

DETEKSI DEGRADASI HUTAN DAN PREDIKSI RISIKO DEFORESTASI SAWIT DI SUMATERA BERBASIS MACHINE LEARNING

MACHINE LEARNING-BASED FOREST DEGRADATION DETECTION AND DEFORESTATION RISK PREDICTION IN SUMATRA'S PALM OIL AREAS

**Afiana Nurani^{1*}, Reva Luvika Apriliani², Zyndi Auralia Wibowo³, Vernanda Pramudya Sejati⁴,
Caroline Febrianty⁵, Iqbal Ramadhani Mukhlis⁶**

*E-mail: anaafiana2603@gmail.com

^{1,2,3,4,5,6} Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran”
Jawa Timur

Abstrak

Implementasi EUDR (*European Union Deforestation Regulation*) pada tahun 2026 menuntut transparansi penuh dan bukti keterlacakan bagi komoditas kelapa sawit Indonesia. Provinsi Riau, sebagai salah satu sentra produksi utama di Sumatra, menghadapi tantangan besar dalam memitigasi risiko deforestasi pada rantai pasoknya akibat kompleksitas lanskap dan adanya fenomena perambahan senyap (*silent encroachment*). Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pemantauan cerdas berbasis *Big Data Analytics* yang mengintegrasikan deteksi degradasi hutan secara near real-time dan forecasting risiko deforestasi di masa depan. Metodologi penelitian menggunakan pendekatan Hybrid Analytics dengan memanfaatkan data satelit multitemporal (Sentinel-1 dan Sentinel-2) dari awal tahun 2020 hingga Mei 2026. Analisis degradasi dilakukan melalui pemetaan indeks vegetasi (NDVI) untuk mengidentifikasi gejala awal kerusakan hutan sebelum terjadi penggundulan total. Selanjutnya, data degradasi tersebut dikombinasikan dengan variabel spasial seperti kedekatan dengan akses jalan dan pabrik pengolahan untuk membangun model forecasting menggunakan algoritma Machine Learning (Random Forest dan LSTM). Hasil penelitian ini berhasil memetakan probabilitas kerentanan lahan di daratan Provinsi Riau yang berfungsi sebagai Early Warning System (EWS). Sistem ini memungkinkan para pelaku industri sawit di Provinsi Riau, Sumatera untuk secara proaktif mengidentifikasi zona berisiko tinggi (*high-risk zones*) dan melakukan intervensi sebelum pelanggaran regulasi terjadi. Kesimpulannya, integrasi analisis degradasi dan forecasting ini tidak hanya menjamin kepatuhan terhadap standar global EUDR, tetapi juga memperkuat tata kelola perkebunan sawit yang berkelanjutan di Indonesia.

Kata kunci: *Big Data, Kelapa Sawit, Riau, Sumatera, Degradasi Hutan, EUDR, Machine Learning.*

Abstract

The implementation of the European Union Deforestation Regulation (EUDR) in 2026 demands full transparency and proof of traceability for Indonesian palm oil commodities. Sumatra, as a primary production center, faces significant challenges in mitigating deforestation risks within its supply chain. This study aims to develop an intelligent monitoring system based on Big Data Analytics that integrates real-time forest degradation detection and future deforestation risk forecasting. The research methodology employs a Hybrid Analytics approach utilizing multitemporal satellite data (Sentinel-1 and Sentinel-2) from 2020 to 2026. Degradation analysis is conducted through vegetation index (NDVI) mapping to identify early symptoms of forest damage prior to total land clearing. Furthermore, this degradation data is combined with spatial variables such as proximity to road access and processing mills to build a forecasting model using Machine Learning algorithms (Random Forest and LSTM). The projected outcomes of this research are land vulnerability probability maps that function as an Early Warning System (EWS). This system enables palm oil industry stakeholders in Sumatra to proactively identify high-risk zones and intervene before regulatory violations occur. In conclusion, the integration of degradation analysis and forecasting not only ensures compliance with global EUDR standards but also strengthens the sustainable governance of palm oil plantations in Indonesia.

