

Identifikasi Replanting Kelapa Sawit di Indonesia Menggunakan Analisis Perubahan *Global Canopy Height* Tahun 2019-2020

Yuliana Kartika Titu Kaka¹, Rika Hernawati¹, Soni Darmawan¹, Dhimas Wiratmoko²

¹Program Studi Teknik Geodesi, Institut Teknologi Nasional, Bandung

²Pusat Penelitian Kelapa Sawit (PPKS), Medan, Sumatera Utara

*Koresponden email: rikah@itenas.ac.id

Diterima: 10 Juli 2026

Disetujui: 17 Juli 2026

Abstract

Accurate spatial information on the distribution of oil palm replanting is crucial for supporting effective plantation management and planning for the Smallholder Oil Palm Replanting Program (PSR) in Indonesia, the world's largest producer of oil palm. Conventional methods based on field surveys are inefficient to implement on a national scale, necessitating a more scalable remote sensing approach. This study applied an analysis of canopy height change ($\Delta H = H_{2020} - H_{2019}$) using two Global Canopy Height (GCH) products one from 2019 with 30-meter resolution and one from 2020 with 10-meter resolution employing a statistical threshold approach ($\mu \pm \sigma$) on the Google Earth Engine (GEE) platform. The change classification yielded three classes: replanting, stagnan, and growth, with the stagnan class dominating at 71%, followed by growth at 15%, and replanting at 14%. The distribution of the replanting class was identified in various provinces that are centers of oil palm production, including Riau, North Sumatra, Southeast Sulawesi, and Central Kalimantan. Validation using a confusion matrix yielded an Overall Accuracy (OA) of 60% and a Kappa Coefficient (κ) of 0.4, indicating that multitemporal GCH change analysis is a reliable and scalable approach for nationwide monitoring of oil palm replanting.

Keywords: oil palm replanting, global canopy height, change detection, google earth engine

Abstrak

Informasi spasial yang akurat mengenai sebaran replanting kelapa sawit sangat penting untuk mendukung pengelolaan perkebunan yang efektif dan perencanaan Program Peremajaan Sawit Rakyat (PSR) di Indonesia sebagai produsen kelapa sawit terbesar di dunia. Metode konvensional berbasis survei lapangan tidak efisien untuk diterapkan pada skala nasional, sehingga diperlukan pendekatan penginderaan jauh yang lebih skalabel. Penelitian ini menerapkan analisis perubahan tinggi kanopi ($\Delta H = H_{2020} - H_{2019}$) dari dua produk *Global Canopy Height* (GCH) tahun 2019 resolusi 30 meter dan tahun 2020 resolusi 10 meter menggunakan pendekatan ambang batas statistik ($\mu \pm \sigma$) pada platform *Google Earth Engine* (GEE). Klasifikasi perubahan menghasilkan tiga kelas, yaitu replanting, stagnan, dan pertumbuhan, dengan kelas stagnan mendominasi sebesar 71%, diikuti pertumbuhan sebesar 15%, dan replanting sebesar 14%. Sebaran kelas replanting teridentifikasi di berbagai provinsi sentra produksi kelapa sawit, antara lain Riau, Sumatra Utara, Sulawesi Tenggara, dan Kalimantan Tengah. Validasi menggunakan *confusion matrix* menghasilkan nilai *Overall Accuracy* (OA) sebesar 60% dan Koefisien Kappa (κ) sebesar 0,4, yang menunjukkan bahwa analisis perubahan GCH multitemporal merupakan pendekatan yang andal dan skalabel untuk pemantauan replanting kelapa sawit skala nasional.

Kata Kunci: replanting kelapa sawit, global canopy height, deteksi perubahan, google earth engine

1. Pendahuluan

Kelapa sawit (*Elaeis guineensis* Jacq) merupakan tanaman perkebunan penghasil minyak nabati terpenting di dunia yang berasal dari Afrika Barat dan telah berkembang luas di wilayah tropis Asia Tenggara [1]. Indonesia menempati posisi pertama produsen kelapa sawit global dengan luas areal 16,83 juta hektar dan produksi 46,82 juta ton *Crude Palm Oil* (CPO) pada tahun 2022 [2]. Kelapa sawit mencapai puncak produktivitas pada umur 11 tahun dan produksinya menurun secara bertahap setelahnya [3], sehingga sekitar 2,73 juta hektar perkebunan rakyat yang telah berumur 25-30 tahun memerlukan replanting. Kondisi ini menjadikan pemantauan dan deteksi replanting kelapa sawit sebagai aspek yang sangat krusial dalam manajemen perkebunan nasional.

Replanting atau peremajaan kelapa sawit merupakan kegiatan penggantian tanaman sawit tua atau tidak produktif dengan tanaman baru untuk mempertahankan dan meningkatkan produktivitas perkebunan [4]. Replanting kelapa sawit umumnya dilakukan pada tanaman yang telah berumur 25 tahun ke atas,

dimana pada umur tersebut produksi Tandan Buah Segar (TBS) turun secara signifikan jauh di bawah potensi produktivitas optimal [5]. Pemerintah mendorong percepatan replanting melalui Program Peremajaan Sawit Rakyat (PSR) dengan tujuan meningkatkan produktivitas kebun sawit rakyat yang produktivitasnya kurang dari 3-4 ton/ha, dilakukan dengan penggunaan bibit unggul dan penerapan *Good Agriculture Practices* (GAP) [6]. Salah satu indikator teknis yang digunakan untuk menentukan kebutuhan replanting adalah tinggi pohon kelapa sawit. Pohon kelapa sawit yang memiliki tinggi lebih dari 15 meter umumnya memerlukan biaya panen yang sangat tinggi dan menghasilkan produktivitas yang rendah, sehingga menjadi salah satu kriteria utama dalam pengambilan keputusan replanting perkebunan [7]. Informasi spasial yang akurat mengenai lokasi dan luas area replanting kelapa sawit sangat dibutuhkan untuk mendukung perencanaan dan pemantauan program PSR secara nasional, namun metode konvensional berbasis survei lapangan tidak efisien untuk diterapkan pada skala jutaan hektar perkebunan sawit Indonesia.

