesesuaian hasil klasifikasi yang diperoleh. Klasifikasi nilai koefisien Kappa yang digunakan dalam penelitian ini mengacu pada [15] sebagaimana disajikan pada **Tabel 2**.

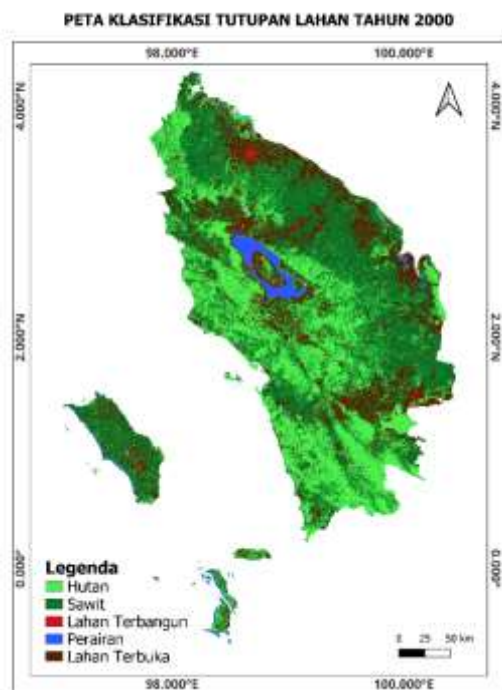
Nilai Koefisien Kappa	Tingkat Kesesuaian
< 0,00	Sangat Buruk
0,00 – 0,20	Rendah
0,21 – 0,40	Cukup
0,41 – 0,60	Sedang
0,61 – 0,80	Baik
0,81 – 1,00	Sangat Baik

Sumber : [15]

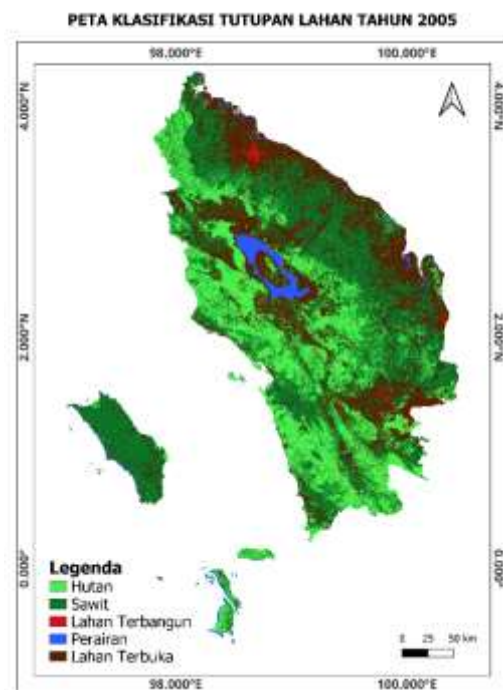
3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Hasil Klasifikasi Tutupan Lahan

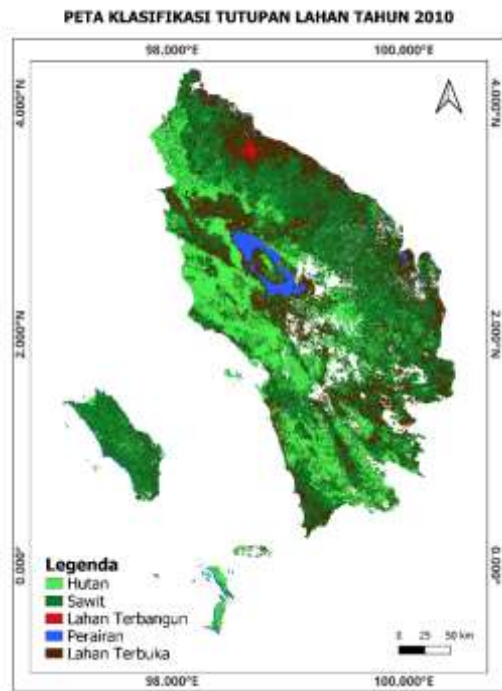
Penelitian ini menghasilkan peta klasifikasi tutupan lahan Provinsi Sumatera Utara untuk enam periode pengamatan, yaitu tahun 2000, 2005, 2010, 2015, 2020, dan 2025 menggunakan algoritma Random Forest. Hasil klasifikasi mengelompokkan tutupan lahan dalam lima kelas, yaitu hutan, perkebunan kelapa sawit, lahan terbangun, perairan dan lahan terbuka. Distribusi spasial masing-masing kelas pada setiap tahun pengamatan disajikan pada **Gambar 3**.