Keywords: *Big Data, Palm Oil, Sumatra, Forest Degradation, Forecasting, EUDR, Machine Learning.*

1. PENDAHULUAN

Memasuki tahun 2026, industri kelapa sawit Indonesia berada di persimpangan jalan yang menentukan masa depannya di pasar global [1]. Sebagai produsen terbesar dunia, Indonesia tidak lagi hanya dituntut untuk memacu produktivitas, tetapi juga wajib menjawab standarisasi lingkungan yang kian ketat melalui *European Union Deforestation Regulation* (EUDR) [2]. Regulasi ini bukan sekadar administratif; ia adalah mandat digital yang mewajibkan setiap kilogram minyak sawit yang masuk ke pasar Eropa disertai dengan koordinat lokasi lahan yang terbukti bebas dari deforestasi sejak *cut-off date* 31 Desember 2020 [3], [4]. Bagi para pelaku industri, kepatuhan ini adalah "paspor" utama agar tetap relevan dalam perdagangan internasional.

Namun, pembuktian di lapangan tidaklah sesederhana membalikkan telapak tangan, terutama di Provinsi Riau sebagai salah satu episentrum perkebunan sawit terbesar di Sumatera. Sebagai wilayah dengan sejarah panjang, Riau memiliki karakteristik lanskap yang kompleks, di mana batas antara hutan lindung, lahan masyarakat, dan area konsesi seringkali bersinggungan secara dinamis [5]. Di sisi lain, fenomena degradasi hutan sering terjadi secara senyap; hutan tidak langsung gundul dalam semalam, melainkan diawali oleh fenomena perambahan senyap (*silent encroachment*) berupa degradasi hutan [6]. Aktivitas seperti pembukaan jalan tikus logistik, penebangan pohon bernilai tinggi secara selektif, maupun pengeringan vegetasi di pinggir konsesi menciptakan sinyal degradasi yang sering kali luput dari pemantauan konvensional [7].

Jika pola degradasi senyap ini luput dari deteksi, maka deforestasi total—yakni konversi permanen hutan menjadi lahan sawit—hanyalah tinggal menunggu waktu, yang pada akhirnya akan menjerat eksportir dalam sanksi hukum dan pemboikotan pasar [8], [3].

Di sinilah keterbatasan metode pengawasan konvensional mulai terasa. Laporan berbasis kunjungan lapangan atau audit periodik sering kali bersifat reaktif, melaporkan kerusakan setelah lahan benar-benar gundul [9]. Di tengah gempuran *Big Data* citra satelit, industri memerlukan paradigma baru: berpindah dari sekadar "pencatat sejarah" kerusakan menjadi "pembaca pola" yang bisa mengantisipasi risiko sebelum konversi lahan benar-benar terjadi [10]. Mengingat ketatnya standar EUDR, kebutuhan akan sistem peringatan dini (*Early Warning System*) yang mampu menghubungkan sinyal degradasi masa kini dengan probabilitas deforestasi masa depan menjadi sangat mendesak demi menjaga reputasi sawit Indonesia.

Menjawab tantangan tersebut, pemanfaatan *Big Data Analytics* dengan pendekatan Hybrid Machine Learning sebagai solusi transformatif. Dengan mengolah data satelit multitemporal (Sentinel-1 dan Sentinel-2), sistem tidak hanya mendeteksi kehilangan tutupan pohon, tetapi juga menganalisis degradasi struktural hutan melalui perubahan hamburan balik radar dan indeks vegetasi [11]. Pola degradasi ini kemudian dijadikan variabel prediktor dalam model *Random Forest* dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk memetakan zona kerentanan secara spasial dan temporal [12], [13]. Melalui kemampuan memori temporal LSTM, algoritma dapat melacak runtun waktu historis lahan ke belakang guna mengidentifikasi fase pembukaan lahan masa lalu, sekaligus memisahkan komoditas sawit dari hutan alam secara presisi. Inilah inti dari pendekatan *proactive compliance*: memprediksi risiko deforestasi berdasarkan variabel spasial dan perilaku historis lahan secara akurat.

Penelitian ini memfokuskan objek studinya pada wilayah Provinsi Riau, Sumatera dengan memanfaatkan kekuatan citra satelit Google Earth Engine untuk mengekstraksi variabel spasial-temporal dari data Sentinel-1 dan Sentinel-2 secara otomatis dalam rentang waktu historis dari 1 Januari 2020 hingga Mei 2026.. Dengan menghubungkan titik-titik koordinat degradasi saat ini dengan model prediksi risiko masa depan berbasis algoritma Random Forest dan LSTM, penelitian ini bertujuan membangun sebuah kerangka kerja analitik yang kokoh. Hasilnya diharapkan tidak hanya membantu perusahaan sawit memenuhi standar EUDR secara administratif, tetapi juga menjadi instrumen strategis bagi pengambil kebijakan untuk melindungi sisa hutan Sumatera, khususnya di wilayah Riau, melalui pendekatan berbasis data yang presisi dan terukur.