Tinggi pohon kelapa sawit merupakan parameter biofisik kunci yang berkaitan langsung dengan umur tanaman dan keputusan replanting. Tinggi kelapa sawit meningkat secara konsisten sekitar 30-60 cm per tahun sepanjang siklus hidupnya, sehingga pohon sawit yang sudah berumur 25 tahun atau lebih umumnya memiliki tinggi di atas 15 meter dan termasuk dalam kategori yang perlu diremajakan [8]. Berbagai penelitian telah mengembangkan metode estimasi tinggi pohon kelapa sawit menggunakan data penginderaan jauh untuk mendukung pemantauan perkebunan secara efisien. [9] mengembangkan metode estimasi tinggi dan umur kelapa sawit menggunakan citra WorldView-3 dan data LiDAR airborne, dimana *Canopy Height Model* (CHM) yang diekstrak dari data LiDAR digunakan untuk mengestimasi tinggi pohon per individu dengan *overall accuracy* sebesar 84,91%.

Penelitian [10] estimasi tinggi kanopi kelapa sawit menggunakan teknologi InSAR berbasis data Sentinel-1A di PTPN III Sei Dadap, Asahan, yang menghasilkan CHM dengan korelasi sangat kuat terhadap umur kelapa sawit ($R^2 = 0,94$). Penelitian di Semenanjung Malaysia juga membuktikan bahwa data spaceborne LiDAR ICESat-2 dapat digunakan untuk memetakan tinggi kelapa sawit secara spatiotemporal dengan mengombinasikan data footprint LiDAR dengan informasi umur tegakan, menghasilkan peta tinggi pohon sawit tahunan selama dua dekade dengan akurasi $R^2 = 0,63$ dan RMSE = 1,64 meter. Selanjutnya, [11] membuktikan bahwa data *Global Canopy Height* (GCH) dari GEDI LiDAR yang diproses pada platform *Google Earth Engine* dapat digunakan untuk estimasi umur kelapa sawit skala nasional Indonesia, menghasilkan peta umur sawit resolusi 10 meter dengan validasi $R^2 = 0,8731$ dan RMSE = 2,58 tahun. Penelitian-penelitian tersebut secara keseluruhan menegaskan bahwa data tinggi pohon kelapa sawit dari penginderaan jauh merupakan indikator yang valid dan dapat diandalkan untuk pemantauan kondisi perkebunan sawit pada skala yang luas.

Pemanfaatan perubahan data tinggi kanopi secara multitemporal sebagai indikator deteksi replanting belum banyak dikaji, padahal pendekatan ini memiliki keunggulan yang nyata. Replanting yang ditandai penebangan pohon sawit tua akan langsung menyebabkan penurunan tinggi kanopi yang signifikan, sedangkan pertumbuhan tanaman baru pasca-replanting ditandai peningkatan tinggi kanopi secara gradual dari nilai mendekati nol [12]. Dibanding metode berbasis indeks vegetasi optis, perubahan tinggi kanopi merupakan manifestasi fisik langsung dari proses replanting yang tidak terpengaruh kondisi cuaca, musim, maupun tutupan awan [13]. Ketersediaan dua produk GCH dari dua titik waktu berbeda memberikan dasar yang kuat. [14] menghasilkan peta tinggi kanopi global resolusi 30 m untuk tahun 2019 berbasis GEDI dan Landsat, sementara [15] menghasilkan peta resolusi 10 m untuk tahun 2020 melalui *deep learning* berbasis GEDI dan Sentinel-2.

Untuk memisahkan area replanting dari area lain yang mengalami perubahan tinggi kanopi, diperlukan pendekatan penetapan *threshold* yang objektif dan dapat dipertanggungjawabkan secara statistik. [16], [17], dan [18] menyatakan bahwa nilai antara satu hingga dua standar deviasi dari mean terbukti efektif sebagai *threshold* dalam analisis perubahan citra penginderaan jauh. Pendekatan *threshold* berbasis statistik menggunakan mean (μ) dan standar deviasi (σ) dari distribusi nilai perubahan menawarkan keunggulan berupa *threshold* yang bersifat objektif karena berasal dari karakteristik data itu sendiri, sehingga tidak memerlukan nilai *threshold* yang ditetapkan secara empiris. Klasifikasi perubahan tinggi kanopi menggunakan $\mu \pm \sigma$ akan menghasilkan tiga kelas yaitu area replanting ($\Delta H < \mu - \sigma$), area stagnan, dan area pertumbuhan ($\Delta H > \mu + \sigma$).

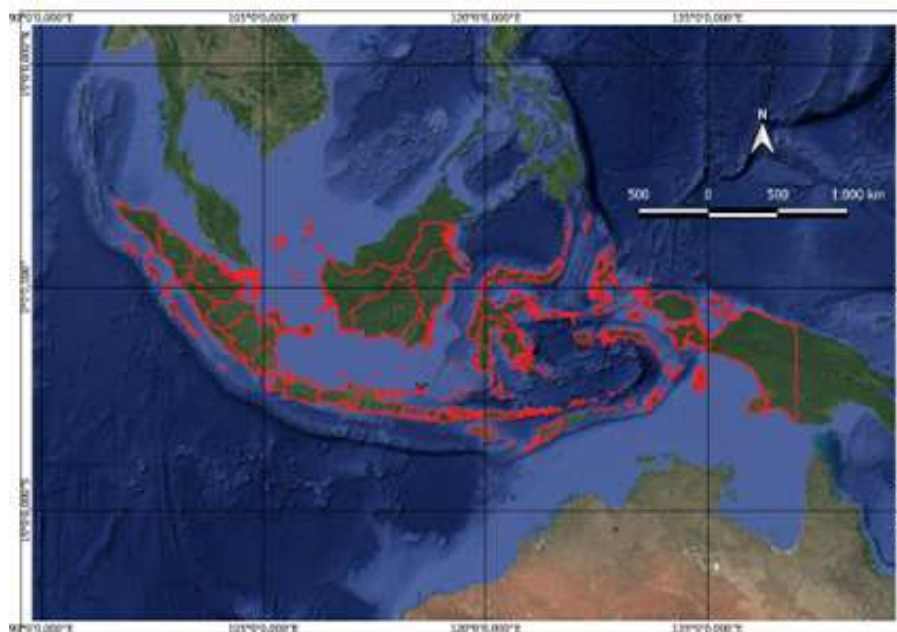
Meskipun berbagai penelitian telah mengembangkan estimasi tinggi pohon sawit dari penginderaan jauh maupun deteksi replanting berbasis indeks vegetasi, pemanfaatan analisis perubahan data GCH multitemporal antara tahun 2019 dan 2020 menggunakan pendekatan *threshold* berbasis statistik untuk mendeteksi replanting kelapa sawit di Indonesia belum pernah dilakukan. Penelitian ini bertujuan mengisi kesenjangan tersebut dengan menghasilkan peta distribusi spasial area replanting kelapa sawit di Indonesia