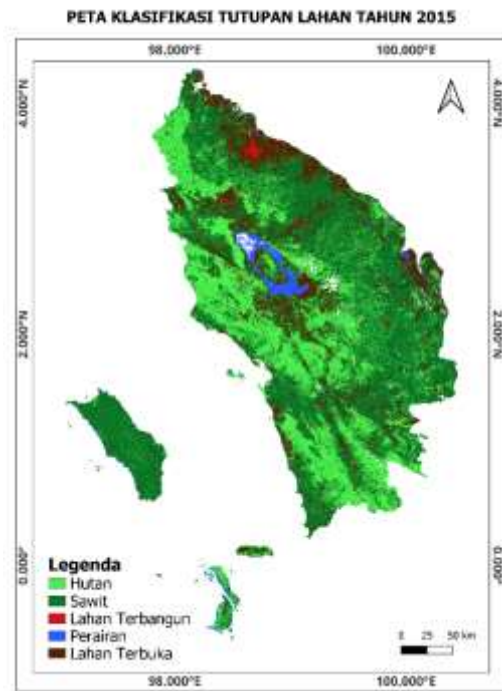
(a) Tahun 2000



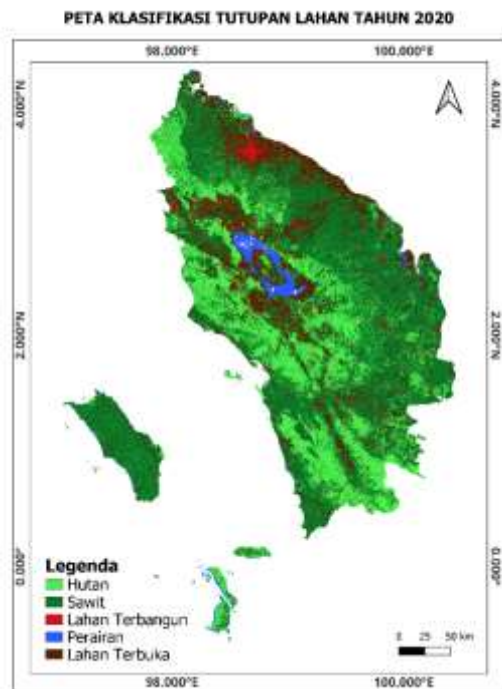
(b) Tahun 2005



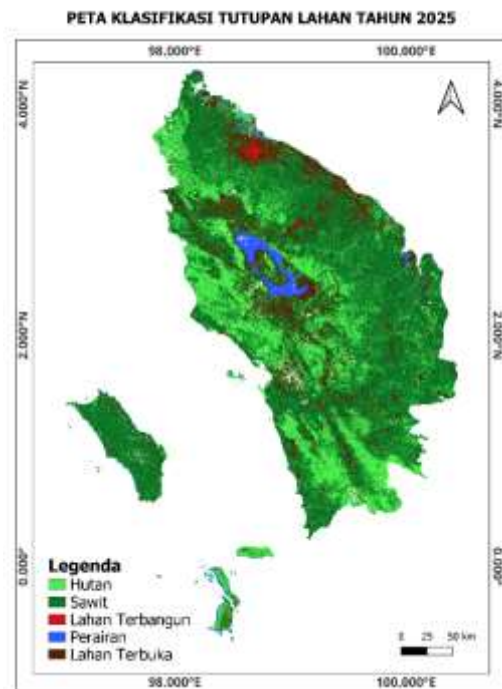
(c) Tahun 2010



(d) Tahun 2015



(e) Tahun 2020



(f) Tahun 2025

Gambar 3. Peta hasil klasifikasi tutupan lahan Provinsi Sumatera Utara periode tahun 2000–2025 menggunakan algoritma Random Forest.

Berdasarkan pemetaan satelit yang ditampilkan pada **Gambar 3**, peta hasil klasifikasi menggunakan algoritma *Random Forest* menunjukkan perkebunan kelapa sawit mengalami perubahan yang signifikan di Provinsi Sumatera Utara selama periode 2000–2025. Hasil dari klasifikasi perubahan tutupan lahan memperlihatkan perubahan sebaran perkebunan kelapa sawit yang semakin jelas pada setiap periode pengamatan. Pada tahun 2000, sebaran kelapa sawit terdeteksi masih terpusat di beberapa wilayah dataran rendah saja.

Namun, seiring bertambahnya tahun pengamatan hingga tahun 2025, tampilan spasial pada peta menunjukkan bahwa blok-blok perkebunan kelapa sawit tumbuh menjadi lebih padat dan meluas ke

berbagai kabupaten. Kemampuan algoritma Random Forest dalam mengidentifikasi objek kelapa sawit secara visual ini didukung oleh penerapan metode pra-pengolahan citra dan pemanfaatan indeks spektral pada GEE, sehingga perbedaan kenampakan fisik kelapa sawit dapat terpetakan dengan jelas. Hasil visualisasi pada peta ini menjadi acuan dalam melakukan perhitungan luas dan analisis lebih lanjut pada penelitian ini.