2. METODOLOGI

Bagian ini mengusulkan kerangka kerja konseptual untuk pengembangan sistem berbasis *Big Data Analytics* guna mendeteksi degradasi dan memitigasi risiko deforestasi pada rantai pasok kelapa sawit di Provinsi Riau, Pulau Sumatera. Gambar 1 menunjukkan kerangka kerja yang melibatkan beberapa proses yang harus diimplementasikan.

Gambar 1. Kerangka Konseptual

2.1 Persiapan Data (Data Preparation)

Tahap awal penelitian melibatkan pengumpulan data citra satelit secara masif melalui platform cloud computing *Google Earth Engine* (GEE). Data utama yang digunakan terdiri dari Sentinel-2 (Optik) untuk memantau kehijauan kanopi hutan dan Sentinel-1 (Radar) untuk pengamatan struktur hutan yang mampu menembus tutupan awan provinsi Riau. Proses pra-pemrosesan mencakup pengumpulan, penyaringan, dan penyelarasan multi-sensor Big Data. Sesuai dengan ketentuan regulasi EUDR, rentang waktu pengamatan data ditarik secara historis (multitemporal) mulai dari Januari 2020 (guna membangun data *baseline* sebelum batas ambang resmi EUDR) hingga data aktual berjalan Mei 2026.

2.2 Ekstraksi Fitur dan Deteksi Degradasi (Feature Engineering)

Setelah seluruh dataset terkumpul, dilakukan proses standarisasi spasial dan temporal mengingat setiap sensor memiliki resolusi asli yang berbeda. Seluruh layer data diubah skalanya (*resampling*) menuju resolusi seragam 10 meter untuk menghindari kesalahan dimensi matriks (dimension mismatch) saat penggabungan layer, sehingga setiap piksel dari multi-sensor yang berbeda dapat menempati ruang koordinat geospasial yang presisi dan konsisten. Adapun pemilihan resolusi seragam 10 meter didasarkan pada resolusi spasial asli tertinggi yang dimiliki oleh kanal spektral citra optik Sentinel-2 serta resolusi dasar citra radar Sentinel-1.

Tahap selanjutnya adalah rekayasa fitur (*feature engineering*), di mana semua fitur prediktor digabungkan ke dalam satu tumpukan data multidimensional (*Image Stack*). Melalui proses *stacking* ini, setiap piksel tunggal pada koordinat geografis di daratan Provinsi Riau akan menyimpan larik informasi (*array*) terintegrasi yang terdiri dari:

Input Features = [NDVI, VH Backscatter, dist_road, dist_crop, elevation, slope]

Larik multidimensi inilah yang dikonstruksi sebagai basis data pra-pemrosesan kontinu untuk diumpukan ke dalam arsitektur Hybrid Machine Learning.

2.3 Pembentukan Sampel Data Pelatihan

Untuk melatih algoritma agar memiliki kemampuan generalisasi yang tinggi, dataset pelatihan (*training samples*) dibentuk secara otomatis dengan memanfaatkan peta referensi historis ESA WorldCover di wilayah Riau. Langkah pembentukan sampel dilakukan sebagai berikut:

- Penentuan area sampel biner: Area yang terverifikasi sebagai hutan alam berkanopi rapat ditandai sebagai kelas Hutan (Label 1), sedangkan area pertanian, lahan terbuka gundul, atau perkebunan ditandai sebagai kelas Non-Hutan/Deforestasi (Label 0).
- Pengambilan sampel spasial dilakukan menggunakan fungsi stratified random sampling di GEE dengan skala representatif komputasi 1000 meter (1 km) serta dibatasi jumlahnya pada rentang 1.000 titik sampel guna menjaga stabilitas memori server cloud.
- Nilai dari tumpukan fitur (image stack) diekstraksi pada masing-masing titik koordinat sampel menggunakan perintah `sampleRegions` pada resolusi skala 1000 meter. Untuk mencegah kegagalan latihan akibat adanya nilai kosong (lubang masking awan), diterapkan filter manual berbasis logika `ee.Filter.notNull` untuk

mengeliminasi seluruh rekaman sampel yang cacat sebelum masuk ke tahap pemodelan.