berbasis selisih GCH 2019 [14] dan GCH 2020 [15] mengacu pada [16], [17] dan [18] pada platform *Google Earth Engine* (GEE), serta memberikan kontribusi ilmiah dalam pengembangan metode pemantauan replanting perkebunan kelapa sawit nasional.

2. Metode Penelitian

Area Studi

Penelitian ini mencakup seluruh wilayah Republik Indonesia, yang terletak antara sekitar 6° LU hingga 11° LS dan 95° BT hingga 141° BT. Indonesia merupakan negara kepulauan yang membentang di dua benua dan dua samudra, sehingga menjadikannya negara kepulauan terbesar di dunia. Wilayah penelitian mencakup seluruh kawasan perkebunan kelapa sawit di seluruh provinsi di Indonesia, termasuk kawasan produksi utama di Sumatra, Kalimantan, Sulawesi, dan Papua.



Gambar 1. Area studi

Data dan Alat

Data utama yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari dua produk *Global Canopy Height* (GCH), yaitu GCH tahun 2019 resolusi spasial 30 meter berbasis integrasi data GEDI dan Landsat Potapov dkk. (2021), serta GCH tahun 2020 resolusi spasial 10 meter berbasis *deep learning* probabilistik dari data GEDI dan Sentinel-2 Lang dkk. (2023). Kedua produk GCH tersebut merepresentasikan ketinggian kanopi vegetasi secara global dan telah divalidasi untuk berbagai tipe tutupan lahan termasuk perkebunan kelapa sawit. Selain itu, digunakan peta batas perkebunan kelapa sawit Indonesia yang bersumber dari BIOPAMA *Global Palm Oil Map* tahun 2019 sebagai data acuan untuk membatasi wilayah analisis hanya pada area perkebunan kelapa sawit di Indonesia.

Penelitian ini menggunakan tiga perangkat lunak utama dalam proses pengolahan dan analisis data. *Google Earth Engine* (GEE) digunakan untuk seluruh tahap pengolahan data, meliputi pra-pemrosesan, perhitungan perubahan tinggi kanopi (ΔH), perhitungan parameter statistik, dan klasifikasi perubahan berbasis ambang batas statistik. *Google Earth Pro* digunakan untuk verifikasi visual titik sampel validasi dengan memanfaatkan citra historis tahun 2019 dan 2020 guna menentukan kelas perubahan yang sebenarnya pada setiap titik sampel. Microsoft Excel digunakan untuk analisis statistik dan penyusunan *confusion matrix* dalam proses validasi hasil klasifikasi.