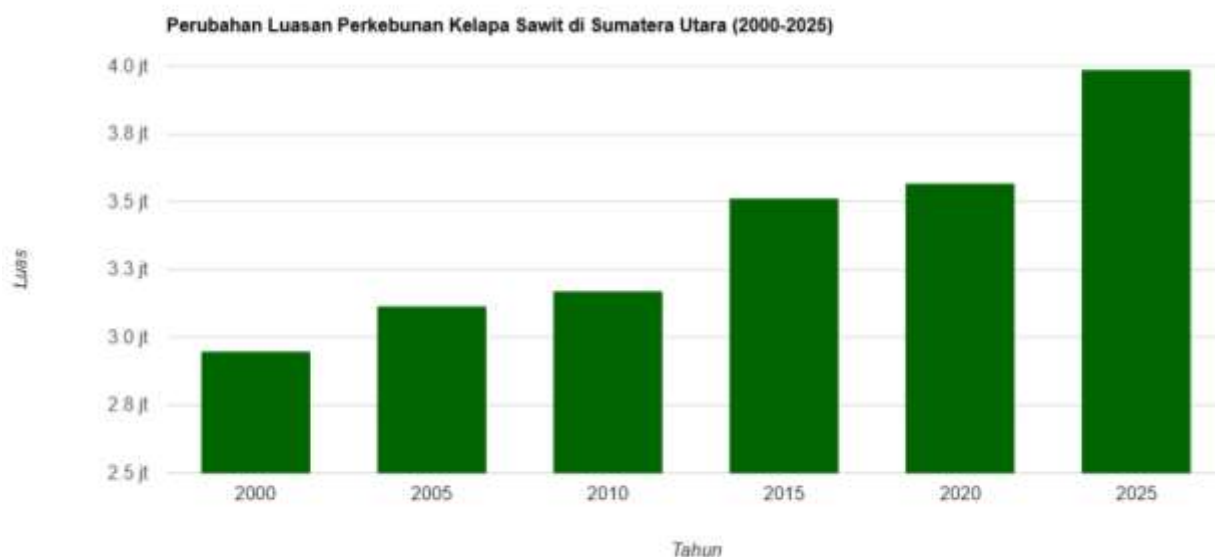
3.2 Perubahan Luas Perkebunan Kelapa Sawit

Perubahan luas tutupan lahan di Provinsi Sumatera Utara selama periode 2000–2025 dihitung berdasarkan hasil klasifikasi menggunakan algoritma *Random Forest*. Hasil perhitungan luas perkebunan kelapa sawit pada setiap tahun pengamatan disajikan pada **Tabel 3**.

Tabel 3. Luas Perkebunan Kelapa Sawit Tahun 2000 - 2025

Tahun	Luas Perkebunan Kelapa Sawit (Juta ha)
2000	2,94
2005	3,11
2010	3,17
2015	3,51
2020	3,56
2025	3,98

Tren perubahan luas perkebunan kelapa sawit selama periode 2000 – 2025 disajikan dalam bentuk grafik sebagaimana ditunjukkan pada **Gambar 4**.



Gambar 4. Grafik perubahan luas perkebunan kelapa sawit di Provinsi Sumatera Utara periode 2000 – 2025.

Berdasarkan **Tabel 3** dan **Gambar 4**, luas perkebunan kelapa sawit di Provinsi Sumatera Utara menunjukkan kecenderungan meningkat selama periode pengamatan. Pada tahun 2000, luas perkebunan kelapa sawit tercatat sebesar 2,94 juta ha, kemudian meningkat menjadi 3,11 juta ha pada tahun 2005. Luas perkebunan kelapa sawit kembali mengalami peningkatan menjadi 3,17 juta ha pada tahun 2010, 3,51 juta ha pada tahun 2015, 3,56 juta ha pada tahun 2020, dan mencapai luas terbesar sebesar 3,98 juta ha pada tahun 2025. Peningkatan tersebut menunjukkan bahwa ekspansi perkebunan kelapa sawit masih berlangsung secara aktif di Provinsi Sumatera Utara. Kondisi ini diduga dipengaruhi oleh meningkatnya kebutuhan lahan perkebunan untuk memenuhi permintaan produksi minyak sawit serta pemanfaatan lahan yang sebelumnya berupa vegetasi non-sawit atau lahan terbuka. Hasil ini menunjukkan bahwa luas perkebunan kelapa sawit di Provinsi Sumatera Utara terus mengalami peningkatan pada setiap periode pengamatan selama tahun 2000 – 2025.

Secara keseluruhan, luas perkebunan kelapa sawit mengalami penambahan sekitar 1,04 juta ha atau meningkat sekitar 35,37% dibandingkan kondisi pada awal penelitian. Peningkatan ini menunjukkan bahwa