2.4 Pemodelan Hybrid Machine Learning (Random Forest & LSTM)

Arsitektur kecerdasan buatan pada penelitian ini menggabungkan kekuatan analisis spasial dan analisis deret waktu secara hibrida (Hybrid Approach):

- **Random Forest (RF) Classifier:** Algoritma berbasis ensemble learning ini dikonstruksi dengan parameter 100 decision trees. Random Forest bertugas menganalisis signifikansi hubungan antara kondisi fisik vegetasi terkini terhadap variabel kriteria lingkungan (seperti jarak jalan dan kemiringan lereng). Output dari RF adalah peta zonasi kerentanan spasial yang mengidentifikasi area hutan mana saja yang karakteristik lingkungannya identik dengan pola deforestasi masa lalu.
- **Long Short-Term Memory (LSTM):** Bersamaan dengan RF, jaringan saraf tiruan berulang (Recurrent Neural Network) dengan arsitektur LSTM diimplementasikan secara temporal. LSTM memanfaatkan gerbang memori (forget gate, input gate, output gate) untuk memproses runtunan data deret waktu (time-series) dari nilai NDVI dan VH dari tahun 2020 hingga 2026. LSTM bertugas mengenali "perilaku historis lahan", melacak sinyal penurunan vegetasi secara perlahan (silent encroachment) yang menjadi penanda kuat bahwa suatu area hutan sedang didegradasi secara senyap sebelum akhirnya gundul total.

Integrasi kedua model ini menghasilkan bobot keputusan final yang secara akurat memetakan probabilitas transisi perubahan lahan hutan menjadi perkebunan sawit di masa depan.

2.5 Ekstraksi Geolocation dan Evaluasi Kepatuhan EUDR

Tahap akhir dari alur metodologi ini adalah penurunan hasil prediksi model menjadi instrumen taktis kepatuhan regulasi ekspor. Piksel-piksel spasial yang diklasifikasikan oleh model hybrid memiliki nilai probabilitas risiko tinggi (Label 0) akan diekstraksi geometrinya. Hasil pemetaan spasial dari kecerdasan buatan ini dipotong secara geometris menggunakan fungsi `.clip()` berdasarkan batas Region of Interest (ROI) Provinsi Riau untuk mengeliminasi gangguan data spektral di wilayah perairan laut dan area di luar batas wilayah administrasi penelitian.

Menggunakan pustaka *Pandas* di *Python*, data geometri spasial tersebut dikonversi kembali menjadi koordinat titik lintang (*latitude*) dan titik bujur (*longitude*). Seluruh daftar koordinat ini kemudian diekspor ke dalam format berkas terstruktur *EUDR_Risk_Coordinates_Riau.csv*. Berkas hasil ekstraksi koordinat inilah yang berfungsi sebagai instrumen *Traceability* (keterlacakan) digital presisi tinggi untuk membuktikan status kepatuhan hukum rantai pasok kelapa sawit terhadap prasyarat *European Union Deforestation Regulation* (EUDR).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Area Studi

Wilayah yang dipilih untuk mengimplementasikan kerangka kerja analitik yang diusulkan dalam penelitian ini adalah Provinsi Riau, yang terletak di bagian tengah Pulau Sumatera, Indonesia (Gambar 2). Provinsi Riau dipilih secara sengaja (*purposive sampling*) sebagai objek studi karena wilayah ini dikenal secara global sebagai salah satu episentrum industri kelapa sawit terbesar di Indonesia, sekaligus memiliki tingkat kepadatan konsesi perkebunan kelapa sawit yang sangat tinggi. Sejalan dengan status Indonesia sebagai produsen minyak sawit terbesar di dunia, Provinsi Riau menjadi wilayah yang paling dinamis mengalami perubahan tutupan lahan. Tekanan ekonomi untuk memacu produktivitas komoditas kelapa sawit seringkali memicu konflik tata ruang, di mana perluasan perimeter kebun aktif bersinggungan langsung dengan kawasan hutan alami yang tersisa. Batas-batas perimeter yang dinamis inilah yang dievaluasi oleh sistem *Early Warning System* (EWS) dalam penelitian ini menggunakan basis data citra satelit multitemporal sejak *baseline* 1 Januari 2020 hingga data aktual berjalan Mei 2026 demi menguji tingkat kepatuhan rantai pasok kelapa sawit terhadap regulasi *European Union Deforestation Regulation* (EUDR).

Gambar 2. Area Studi : Provinsi Riau, Pulau Sumatera, Indonesia

3.2 Analisis Hasil Klasifikasi Spasial Random Forest

Tahap awal implementasi model machine learning difokuskan pada pemetaan tutupan lahan secara spasial menggunakan algoritma Random Forest (RF) dengan parameter 100 pohon keputusan (decision trees). Dari total 1.000 sampel piksel terkontrol yang diambil melalui fungsi stratified random sampling pada peta referensi ESA WorldCover, model RF mempelajari karakteristik enam prediktor utama (NDVI, VH Backscatter, dist_road, dist_crop, elevation, dan slope).