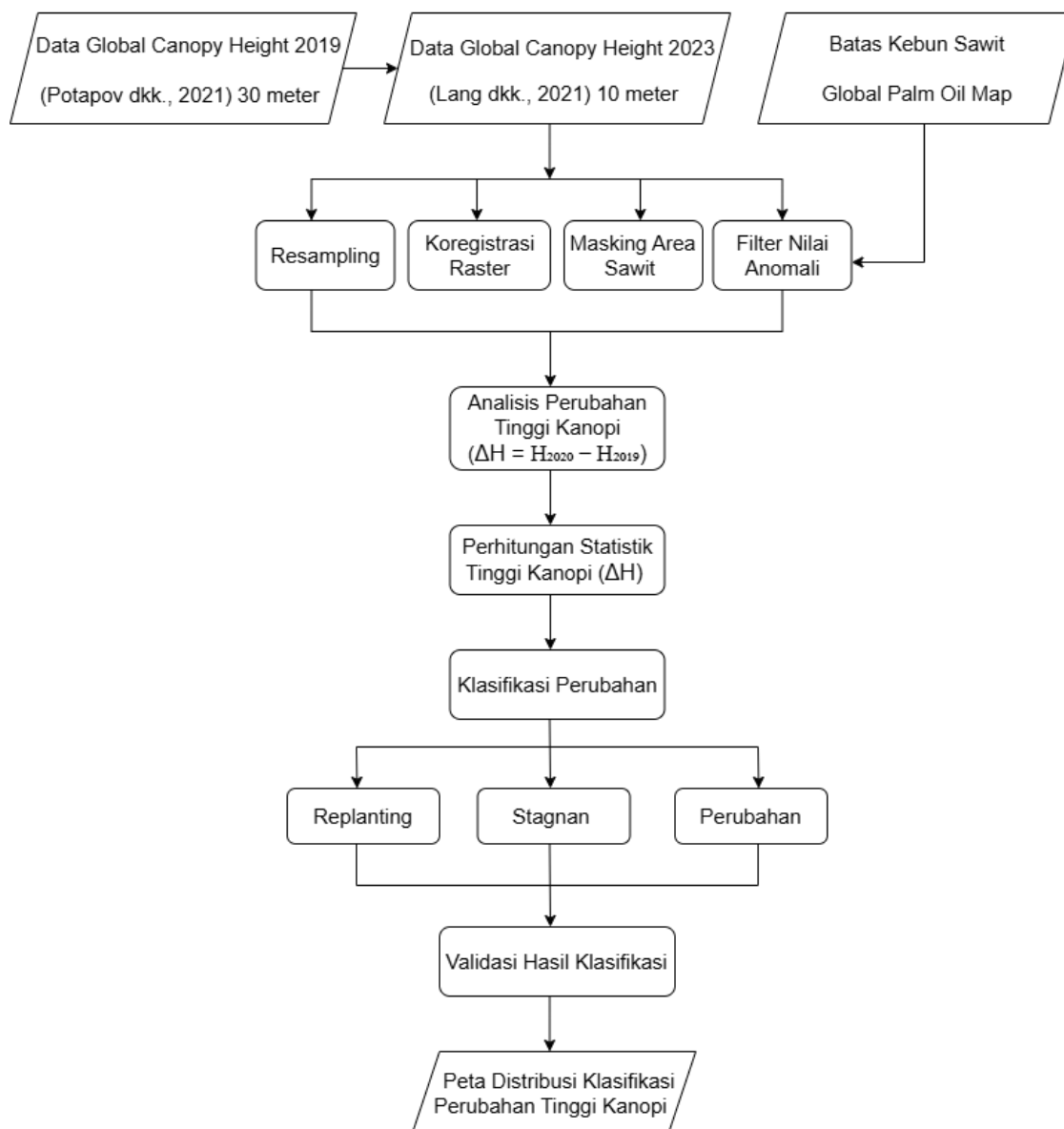
Tabel 1. Data Penelitian

Data	Sumber	Tahun
<i>Global Canopy Height</i> (GCH) resolusi 30m	Potapov dkk.,	2019
<i>Global Canopy Height</i> (GCH) resolusi 10m	Lang dkk.,	2020

Data	Sumber	Tahun
Peta Perkebunan Kelapa Sawit Indonesia	BIOPAMA (Global Palm Oil Map)	2019

Metode

Metode penelitian ini mencakup pra-pemrosesan data *Global Canopy Height* (GCH), perhitungan perubahan tinggi kanopi, perhitungan parameter statistik berupa rata-rata (μ) dan standar deviasi (σ) dari distribusi ΔH , klasifikasi perubahan berbasis *threshold* statistik ($\mu \pm \sigma$), validasi hasil klasifikasi menggunakan *confusion matrix* dengan 75 titik sampel, serta Output penelitian ini berupa peta distribusi spasial tiga kelas perubahan tinggi kanopi kelapa sawit di Indonesia sebagaimana ditunjukkan **Gambar 2**.



Gambar 2. Metode Penelitian

Tahap awal penelitian ini melibatkan pengumpulan data yang dibutuhkan untuk analisis perubahan tinggi kanopi kelapa sawit. Data *Global Canopy Height* (GCH) tahun 2019 dan 2020 serta peta perkebunan kelapa sawit Indonesia (BIOPAMA, 2019) diakses melalui platform *Google Earth Engine* (GEE).

Pra-Pemrosesan Data

Tahap ini meliputi *resampling* untuk menyamakan resolusi spasial kedua data, koregistrasi untuk memastikan kesesuaian sistem koordinat dan proyeksi, *masking* menggunakan peta perkebunan kelapa sawit Indonesia (BIOPAMA, 2019) untuk membatasi wilayah analisis hanya pada area perkebunan kelapa

sawit, serta penyaringan nilai anomali untuk menghilangkan nilai negatif atau ekstrem yang tidak realistis sehingga data yang digunakan lebih bersih dan valid.

Perhitungan Perubahan Tinggi Kanopi (ΔH)

Perubahan tinggi kanopi dihitung secara piksel demi piksel menggunakan persamaan $\Delta H = H_{2020} - H_{2019}$. Nilai ΔH negatif yang besar mengindikasikan penurunan tinggi kanopi secara signifikan sebagai sinyal kejadian replanting, sedangkan nilai ΔH positif mengindikasikan pertumbuhan kanopi aktif.

Perhitungan Parameter Statistik

Sebelum klasifikasi dilakukan, dihitung nilai rerata (μ) dan standar deviasi (σ) dari distribusi ΔH di seluruh piksel perkebunan kelapa sawit menggunakan fungsi *reduceRegion()* pada GEE. Parameter statistik ini menjadi dasar penetapan ambang batas klasifikasi yang bersifat objektif karena diturunkan langsung dari karakteristik distribusi data.

Klasifikasi Berbasis Threshold Statistik

Perubahan tinggi kanopi diklasifikasikan menjadi tiga kelas menggunakan ambang batas $\mu \pm \sigma$, mengacu pada [16], [17], dan [18]. Penetapan kelas perubahan disajikan pada **Tabel 2**.

Tabel 2. Penetapan *Threshold* berdasarkan *Mean* dan Standar Deviasi

Kelas	Threshold	Interpretasi
Replanting	$\Delta H < \mu - \sigma$	Penurunan Tinggi Kanopi secara signifikan sebagai indikasi penebangan atau peremajaan kelapa sawit
stagnan	$(\mu - \sigma \leq \Delta H \leq \mu + \sigma)$	Perubahan tinggi kanopi yang tidak signifikan atau tidak berubah selama periode pengamatan
Pertumbuhan	$\Delta H > \mu + \sigma$	Peningkatan tinggi kanopi secara signifikan sebagai indikasi pertumbuhan vegetasi aktif

Kelas replanting mencerminkan penurunan tinggi kanopi yang signifikan sebagai indikasi penebangan pohon sawit, kelas stagnan mencerminkan kondisi kanopi yang tidak mengalami perubahan berarti, dan kelas pertumbuhan mencerminkan peningkatan tinggi kanopi secara aktif.

Validasi

Akurasi hasil klasifikasi dinilai menggunakan *confusion matrix* dengan 75 titik sampel acak terstratifikasi sebanyak 25 titik per kelas. Setiap titik sampel diverifikasi secara visual menggunakan citra *Google Earth Pro* historis tahun 2019 dan 2020. Hasil validasi menghasilkan nilai *Overall Accuracy* (OA) dan Koefisien Kappa (κ) sebagai ukuran tingkat keakuratan hasil klasifikasi.