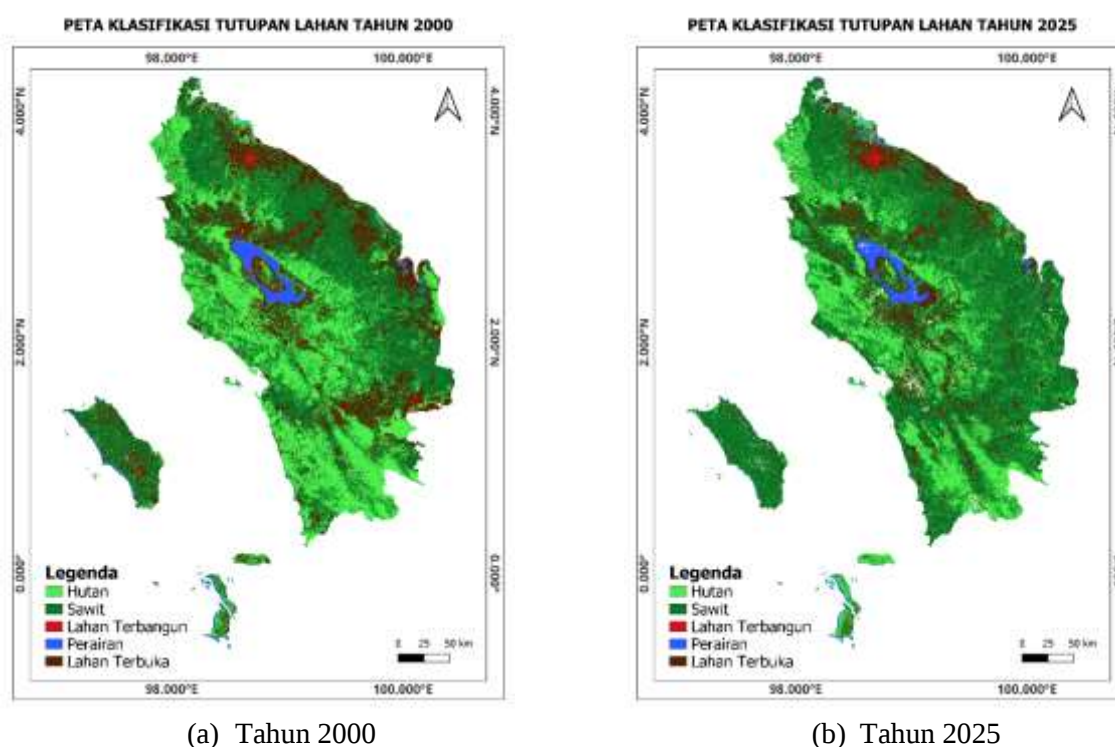
luas perkebunan kelapa sawit pada akhir periode penelitian mencapai sekitar 1,35 kali lebih besar dibandingkan luas pada tahun 2000.

Apabila ditinjau berdasarkan interval waktu pengamatan, laju peningkatan luas perkebunan kelapa sawit tidak berlangsung dengan besaran yang sama pada setiap periode. Periode 2000–2005 menunjukkan peningkatan sekitar 0,17 juta ha, diikuti peningkatan yang relatif lebih kecil pada periode 2005–2010 sebesar 0,06 juta ha. Peningkatan luas kemudian kembali meningkat pada periode 2010–2015 sebesar 0,34 juta ha, sedangkan pada periode 2015–2020 hanya bertambah sekitar 0,05 juta ha. Peningkatan terbesar terjadi pada periode 2020–2025 dengan penambahan sekitar 0,42 juta ha. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa ekspansi perkebunan kelapa sawit berlangsung secara dinamis, dengan laju pertumbuhan yang berbeda pada setiap interval pengamatan.

Secara umum, hasil analisis menunjukkan bahwa luas perkebunan kelapa sawit di Provinsi Sumatera Utara terus mengalami peningkatan selama periode 2000–2025. Bertambahnya luas perkebunan kelapa sawit tidak hanya menunjukkan adanya peningkatan area perkebunan, tetapi juga mengindikasikan terjadinya perkembangan sebaran spasial dari waktu ke waktu. Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian [10] yang menunjukkan bahwa algoritma Random Forest mampu menghasilkan klasifikasi tutupan lahan dengan tingkat akurasi yang baik menggunakan citra Landsat. Pemanfaatan algoritma tersebut pada penelitian ini juga mampu menggambarkan perubahan luas perkebunan kelapa sawit secara konsisten selama periode pengamatan.

3.3 Arah Ekspansi Perkebunan Kelapa Sawit

Peningkatan luas perkebunan kelapa sawit selama periode 2000–2025 tidak hanya menunjukkan bertambahnya luas area perkebunan, tetapi juga memperlihatkan perubahan pola sebaran secara spasial. Untuk mengidentifikasi arah perkembangan tersebut, dilakukan perbandingan hasil klasifikasi tutupan lahan tahun 2000 dan tahun 2025. Perbandingan kedua periode ini digunakan untuk mengamati kecenderungan arah ekspansi perkebunan kelapa sawit di Provinsi Sumatera Utara dan dapat dilihat pada **Gambar 5**.



Gambar 5. Perbandingan sebaran perkebunan kelapa sawit di Provinsi Sumatera Utara pada (a) tahun 2000 dan (b) tahun 2025.