Gambar 3. Output Penarikan Big Data Satelit

Hasil klasifikasi spasial pada Gambar 3 menunjukkan bahwa model Random Forest mampu memisahkan daratan Provinsi Riau menjadi dua kelas biner utama secara cepat. Area yang diwarnai Hijau mencerminkan wilayah vegetasi dengan kanopi rapat yang diidentifikasi sebagai Hutan Alam, sedangkan area yang diwarnai Merah mengindikasikan wilayah Non-Hutan yang mencakup perkebunan, lahan pertanian, semak belukar, dan lahan terbuka gundul.

Perlu digarisbawahi secara metodologis bahwa input data NDVI dan radar VH yang diproses pada tahap klasifikasi Random Forest ini merupakan nilai komposit median multitemporal yang dirangkum dari akumulasi seluruh tanggal sepanjang rentang 1 Januari 2020 hingga Mei 2026. Nilai komposit median ini bekerja dengan cara mengurutkan nilai reflektansi dari ratusan linimasa citra lalu mengambil nilai tepat di tengah-tengah untuk mewakili kondisi fisik piksel secara statis selama enam tahun pengamatan.

Meskipun model RF memiliki akurasi yang tinggi dalam memetakan batas-batas fisik lahan berdasarkan nilai dominan statis tersebut, ditemukan adanya gejala spectral confusion yang fatal pada beberapa lokasi di Riau Tengah. Kelemahan algoritma berbasis komposit median ini muncul ketika berhadapan dengan perkebunan kelapa sawit yang telah memasuki usia produktif dewasa. Karena kelapa sawit dewasa memiliki kanopi daun yang rimbun, nilai indeks kerapatan vegetasinya (NDVI) stabil berada di angka yang sangat tinggi (> 0.70) dalam durasi tahun berjalan yang lebih dominan daripada fase gundulnya saat land clearing di masa lalu. Kemiripan

nilai rata-rata tengah ini pada akhirnya mengelabui otak Random Forest, sehingga model melakukan kesalahan misklasifikasi dengan memasukkan perkebunan sawit produktif tersebut ke dalam kategori Hutan Alam (Warna Hijau) yang seharusnya berstatus non-compliance terhadap batas ambang EUDR.

3.3 Hasil Penyaringan Temporal Menggunakan Deep Learning LSTM

Guna memecahkan kegagalan klasifikasi akibat fenomena *spectral confusion* pada model spasial murni, arsitektur *Deep Learning Long Short-Term Memory* (LSTM) diintegrasikan sebagai filter dinamis lapisan kedua. Berbeda dengan *Random Forest* yang hanya membaca satu nilai komposit rata-rata (statis), jaringan saraf tiruan berulang (*Recurrent Neural Network*) LSTM ini memanfaatkan komponen gerbang internal (*forget gate*, *input gate*, dan *output gate*) untuk mengevaluasi fluktuasi kronologis data dari tanggal ke tanggal. Hasil pembacaan pola perilaku historis lahan (*land-use trajectory*) oleh algoritma LSTM di daratan Provinsi Riau disajikan secara mendalam melalui grafik runtun waktu nilai *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) pada Gambar 4.

Gambar 4. Grafik Pola Perilaku Historis Lahan dengan Algoritma LSTM

Berdasarkan visualisasi deteksi temporal pada Gambar 4, model LSTM berhasil mengidentifikasi secara tegas dua profil pergerakan vegetasi yang menjadi kunci penilaian kepatuhan regulasi EUDR:

- **Profil Hutan Asli (Lolos Audit EUDR):** Diwakili oleh kurva garis hijau solid dengan penanda lingkaran. Profil ini menunjukkan tren horizontal yang sangat stabil di papan atas, di mana nilai kerapatan vegetasi (NDVI) konsisten bertahan pada kisaran angka 0.80 hingga 0.84 sejak titik awal baseline Januari 2020 hingga akhir pengamatan di Mei 2026. Konsistensi nilai reflektansi kanopi yang tinggi ini memberikan bukti empiris yang kuat kepada sistem bahwa tutupan hutan alam pada koordinat tersebut sama sekali tidak mengalami gangguan struktural atau aktivitas penebangan pohon (*zero deforestation*), sehingga diklasifikasikan ke dalam status *Compliant* (Lolos Audit EUDR).
- **Profil Kebun Sawit Matang (Koreksi LSTM - Wajib Merah):** Diwakili oleh kurva garis merah putus-putus dengan penanda kotak, yang menjadi temuan paling krusial dalam penelitian ini. Lahan ini pada awalnya memiliki nilai kehijauan tinggi sekelas hutan alam sebesar 0.75 pada 2020, namun mengalami penurunan ekstrem (*sudden drop*) yang sangat tajam hingga menyentuh angka 0.21 pada tahun 2021. Pola penurunan drastis ini mengkonfirmasi secara valid adanya aktivitas penggundulan hutan total (*land clearing*) secara senyap tepat setelah batas aman regulasi dimulai. Pasca-fase penggundulan tersebut, kurva NDVI terpantau merangkak naik secara bertahap sepanjang tahun 2022 (0.35), tahun 2023 (0.52), tahun 2024 (0.68), hingga kembali menghijau rimbun di angka 0.79 pada tahun 2026 akibat pertumbuhan tajam kanopi kelapa sawit yang telah memasuki usia produktif dewasa (matang).

Melalui visualisasi kronologis ini, terbukti bahwa apabila sistem hanya mengandalkan pemetaan spasial statis berbasis nilai akhir di tahun 2026, kebun sawit rimbun tersebut akan memicu *spectral confusion* dan menipu AI sehingga dianggap sebagai hutan aman (Warna Hijau). Namun, berkat kemampuan memori jangka panjang LSTM dalam merekam "lembah kerusakan" pada linimasa Jan21, sistem berhasil membongkar penyamaran fisik tersebut dan memaksa koordinat kebun sawit ilegal ini keluar dari kelas hutan untuk dilabeli sebagai Zona Risiko

Tinggi Deforestasi (Warna Merah Menyala / Non-Compliant) demi memenuhi standarisasi rantai pasok pasar Uni Eropa.

3.4 Ekstraksi Koordinat Keterlacakan (Traceability Dataset)

Tahap krusial berikutnya dalam kerangka kerja *proactive compliance* ini adalah konversi hasil prediksi spasio-temporal model *hybrid* menjadi instrumen hukum keterlacakan digital (*digital traceability asset*). Piksel-piksel yang diidentifikasi oleh perpaduan model *Random Forest* dan koreksi filter temporal LSTM sebagai area non-kepatuhan (*non-compliant*) pasca-cut-off date EUDR diekstraksi nilai geometrinya. Distribusi spasial dari titik-titik hasil deteksi risiko tinggi deforestasi di seluruh daratan Provinsi Riau disajikan pada Gambar 5.

Gambar 5. Peta Sebaran Titik Koordinat Risiko Tinggi Deforestasi

Berdasarkan visualisasi pada Gambar 5, sistem informasi geografis berhasil memetakan sebaran titik risiko (ditandai dengan simbol titik merah menyala) secara presisi di atas hamparan vegetasi daratan Provinsi Riau (Warna Hijau). Melalui penerapan fungsi pemotongan geometri (.clip(roi_riau)), sistem secara cerdas mengeliminasi seluruh piksel gangguan di luar batas administrasi, sehingga tidak ditemukan adanya titik koordinat yang bocor ke wilayah perairan Selat Malaka maupun area kedaulatan negara tetangga Malaysia. Kluster titik merah terpantau banyak berkonsentrasi di wilayah Riau bagian tengah dan perimeter barat yang berbatasan langsung dengan jalur logistik darat serta perluasan kebun sawit eksisting.

Secara teknis, keseluruhan titik merah yang terekam pada Gambar 5 ditranslasikan oleh sistem menggunakan pustaka Pandas di Python menjadi basis data tabular terstruktur sebanyak 1.000 baris data koordinat. Berkas ini menyimpan informasi geospasial mutlak berupa nilai Lintang (Latitude) dan Bujur (Longitude) dari setiap petak lahan bermasalah tersebut.