Pemetaan Distribusi Spasial

Hasil analisis disajikan dalam bentuk peta tematik, yaitu peta distribusi spasial yang menggambarkan sebaran tiga kelas perubahan tinggi kanopi kelapa sawit di seluruh Indonesia.

3. Hasil dan Pembahasan

Statistik dan Distribusi Perubahan Tinggi Kanopi (ΔH)

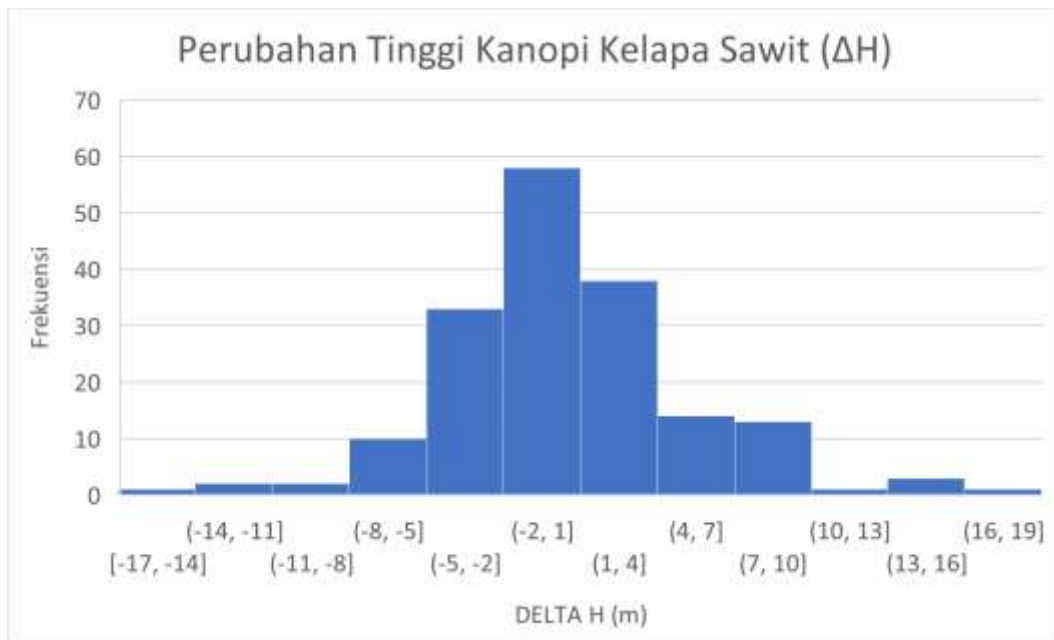
Hasil perhitungan perubahan tinggi kanopi kelapa sawit (ΔH) diperoleh melalui selisih antara data *Global Canopy Height* (GCH) tahun 2020 dan 2019 menggunakan persamaan $\Delta H = H_{2020} - H_{2019}$ pada platform *Google Earth Engine* (GEE). Nilai statistik yang diperoleh dari 176 titik sampel yang tersebar di seluruh wilayah perkebunan kelapa sawit Indonesia disajikan pada **Tabel 3**.

Tabel 3. Nilai Statistik dan Threshold Klasifikasi Perubahan Tinggi Kanopi

Parameter	Nilai
Rata-rata (μ)	1,02 m
Standar Deviasi (σ)	4,85 m
<i>Threshold Replanting</i>	$\Delta H < -3,82$ m
<i>Threshold Stagnan</i>	$-3,82 \leq \Delta H \leq 5,87$ m
<i>Threshold Pertumbuhan</i>	$\Delta H > 5,87$ m

Histogram distribusi ΔH pada **Gambar 3** menunjukkan bahwa sebagian besar nilai ΔH dari 176 titik sampel terkonsentrasi pada rentang -2 hingga 4 meter, dengan frekuensi tertinggi pada interval $(-2, 1]$ dan

(1, 4]. Pola distribusi ini mendekati distribusi normal namun sedikit condong ke kanan (*positively skewed*), yang mengindikasikan bahwa mayoritas perkebunan kelapa sawit di Indonesia mengalami perubahan tinggi kanopi yang relatif kecil atau cenderung tumbuh secara gradual selama periode 2019–2020. Nilai rerata ΔH yang positif ($\mu = 1,02$ m) menunjukkan adanya kecenderungan pertumbuhan ringan secara umum pada kanopi kelapa sawit nasional selama periode tersebut. Kondisi ini konsisten dengan karakteristik pertumbuhan kelapa sawit yang meningkat secara konsisten sekitar 30–60 cm per tahun pada fase produktif ([8]).



Gambar 3. Histogram distribusi ΔH

Klasifikasi Perubahan Tinggi Kanopi

Hasil klasifikasi perubahan tinggi kanopi berdasarkan pendekatan *threshold* statistik ($\mu \pm \sigma$) dari 176 titik sampel disajikan pada **Gambar 4**. Kelas stagnan mendominasi dengan proporsi sebesar 71%, diikuti kelas pertumbuhan sebesar 15%, dan kelas replanting sebesar 14%.



Gambar 4. Persentase Kelas Perubahan Tinggi Kanopi

Dominasi kelas stagnan sebesar 71% mengindikasikan bahwa sebagian besar perkebunan kelapa sawit pada titik sampel berada pada kondisi kanopi yang stabil tanpa mengalami perubahan tinggi yang signifikan selama periode 2019–2020. Kondisi ini mencerminkan bahwa mayoritas perkebunan masih

berada pada fase produktif dengan pertumbuhan kanopi yang tidak menyimpang secara signifikan dari nilai rata-rata.