Berdasarkan **Gambar 5**, sebaran perkebunan kelapa sawit pada tahun 2000 masih terkonsentrasi pada wilayah bagian timur Provinsi Sumatera Utara. Pada tahun 2025, sebaran perkebunan kelapa sawit

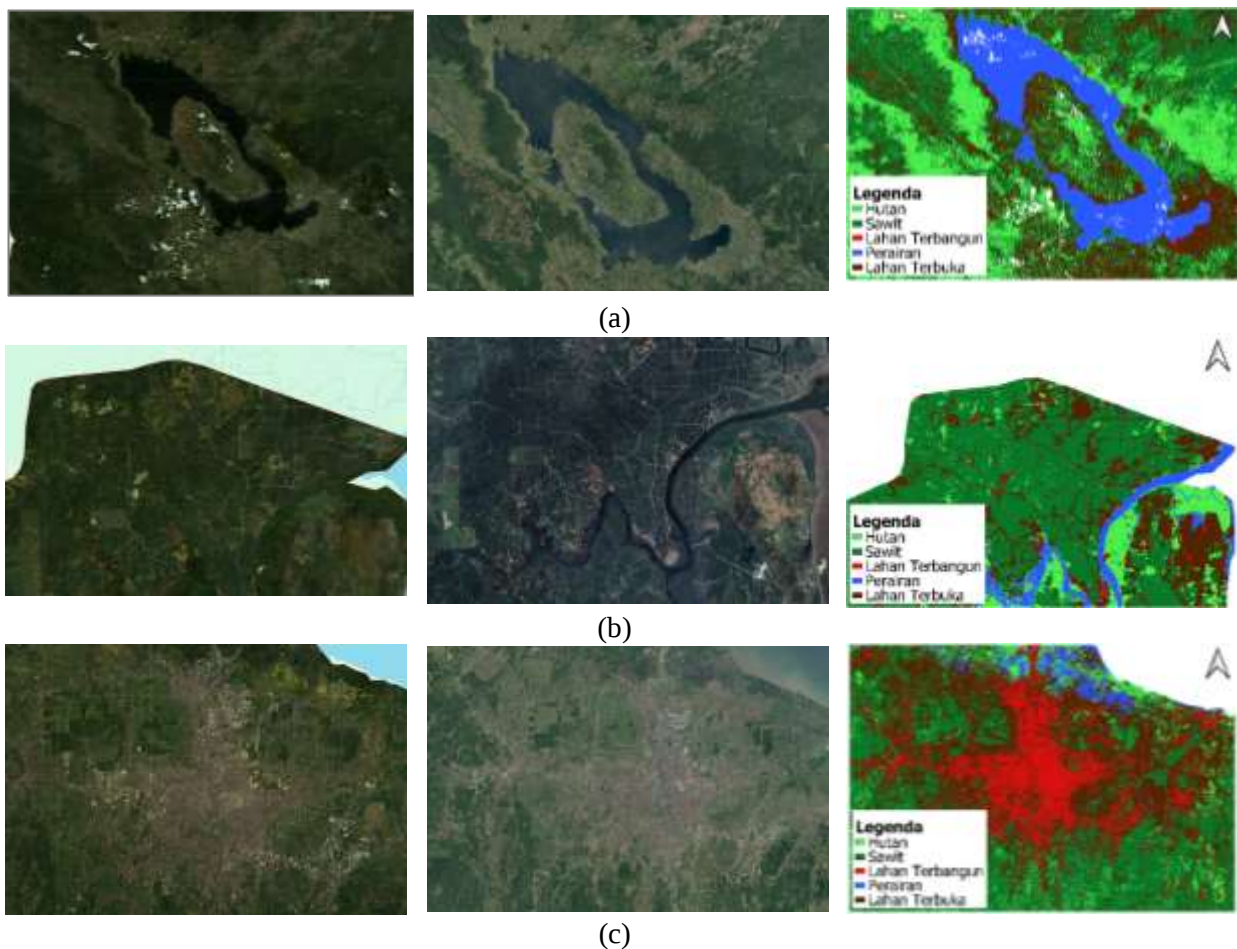
menunjukkan semakin luas dan tidak lagi hanya terkonsentrasi pada wilayah tersebut, melainkan telah berkembang ke wilayah bagian tengah hingga bagian barat.