Di dalam ekosistem perdagangan kelapa sawit global saat ini, spreadsheet koordinat hasil ekstraksi sistem ini bertindak sebagai "Paspur Digital Kepatuhan Geospasial". Dokumen pelacakan instrumen biner ini dapat langsung diintegrasikan ke dalam sistem rantai pasok perusahaan untuk menyaring, mengaudit, dan membuktikan secara mutlak kepada pihak otoritas kompeten Uni Eropa bahwa komoditas kelapa sawit yang dikirim dari Provinsi Riau bebas sepenuhnya dari isu deforestasi masa lalu.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

4.1 Kesimpulan

Implementasi sistem *Early Warning System* (EWS) risiko deforestasi di Provinsi Riau telah berhasil membuktikan bahwa pemanfaatan Big Data Analytics berbasis komputasi awan Google Earth Engine mampu menyediakan instrumen pengawasan yang selaras dengan regulasi European Union Deforestation Regulation (EUDR). Melalui sinkronisasi data multi-sensor yang ditarik secara multitemporal sejak batas acuan 1 Januari 2020 hingga kondisi aktual Mei 2026, sistem ini sukses memantau dinamika tutupan lahan secara berkelanjutan.

Penerapan pendekatan Hybrid Machine Learning dalam penelitian ini terbukti menjadi solusi krusial dalam mengatasi keterbatasan metode penginderaan jauh konvensional, khususnya dalam memecahkan masalah kemiripan spektral (spectral confusion) pada lanskap tropis. Ketika model spasial murni seperti Random Forest mengalami kegagalan akibat mengklasifikasikan perkebunan kelapa sawit dewasa yang rimbun sebagai hutan alam aman, arsitektur Deep Learning Long Short-Term Memory (LSTM) hadir sebagai filter kronologis dinamis yang sangat cerdas.

Melalui komponen gerbang memorinya, LSTM mampu melacak "dosa masa lalu" lahan dengan mendeteksi adanya anomali penurunan tajam nilai indeks vegetasi (NDVI) hingga menyentuh angka 0.21 pada linimasa Januari 2021, yang menjadi bukti empiris terjadinya fase penggundulan hutan (land clearing) tepat setelah batas ambang resmi Uni Eropa diberlakukan. Sebagai luaran taktis, kecerdasan buatan hibrida ini berhasil menurunkan seluruh data prediksi risiko tinggi menjadi berkas data tabular terstruktur. Berkas yang berisi 1.000 baris data koordinat lintang dan bujur ini terkunci rapi di dalam daratan Provinsi Riau tanpa mengalami kebocoran batas wilayah, sehingga siap diintegrasikan sebagai dokumen "Paspor Digital Kepatuhan Geospasial" yang valid bagi keperluan proses audit pelacakan rantai pasok kelapa sawit menuju pasar internasional.

4.2 Saran

Demi pengembangan sistem informasi geospasial dan keberlanjutan penelitian ini di masa mendatang, terdapat beberapa rekomendasi strategis yang dapat diterapkan. Pertama, penelitian selanjutnya disarankan untuk meningkatkan resolusi spasial citra dengan mengintegrasikan data satelit komersial berskala ultra-tinggi seperti PlanetScope atau Maxar, guna mempertajam deteksi alur perambahan senyap (*silent encroachment*) yang memiliki dimensi di bawah 10 meter di lapangan. Kedua, sistem EWS ini perlu dikembangkan lebih lanjut menjadi aplikasi web berbasis *dashboard* interaktif terintegrasi memanfaatkan *framework* Laravel atau Python Streamlit yang terhubung langsung dengan API Google Earth Engine, sehingga proses pembaruan data koordinat risiko dapat berjalan secara otomatis dan *near real-time* setiap bulannya. Terakhir, akurasi prediksi model dapat ditingkatkan secara signifikan dengan memperluas variabel kontekstual di dalam tumpukan data prediktor, seperti memasukkan data batas konsesi hukum resmi dari Kementerian Agraria dan Tata Ruang serta data sebaran titik api (*hotspot* MODIS) untuk memantau aktivitas pembukaan lahan yang berbasis pada pembakaran hutan ilegal.

5. DAFTAR RUJUKAN

- [1] admin, "Outlook Industri Sawit Indonesia 2026: Prospek, Tantangan, dan Strategi Menghadapi Era Baru Pasar Global," Gabungan Pengusaha Kelapa Sawit Indonesia (GAPKI). Accessed: May 01, 2026. [Online]. Available: <https://gapki.id/news/2025/11/17/outlook-industri-sawit-indonesia-2026-prospek-tantangan-dan-strategi-menghadapi-era-baru-pasar-global/>
- [2] F. Setiajiati, D. R. Nurrochmat, B. W. van Assen, and H. Purwawangsa, "Current status of Indonesia's palm oil products and their competitiveness in the global market - IOPscience," IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, vol. 1379, no. 1, Aug. 2024, doi: 10.1088/1755-1315/1379/1/012022.
- [3] Decinthyah Maharani, "EU DEFORESTATION REGULATION AND PALM OIL: ENVIRONMENTAL PROTECTION OR NON-TARIFF BARRIER?," Jurnal Paradigma Hukum Pembangunan, vol. 10, no. 2, pp. 112–154, Aug. 2025, doi: 10.25170/paradigma.v10i2.7264.
- [4] L. S. Woittiez, M. Slingerland, M. van Noordwijk, A. J. Silalahi, J. van Heerwaarden, and K. E. Giller, "People, Palms, and Productivity: Testing Better Management Practices in Indonesian Smallholder Oil Palm Plantations," Agriculture, vol. 14, no. 9, p. 1626, Sep. 2024, doi: 10.3390/agriculture14091626.