Proporsi kelas replanting sebesar 14% menunjukkan adanya aktivitas peremajaan yang cukup signifikan di berbagai wilayah perkebunan kelapa sawit Indonesia. Pola penurunan tinggi kanopi yang terdeteksi pada kelas ini sesuai dengan karakteristik fisik proses penebangan pohon sawit tua yang menyebabkan penurunan nilai *Global Canopy Height* secara drastis dalam rentang waktu satu tahun [12]. Temuan ini konsisten dengan kondisi nasional di mana sekitar 2,73 juta hektar perkebunan rakyat telah berumur 25-30 tahun dan memerlukan peremajaan segera [6]. Proporsi kelas pertumbuhan sebesar 15% mencerminkan area perkebunan yang sedang dalam fase pertumbuhan aktif, baik akibat pertumbuhan alami tanaman produktif maupun pertumbuhan kembali (*regrowth*) tanaman muda pasca-replanting.

Beberapa titik sampel menunjukkan penurunan ΔH yang tajam sebagai indikasi kuat terjadinya replanting. Pada titik sampel di Sulawesi Tenggara, tinggi kanopi tercatat menurun dari 24 m pada tahun 2019 menjadi 7 m pada tahun 2020 ($\Delta H = -17$ m). Kondisi serupa teramati pada titik sampel di Sulawesi Tengah, dengan penurunan dari 28 m menjadi 16 m ($\Delta H = -12$ m), serta di Kalimantan Tengah, dengan penurunan dari 26 m menjadi 17 m ($\Delta H = -9$ m). Nilai H_{2019} yang berada di atas 15 m pada ketiga titik tersebut menunjukkan bahwa tanaman kelapa sawit yang bersangkutan telah memasuki fase tua, mengingat tinggi tersebut merupakan ambang batas teknis yang umum dijadikan dasar pengambilan keputusan replanting. Penurunan tajam pada nilai H_{2020} pada titik-titik yang sama mengindikasikan bahwa penebangan tanaman telah dilakukan sebagai bagian dari proses peremajaan perkebunan.

Pendekatan *threshold* berbasis statistik ($\mu \pm \sigma$) terbukti mampu memisahkan ketiga kelas perubahan secara objektif tanpa memerlukan penetapan *threshold* secara empiris yang bersifat subjektif. Ref [16][17] menyatakan bahwa penggunaan satu standar deviasi sebagai *threshold* dalam analisis perubahan citra penginderaan jauh merupakan pendekatan yang efektif untuk mendeteksi perubahan yang bermakna secara statistik sekaligus meminimalkan pengaruh *noise* pada data.



Gambar 5. Peta Distribusi Spasial Perubahan Tinggi Kanopi Kelapa Sawit

Peta distribusi spasial hasil klasifikasi perubahan tinggi kanopi kelapa sawit di Indonesia disajikan pada **Gambar 5**, di mana warna merah menunjukkan kelas replanting, warna kuning menunjukkan kelas stagnan, dan warna hijau menunjukkan kelas pertumbuhan. Secara keseluruhan, peta menunjukkan bahwa ketiga kelas perubahan tinggi kanopi tersebar di seluruh wilayah perkebunan kelapa sawit Indonesia, dengan konsentrasi tertinggi terdapat di Pulau Sumatra bagian tengah dan timur, serta Pulau Kalimantan bagian barat dan tengah. Pulau Sumatra, khususnya Provinsi Riau, Sumatra Utara, Sumatra Selatan, dan Jambi, menunjukkan sebaran kelas perubahan yang paling padat dan beragam, sesuai dengan posisi Sumatra sebagai pusat produksi kelapa sawit terbesar di Indonesia. Di Pulau Kalimantan, sebaran kelas pertumbuhan lebih dominan dibandingkan kelas replanting, mengindikasikan bahwa perkebunan kelapa sawit di Kalimantan secara umum masih berada pada fase pertumbuhan aktif. Kelas pertumbuhan yang teridentifikasi di beberapa wilayah Sulawesi dan Papua mengindikasikan adanya ekspansi perkebunan kelapa sawit baru atau pertumbuhan kembali tanaman muda pasca-replanting di wilayah tersebut.

Validasi dan Uji Akurasi Hasil Klasifikasi

Sebaran 75 titik sampel validasi yang diverifikasi secara visual menggunakan citra *Google Earth* Pro historis tahun 2019 dan 2020 disajikan pada **Gambar 6**. Titik sampel validasi yang berjumlah 75 titik yang tersebar dengan pola yang terkonsentrasi di Pulau Sumatra dan Kalimantan sebagai pusat perkebunan kelapa sawit nasional. Meskipun jumlah titik pada wilayah timur Indonesia, yaitu Sulawesi, Maluku, dan Papua, relatif lebih sedikit, keterwakilan data validasi tetap terjaga karena pengambilan sampel dilakukan secara stratifikasi berdasarkan kelas perubahan, dengan proporsi 25 titik untuk setiap kelas, bukan berdasarkan wilayah geografis.



Gambar 6. Sebaran titik Sampel Validasi

Hasil validasi menggunakan *confusion matrix* dengan 75 titik sampel acak terstratifikasi (25 titik per kelas) disajikan pada **Tabel 4**.

Tabel 4. Confusion Matrix Hasil Validasi Klasifikasi Perubahan Tinggi Kanopi

Kelas	<i>Replanting</i>	<i>Stagnan</i>	<i>Pertumbuhan</i>	Jumlah	Akurasi Pengguna
<i>Replanting</i>	12	6	7	25	48%
<i>Stagnan</i>	5	19	1	25	76%
<i>Pertumbuhan</i>	5	6	14	25	56%
Jumlah	22	31	22	75	
Akurasi Pembuat	55%	61%	64%		
Overall Accuracy					60%
Koefisien Kappa (κ)					0,4

Hasil validasi menunjukkan nilai *Overall Accuracy* (OA) sebesar 60% dan Koefisien Kappa (κ) sebesar 0,4. Nilai Koefisien Kappa sebesar 0,4 mengindikasikan bahwa hasil klasifikasi memiliki tingkat kesepakatan yang cukup untuk analisis skala nasional berbasis data penginderaan jauh multitemporal.