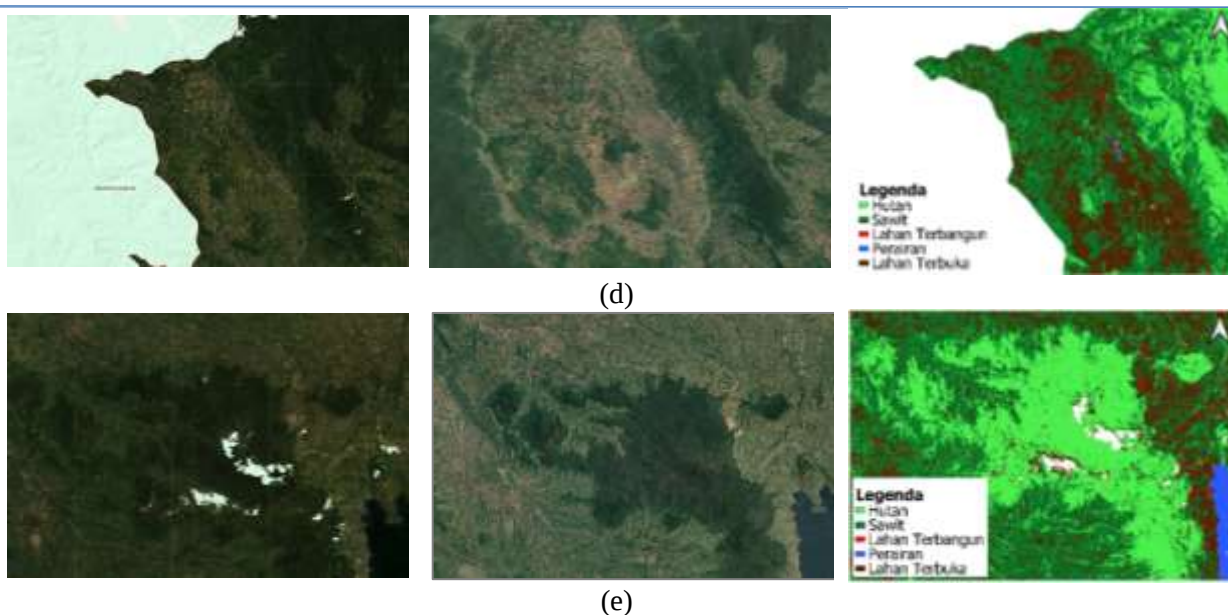
Hasil perbandingan antara peta tahun 2000 dan 2025 menunjukkan bahwa perkembangan perkebunan kelapa sawit cenderung berlangsung dari wilayah bagian timur menuju wilayah bagian barat Provinsi Sumatera Utara. Perkembangan tersebut ditunjukkan oleh bertambahnya sebaran area perkebunan kelapa sawit pada beberapa wilayah yang sebelumnya belum teridentifikasi sebagai kelas perkebunan kelapa sawit. Kondisi ini menunjukkan bahwa ekspansi perkebunan kelapa sawit berlangsung secara bertahap selama periode penelitian.

Secara keseluruhan, hasil analisis menunjukkan bahwa peningkatan luas perkebunan kelapa sawit di Provinsi Sumatera Utara diikuti oleh perubahan pola sebaran spasial selama periode 2000–2025. Perkembangan tersebut mengindikasikan adanya kecenderungan ekspansi dari wilayah bagian timur menuju wilayah bagian barat, yang ditandai dengan semakin luasnya distribusi perkebunan kelapa sawit pada akhir periode penelitian.

3.4 Hasil Uji Akurasi

Untuk mengetahui tingkat ketelitian hasil klasifikasi tutupan lahan, dilakukan evaluasi akurasi melalui dua pendekatan, yaitu evaluasi secara visual dan evaluasi secara kuantitatif. Evaluasi visual dilakukan dengan membandingkan hasil klasifikasi terhadap citra Landsat yang digunakan dalam proses klasifikasi serta Google Earth sebagai citra beresolusi tinggi yang ditampilkan pada **Gambar 6**. Perbandingan ini bertujuan untuk menilai kesesuaian bentuk, pola, dan batas setiap kelas tutupan lahan sebelum dilakukan evaluasi kuantitatif menggunakan *Confusion Matrix*. Dengan demikian, hasil klasifikasi dapat dinilai baik secara visual maupun berdasarkan ukuran statistik.





Gambar 6. Perbandingan citra Landsat, citra Google Earth, dan hasil klasifikasi pada masing-masing kelas tutupan lahan, meliputi (a) perairan, (b) perkebunan kelapa sawit, (c) lahan terbangun, (d) lahan terbuka, dan (e) hutan.

Berdasarkan **Gambar 6**, hasil klasifikasi menunjukkan kesesuaian yang baik dengan kenampakan objek pada citra Landsat maupun citra Google Earth. Perbandingan ketiga data tersebut menunjukkan bahwa bentuk, pola, dan batas setiap kelas tutupan lahan berhasil direpresentasikan dengan baik oleh algoritma Random Forest. Pada kelas perairan, batas badan air pada hasil klasifikasi terlihat sesuai dengan kenampakan pada citra. Perkebunan kelapa sawit juga berhasil dikenali berdasarkan pola tanam yang khas dan memiliki kesesuaian dengan citra resolusi tinggi. Demikian pula pada kelas lahan terbangun, lahan terbuka, dan hutan, hasil klasifikasi menunjukkan bentuk dan sebaran yang relatif sesuai dengan kondisi yang terlihat pada citra.

Hasil evaluasi visual tersebut menunjukkan bahwa proses klasifikasi mampu membedakan karakteristik setiap kelas tutupan lahan dengan baik. Kesesuaian antara citra Landsat, citra Google Earth, dan hasil klasifikasi menunjukkan bahwa objek-objek utama pada wilayah penelitian telah teridentifikasi secara tepat. Oleh karena itu, evaluasi selanjutnya dilakukan secara kuantitatif menggunakan *Confusion Matrix* untuk mengetahui tingkat akurasi hasil klasifikasi berdasarkan parameter statistik.

Hasil evaluasi kuantitatif yang diperoleh dari *Confusion Matrix* meliputi nilai *Overall Accuracy* (OA), *Kappa Coefficient*, dan *F1-Score*. Nilai masing-masing parameter pada setiap tahun pengamatan disajikan pada **Tabel 4**.