- [5] O. P. Aso, K. Muhsandi, and I. Gustiawan, "The land use history and origin of land status oil palm plantations in South Sumatera," IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, vol. 1407, no. 1, p. 012012, Oct. 2024, doi: 10.1088/1755-1315/1407/1/012012.
- [6] D. Hoekman et al., "Wide-Area Near-Real-Time Monitoring of Tropical Forest Degradation and Deforestation Using Sentinel-1," Remote Sensing, vol. 12, no. 19, p. 3263, Oct. 2020, doi: 10.3390/rs12193263.
- [7] M. Romero-Sanchez and R. Ponce-Hernandez, "Assessing and Monitoring Forest Degradation in a Deciduous Tropical Forest in Mexico via Remote Sensing Indicators," Forests, vol. 8, no. 9, p. 302, Aug. 2017, doi: 10.3390/f8090302.
- [8] R. Jaffé et al., "Forecasting deforestation in the Brazilian Amazon to prioritize conservation efforts," Environmental Research Letters, vol. 16, no. 8, p. 084034, Jul. 2021, doi: 10.1088/1748-9326/ac146a.
- [9] A. P. Finger et al., "Comparison Between Traditional Forest Inventory and Remote Sensing with Random Forest for Estimating the Periodic Annual Increment in a Dry Tropical Forest," Forests, vol. 16, no. 6, p. 998, Jun. 2025, doi: 10.3390/f16060998.
- [10] I. L. Sari, C. J. Weston, G. J. Newnham, and L. Volkova, "Land cover modelling for tropical forest vulnerability prediction in Kalimantan, Indonesia," Remote Sensing Applications: Society and Environment, vol. 32, p. 101003, Nov. 2023, doi: 10.1016/j.rsase.2023.101003.
- [11] T. Sboui, S. Saidi, and A. Lakti, "A Machine-Learning-Based Approach to Predict Deforestation Related to Oil Palm: Conceptual Framework and Experimental Evaluation," Applied Sciences, vol. 13, no. 3, p. 1772, Jan. 2023, doi: 10.3390/app13031772.
- [12] M. M, N. N, N. S, N. K, and R. R, "A Smart NDVI and Classification-based System for Monthly Forest Change Detection and Alert Notifications," in 2025 6th International Conference on IoT Based Control Networks and Intelligent Systems (ICICNIS), IEEE, Dec. 2025, pp. 26–31. Accessed: May 01, 2026. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/icicnis66685.2025.11315643>
- [13] K. Mehmood et al., "Exploring vegetation health in Southern Thailand under climate stress from temperature and water impacts between 2000 and 2023," Scientific Reports, vol. 15, no. 1, Aug. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-16293-x.
- [14] A. Fosch et al., "Replanting unproductive palm oil with smallholder plantations can help achieve Sustainable Development Goals in Sumatra, Indonesia," Communications Earth & Environment, vol. 4, no. 1, Oct. 2023, doi: 10.1038/s43247-023-01037-4.
- [15] A. Ghorbanian, S. Zaghian, R. M. Asiyabi, M. Amani, A. Mohammadzadeh, and S. Jamali, "Mangrove Ecosystem Mapping Using Sentinel-1 and Sentinel-2 Satellite Images and Random Forest Algorithm in Google Earth Engine," Remote Sensing, vol. 13, no. 13, p. 2565, Jun. 2021, doi: 10.3390/rs13132565.
- [16] W. Xu et al., "Vertical Accuracy Assessment and Improvement of Five High-Resolution Open-Source Digital Elevation Models Using ICESat-2 Data and Random Forest: Case Study on Chongqing, China," Remote Sensing, vol. 16, no. 11, p. 1903, May 2024, doi: 10.3390/rs16111903.