Akurasi per kelas menunjukkan bahwa kelas stagnan memperoleh akurasi pengguna tertinggi sebesar 76% dengan akurasi produsen 61%, diikuti kelas pertumbuhan dengan akurasi pengguna 56% dan akurasi produsen 64%, serta kelas replanting dengan akurasi pengguna 48% dan akurasi produsen 55%. Rendahnya akurasi kelas replanting disebabkan oleh beberapa faktor, antara lain: (1) perbedaan metodologi akuisisi antara GCH 2019 yang berbasis integrasi GEDI dan Landsat [14] dengan GCH 2020 yang berbasis *deep learning* probabilistik dari GEDI dan Sentinel-2 [15], sehingga perbedaan nilai ΔH yang terdeteksi tidak selalu mencerminkan perubahan biofisik sesungguhnya; (2) rentang waktu analisis yang hanya mencakup satu tahun (2019-2020) sehingga proses replanting yang berlangsung secara bertahap belum sepenuhnya tertangkap dalam satu selang waktu pengamatan; serta (3) adanya faktor perancu seperti variasi musiman, kebakaran lahan, atau gangguan alam lainnya yang juga menghasilkan sinyal penurunan tinggi kanopi yang signifikan sehingga terklasifikasi sebagai replanting [13]. Akurasi kelas pertumbuhan yang juga tidak terlalu tinggi (56%) kemungkinan disebabkan oleh kesulitan membedakan antara pertumbuhan alami tanaman produktif dengan regrowth pasca-replanting, karena keduanya menghasilkan sinyal peningkatan ΔH yang serupa meskipun berbeda secara fenologis.

Nilai *Overall Accuracy* (OA) sebesar 60% dan Koefisien Kappa (κ) sebesar 0,4 yang diperoleh dalam penelitian ini berada pada kategori kesepakatan sedang (*moderate agreement*) menurut klasifikasi

Landis & Koch (1977). Tingkat akurasi ini dapat dipahami dalam konteks kompleksitas analisis perubahan multitemporal berbasis dua produk GCH yang memiliki perbedaan resolusi spasial dan metodologi akuisisi yang berbeda. Penelitian Hernawati & Darmawan (2024) yang menggunakan data InSAR Sentinel-1A untuk estimasi tinggi kanopi kelapa sawit memperoleh korelasi yang sangat kuat ($R^2 = 0,94$), namun penelitian tersebut dilakukan pada skala lokal dengan kondisi data yang lebih homogen dibandingkan analisis skala nasional. Demikian pula, [11] yang menggunakan data GCH GEDI pada platform GEE untuk estimasi umur kelapa sawit skala nasional Indonesia memperoleh validasi $R^2 = 0,8731$, namun dengan pendekatan regresi yang berbeda dari metode klasifikasi berbasis *threshold* yang diterapkan dalam penelitian ini. Meskipun demikian, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa analisis perubahan GCH multitemporal pada skala nasional tetap memberikan informasi yang bermakna untuk pemantauan replanting kelapa sawit sebagai alternatif metode konvensional berbasis survei lapangan.

4. Kesimpulan

Penelitian ini membuktikan bahwa replanting kelapa sawit di Indonesia dapat dideteksi melalui analisis perubahan tinggi kanopi ($\Delta H = H_{2020} - H_{2019}$) dari dua produk *Global Canopy Height* (GCH) tahun 2019 dan 2020 pada platform *Google Earth Engine* (GEE). Berdasarkan 176 titik sampel, diperoleh nilai rerata (μ) sebesar 1,02 m dan standar deviasi (σ) sebesar 4,85 m dengan ambang batas klasifikasi: replanting ($\Delta H < -3,82$ m), stagnan ($-3,82 \leq \Delta H \leq 5,87$ m), dan pertumbuhan ($\Delta H > 5,87$ m). Hasil klasifikasi menunjukkan kelas stagnan mendominasi sebesar 71%, diikuti pertumbuhan 15%, dan replanting 14%, dengan sebaran kelas replanting teridentifikasi di Riau, Sumatra Utara, Sulawesi Tenggara, Sulawesi Tengah, dan Kalimantan Tengah.

Hasil validasi menggunakan *confusion matrix* dengan 75 titik sampel acak terstratifikasi menghasilkan nilai *Overall Accuracy* (OA) sebesar 60% dan Koefisien Kappa (κ) sebesar 0,4 yang termasuk dalam kategori kesepakatan sedang (*moderate agreement*). Nilai akurasi yang tergolong moderat disebabkan oleh perbedaan metodologi akuisisi antara kedua produk GCH, rentang waktu analisis satu tahun yang belum sepenuhnya menangkap proses replanting yang berlangsung bertahap, serta adanya faktor perancu seperti variasi musiman dan kebakaran lahan.

Penelitian ini memberikan kontribusi ilmiah dalam pengembangan metode pemantauan replanting kelapa sawit berbasis data penginderaan jauh yang dapat diakses secara bebas pada skala nasional. Pendekatan analisis perubahan GCH multitemporal berpotensi menjadi alternatif yang lebih efisien dan skalabel dibandingkan metode konvensional berbasis survei lapangan. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengintegrasikan produk GCH dari periode waktu tambahan serta data penginderaan jauh komplementer guna meningkatkan akurasi deteksi replanting kelapa sawit secara nasional.

5. Ucapan Terimakasih

Penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Lembaga Pengelola Dana Pendidikan (LPDP) dan Kementerian Pendidikan Tinggi, Sains, dan Teknologi Republik Indonesia (Kemendikti Saintek) atas dukungan pendanaan yang diberikan dalam penelitian ini. Apresiasi tinggi juga disampaikan kepada LP2M Itenas Bandung, Program Studi Teknik Geodesi Institut Teknologi Nasional Bandung atas fasilitas dan dukungan akademik yang disediakan. Lebih lanjut, penulis berterima kasih kepada PT Perkebunan Nusantara III (PTPN III) Sei Dadap, Asahan, Sumatera Utara atas bantuan, kerja sama, dan penyediaan data referensi kelapa sawit yang sangat berharga bagi kelancaran penelitian ini.

6. Singkatan

GCH	<i>Global Canopy Height</i>
%	<i>Percentage</i>
GEE	<i>Google Earth Engine</i>
ΔH	Perubahan Tinggi Kanopi (<i>Canopy Height Change</i>)
OA	<i>Overall Accuracy</i> (Akurasi Keseluruhan)
κ	Koefisien Kappa
CPO	Crude Palm Oil
PSR	Program Peremajaan Sawit Rakyat
TBS	Tandan Buah Segar
GAP	<i>Good Agriculture Practices</i>
GEDI	<i>Global Ecosystem Dynamics Investigation</i>
LiDAR	<i>Light Detection and Ranging</i>
SAR	<i>Synthetic Aperture Radar</i>

7. Referensi

- [1] Z. R. M. Dona Marcelina, Evi Yulianti, “Penerapan Metode Forward Chaining pada Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Tanaman Kelapa Sawit,” *Jurnal Ilmiah Informatika Global*, vol. 13, no. 1, hlm. 1, 2022, doi: 10.51211/biict.v10i1.2301.
- [2] Kementerian Pertanian, “Peraturan Menteri Pertanian Republik Indonesia Republik Indonesia No. 03 tahun 2022 tentang Pengembangan, Peremajaan, serta Sarana dan Prasarana Perkebunan Kelapa Sawit,” *Jurnal Peraturan*, no. 185, hlm. 185, 2022.
- [3] USDA, “Indonesia Palm Oil: Historical Revisions Using Satellite-Derived Methodology,” *United States Department of Agriculture Foreign Agricultural Service Report*, vol. 19, no. June 2019, hlm. 1–9, 2023, [Daring]. Tersedia pada: https://ipad.fas.usda.gov/highlights/2012/08/Mexico_corn/
- [4] R. H. V. Corley dan P. B. Tinker, *The oil palm*. 2021. doi: 10.1017/cbo9781316530122.010.
- [5] A. Ismail dan M. Noor Mamat, “the Optimal Age of Oil Palm Replanting,” *Oil Palm Industry Economic Journal*, vol. 21, no. 1, hlm. 11–18, 2002, [Daring]. Tersedia pada: <http://palmoilis.mpob.gov.my/publications/OPIEJ/opiejv2n1-2.pdf>
- [6] Permentan, “Peraturan Menteri Pertanian Republik I,” *Peraturan Menteri Pertanian Republik Indonesia Nomor: 18/Permentan/KB.330/5/2016 Tentang Pedoman Peremajaan Perkebunan Kelapa Sawit*, vol. Nomor 65, no. 879, hlm. 2004–2006, 2016, [Daring]. Tersedia pada: <https://ejournal.unisi.ac.id/index.php/jai/article/download/2454/1354>
- [7] A. Descals, D. L. A. Gaveau, S. Wich, Z. Szantoi, dan E. Meijaard, “Global mapping of oil palm planting year from 1990 to 2021,” *Earth Syst. Sci. Data*, vol. 16, no. 11, hlm. 5111–5129, 2024, doi: 10.5194/essd-16-5111-2024.
- [8] K. P. Tan, K. D. Kanniah, dan A. P. Cracknell, “Use of UK-DMC 2 and ALOS PALSAR for studying the age of oil palm trees in southern peninsular Malaysia,” *Jurnal Internasional Penginderaan Jauh*, vol. 34, no. 20, hlm. 7424–7446, 2013, [Daring]. Tersedia pada: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01431161.2013.822601>
- [9] H. M. Rizeei, H. Z. M. Shafri, M. A. Mohamoud, B. Pradhan, dan B. Kalantar, “Oil Palm Counting and Age Estimation from WorldView-3 Imagery and LiDAR Data Using an Integrated OBIA Height Model and Regression Analysis,” vol. 2018, 2018, doi: 10.1155/2018/2536327.
- [10] R. Hernawati, K. Wikantika, S. Darmawan, A. B. Harto, J. T. Sri Sumantyo, dan S. Safitri, “Phenology Model of Oil Palm Plantation Based on Biophysical Parameter on Sentinel-1A Using Multiple Linear Regression (MLR),” *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, vol. 52, no. 12, hlm. 2845–2866, 2024, doi: 10.1007/s12524-024-01973-4.
- [11] L. B. Nurulhakim, R. Hernawati, S. Darmawan, dan A. P. Sutrisno, “Estimation of Oil Palm Age Using Global Canopy Height Data for Smart Agriculture in Indonesia,” dalam *24th International Workshop for Young Scientists BioPhys Spring 2025*, 2025, hlm. 24–25.
- [12] J. Zang, W. Ni, dan Y. Zhang, “Spatially-explicit mapping annual oil palm heights in peninsular Malaysia combining ICESat-2 and stand age data,” *Remote Sens. Environ.*, vol. 295, 2023, doi: 10.1016/j.rse.2023.113693.
- [13] K. Lahssini, N. Baghdadi, G. le Maire, I. Fayad, dan L. Villard, “Canopy height mapping in French Guiana using multi-source satellite data and environmental information in a U-Net architecture,” *Frontiers in Remote Sensing*, vol. 5, no. November, hlm. 1–21, 2024, doi: 10.3389/frsen.2024.1484900.
- [14] P. Potapov dkk., “Mapping global forest canopy height through integration of GEDI and Landsat data,” hlm. 1–30, 2021.
- [15] N. Lang, W. Jetz, K. Schindler, dan J. D. Wegner, “A high-resolution canopy height model of the Earth,” *Nat. Ecol. Evol.*, vol. 7, no. November, 2023, doi: 10.1038/s41559-023-02206-6.
- [16] P. A. Rogerson, “Change detection thresholds for remotely sensed images,” *J. Geogr. Syst.*, vol. 4, no. 1, hlm. 85–97, 2002, doi: 10.1007/s101090100076.
- [17] D. Lu, P. Mausel, E. Brondízio, dan E. Moran, “Change detection techniques,” *Int. J. Remote Sens.*, vol. 25, no. 12, hlm. 2365–2401, 2004, [Daring]. Tersedia pada: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/0143116031000139863>
- [18] J. R. Jensen, *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective*. 2005. [Daring]. Tersedia pada: https://archive.org/details/introductorydigi0000jens_o3p5/page/n7/mode/2up