Tabel 4. Hasil Uji Akurasi

Tahun	OA (%)	Kappa	F1
2000	89	0,86	0,91
2005	97	0,96	1,00
2010	80	0,75	0,68
2015	87	0,83	0,97
2020	84	0,80	0,84
2025	78	0,72	0,73

Berdasarkan **Tabel 4**, nilai Overall Accuracy (OA) hasil klasifikasi berada pada kisaran 78%–97%. Nilai OA tertinggi diperoleh pada tahun 2005 sebesar 97%, sedangkan nilai terendah diperoleh pada tahun 2025 sebesar 78%. Nilai akurasi yang lebih rendah pada tahun 2025 diperkirakan dipengaruhi oleh meningkatnya kompleksitas tutupan lahan serta kemiripan karakteristik spektral antara kelas perkebunan kelapa sawit dengan vegetasi lain. Selain itu, variasi kondisi atmosfer, bayangan awan, dan keterbatasan data training pada beberapa lokasi juga dapat memengaruhi performa klasifikasi sehingga menghasilkan nilai OA yang lebih rendah dibandingkan tahun pengamatan lainnya. Meskipun terjadi variasi nilai akurasi pada setiap tahun pengamatan, secara umum hasil klasifikasi menunjukkan tingkat ketelitian yang baik. Hal tersebut menunjukkan bahwa algoritma Random Forest mampu mengklasifikasikan kelas tutupan lahan dengan tingkat akurasi yang memadai pada seluruh periode penelitian.

Nilai Koefisien Kappa berada pada rentang 0,72–0,96. Berdasarkan interpretasi nilai Koefisien Kappa, hasil klasifikasi tahun 2000, 2005, dan 2015 termasuk dalam kategori sangat baik, sedangkan tahun 2010, 2020, dan 2025 termasuk dalam kategori baik. Nilai tersebut menunjukkan bahwa tingkat kesesuaian antara hasil klasifikasi dengan data referensi berada pada kategori baik hingga sangat baik, sehingga hasil klasifikasi dinilai mampu merepresentasikan kondisi tutupan lahan di wilayah penelitian.

Selain itu, nilai F1-Score juga menunjukkan performa klasifikasi yang baik pada setiap tahun pengamatan. Nilai F1-Score tertinggi diperoleh pada tahun 2005 sebesar 1,00, sedangkan nilai terendah diperoleh pada tahun 2010 sebesar 0,68. Perbedaan nilai tersebut menunjukkan bahwa kemampuan algoritma dalam mengidentifikasi objek mengalami variasi pada setiap tahun pengamatan. Meskipun demikian, secara keseluruhan nilai F1-Score tetap menunjukkan bahwa algoritma Random Forest memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan tutupan lahan.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi visual dan evaluasi kuantitatif menunjukkan bahwa algoritma Random Forest mampu menghasilkan klasifikasi tutupan lahan dengan tingkat akurasi yang baik. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode yang digunakan cukup andal untuk mendukung analisis perubahan tutupan lahan dan arah ekspansi perkebunan kelapa sawit di Provinsi Sumatera Utara selama periode 2000–2025.

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil menganalisis perubahan tutupan lahan dan arah ekspansi perkebunan kelapa sawit di Provinsi Sumatera Utara menggunakan citra Landsat tahun 2000–2025 yang diolah melalui platform GEE dengan algoritma Random Forest. Hasil analisis menunjukkan bahwa luas perkebunan kelapa sawit terus mengalami peningkatan selama periode penelitian, yaitu dari 2,94 juta ha pada tahun 2000 menjadi 3,98 juta ha pada tahun 2025 atau bertambah sekitar 1,04 juta ha (35,37%) selama periode penelitian. Analisis spasial menunjukkan bahwa perkembangan perkebunan kelapa sawit cenderung berlangsung dari wilayah bagian timur menuju wilayah bagian barat Provinsi Sumatera Utara, yang ditandai dengan semakin luasnya distribusi perkebunan kelapa sawit pada akhir periode penelitian.

Evaluasi akurasi menunjukkan bahwa algoritma Random Forest mampu menghasilkan klasifikasi tutupan lahan dengan tingkat ketelitian yang baik. Nilai Overall Accuracy berada pada kisaran 78%–97%, sedangkan nilai Koefisien Kappa berada pada rentang 0,72–0,96 yang termasuk dalam kategori baik hingga sangat baik. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode yang digunakan cukup memiliki tingkat keandalan yang baik untuk mendukung analisis perubahan tutupan lahan serta pemantauan perkembangan perkebunan kelapa sawit di Provinsi Sumatera Utara.

Penelitian ini diharapkan dapat menjadi informasi pendukung bagi pemerintah, akademisi, dan pemangku kepentingan dalam kegiatan pemantauan perubahan tutupan lahan, pengelolaan, serta perencanaan pengembangan perkebunan kelapa sawit di Provinsi Sumatera Utara secara berkelanjutan.

5. Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Program Studi Teknik Geodesi, Institut Teknologi Nasional (ITENAS) Bandung atas dukungan akademik selama pelaksanaan penelitian ini. Penulis juga menyampaikan apresiasi kepada *Google Earth Engine* (GEE) sebagai platform komputasi awan yang digunakan dalam pengolahan data serta kepada *United States Geological Survey* (USGS) yang telah menyediakan data citra Landsat secara terbuka sehingga penelitian ini dapat terlaksana dengan baik.

6. Singkatan

GEE	Google Earth Engine
RF	Random Forest
OA	Overall Accuracy
PA	Producer's Accuracy
UA	User's Accuracy
USGS	United States Geological Survey

7. Referensi

- [1] Danylo, O., Pirker, J., Lemoine, G., Ceccherini, G., See, L., McCallum, I., Achard, F., dan Fritz, S. (2021). *A Map of the Extent and Year of Detection of Oil Palm Plantations in Indonesia, Malaysia and Thailand*. Scientific Data.

- [2] Dharmawan, A. H., Mardiyarningsih, D. I., Komarudin, H., Ghazoul, J., Pacheco, P., dan Rahmadian, F. (2020). *Dynamics of Rural Economy: A Socio-Economic Understanding of Oil Palm Expansion and Landscape Changes in East Kalimantan, Indonesia*. Land.
- [3] Feni, R., dan Marwan, E. (2023). *Perkembangan Luas Areal dan Produksi Sawit serta Pengaruhnya terhadap PDRB Sub Sektor Perkebunan Provinsi Bengkulu*. Jurnal Sosial Ekonomi Pertanian, 19(2), 139–152.
- [4] Hasibuan, M. (2020). *Determinan Produktivitas Kelapa Sawit di Provinsi Sumatera Utara*. Jurnal Ekonomi, 22(1).
- [5] Iskandar, B., Hanafi, N., dan Anshari, R. (2022). *Kajian Pemantauan Perubahan Penutupan Lahan Berbasis Penginderaan Jauh di Kotawaringin Barat*. Jurnal Belantara, 5(2), 210–218.
- [6] Irsan, L. M., Hasanah, N., Musyawarah, R., Garusu, E. H., dan Aldiansyah, S. (2024). *Analisis Transformasi Lahan Menggunakan Citra Satelit Landsat Multi Temporal*. Jurnal Penelitian Pendidikan Geografi, 9(1), 34–43.
- [7] Hermawan, R., Rusydi, A. N., dan Akbar, M. A. (2025). *Analisis Geospasial Perubahan Penggunaan Lahan Sawah di Kota Malang Menggunakan Google Earth Engine*. Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, 9(2).
- [8] Putri, K. A., dan Handayani, H. H. (2024). *Perbandingan Hasil Klasifikasi Tutupan Lahan Menggunakan Metode Artificial Neural Network (ANN), Support Vector Machine (SVM), dan Random Forest (RF) dengan Bahasa Pemrograman R*. Journal of Geodesy and Geomatics (GEOID), 19(2), 349–360.
- [9] Waladi, A. (2025). *Peningkatan Akurasi Klasifikasi Tutupan Lahan Menggunakan Random Forest pada Data Sentinel-2 di Jambi*. Jurnal Fasilkom, 15(1), 17–24.
- [10] Zulfajri, Daneodoro, P., dan Murti, S. H. (2021). *Klasifikasi Tutupan Lahan Data Landsat 8 OLI Menggunakan Metode Random Forest*. Jurnal Penginderaan Jauh Indonesia, 3(1).
- [11] Kumar, L., & Mutanga, O. (2018). *Google Earth Engine Applications Since Inception: Usage, Trends, and Potential*. Remote Sensing, 10(10), 1509.
- [12] Yang, L., Driscoll, J., Sarigai, S., Wu, Q., Chen, H., & Lippitt, C. D. (2022). *Google Earth Engine and Artificial Intelligence (AI): A Comprehensive Review*. Remote Sensing, 14(14), 3253.
- [13] Mutanga, O., & Kumar, L. (2019). *Google Earth Engine Applications*. Remote Sensing, 11(5), 591.
- [14] Young, N. E., Anderson, R. S., Chignell, S. M., Vorster, A. G., Lawrence, R., & Evangelista, P. H. (2017). *A Survival Guide to Landsat Preprocessing*. Ecology, 98(4), 920–932.
- [15] Frantz, D., Röder, A., Stellmes, M., & Hill, J. (2016). *An Operational Radiometric Landsat Preprocessing Framework for Large-Area Time Series Applications*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing.
- [16] Flood, N. (2013). *Seasonal Composite Landsat TM/ETM+ Images Using the Medoid (a Multi-Dimensional Median)*. Remote Sensing, 5(12), 6481–6500.
- [17] Ernawati, A., Khairul, Sitorus, Z., Iqbal, M., & Nasution, D. (2025). *Penerapan Data Mining Untuk Klasifikasi Penduduk Miskin di Kabupaten Labuhanbatu Menggunakan Random Forest dan K-Nearest Neighbors*. Bulletin of Information Technology (BIT).
- [18] Suryono, H., Marsuhandi, A. H., & Pramana, S. (2022). *Klasifikasi Tutupan Lahan Berdasarkan Random Forest Algorithm Menggunakan Cloud Computing Platform*. Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik