

**KLASIFIKASI VEGETASI DAN NON-VEGETASI BERBASIS
RANDOM FOREST DI KABUPATEN SIAK MENGGUNAKAN
LANDSAT 8 DAN GOOGLE EARTH ENGINE**

SKRIPSI



Oleh:

Faiza Aulia Supriatna

2203025007

**PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI DAN INFORMATIKA
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH PROF. DR. HAMKA**

JAKARTA

2026

**KLASIFIKASI VEGETASI DAN NON-VEGETASI BERBASIS
RANDOM FOREST DI KABUPATEN SIAK MENGGUNAKAN
LANDSAT 8 DAN GOOGLE EARTH ENGINE**

SKRIPSI

Disusun untuk Memenuhi Persyaratan Kelulusan Sarjana Teknik



Oleh:

Faiza Aulia Supriatna

2203025007

**PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI DAN INFORMATIKA
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH PROF. DR. HAMKA
JAKARTA
2026**

HALAMAN PERSETUJUAN

KLASIFIKASI VEGETASI DAN NON-VEGETASI BERBASIS RANDOM
FOREST DI KABUPATEN SIAK MENGGUNAKAN LANDSAT 8 DAN
GOOGLE EARTH ENGINE

SKRIPSI

Disusun untuk Memenuhi Persyaratan Kelulusan Sarjana Teknik Elektro

Oleh:

Faiza Aulia Supriatna

2203025007

Telah diperiksa dan disetujui untuk diajukan ke Sidang Ujian Skripsi Program
Studi Teknik Elektro Fakultas Teknologi Industri dan Informatika UHAMKA

Tanggal, 14 Juni 2026

Pembimbing-1



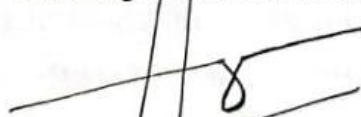
Ir. Harry Ramza, ST., MT., Ph.D.
NIDN. 0303097006

Pembimbing-2



Inggit Lolita Sari, S.T., M.Sc., Ph.D.
NIP. 198006192007012003

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Elektro



Ir. Harry Ramza, ST., MT., Ph.D.
NIDN. 0303097006

HALAMAN PENGESAHAN

KLASIFIKASI VEGETASI DAN NON-VEGETASI BERBASIS RANDOM
FOREST DI KABUPATEN SIAK MENGGUNAKAN LANDSAT 8 DAN
GOOGLE EARTH ENGINE

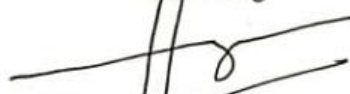
SKRIPSI

Oleh:

Faiza Aulia Supriatna
2203025007

Telah diuji dan dinyatakan lulus dalam Sidang Ujian Skripsi Program Studi
Teknik Elektro Fakultas Teknologi Industri dan Informatika UHAMKA
Tanggal, 10 Agustus 2026

Pembimbing-1



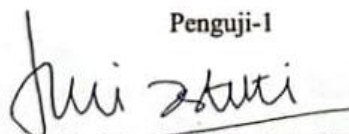
Ir. Harry Ramza, S.T., M.T., Ph.D.
NIDN. 0303097006

Pembimbing-2



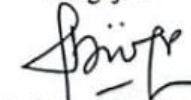
Inggit Lolita Sari, S.T., M.Sc., Ph.D.
NIP. 198006192007012003

Penguji-1



Dr. Dwi Astuti Cahyasiwi, S.T., M.T.
NIDN. 0323027401

Penguji-2



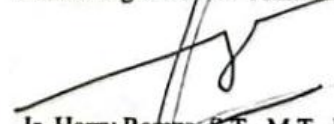
Dr. Ir. Sofia Pinardi, M.T.
NIDN. 0323027401

Mengesahkan,
Dekan FTII UHAMKA



Dr. Ir. Dan Mugisidi, S.T., M.Si., IPP.
NIDN. 0301126901

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Elektro



Ir. Harry Ramza, S.T., M.T., Ph.D.
NIDN. 0303097006

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya, yang membuat pernyataan

Nama : Faiza Aulia Supriatna

NIM : 2203025007

Judul Skripsi : Klasifikasi Vegetasi Dan Non-Vegetasi Berbasis Random Forest
di Kabupaten Siak Menggunakan Landsat 8 Dan Google Earth
Engine

Menyatakan bahwa, skripsi ini merupakan karya saya sendiri (ASLI) dan isi dalam skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan oleh orang lain untuk memperoleh gelar akademis di suatu institusi pendidikan tinggi mana pun, dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis dan/atau diterbitkan oleh orang lain, KECUALI yang secara tertulis tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam Daftar Referensi. Segala sesuatu yang terkait dengan naskah dan karya yang telah dibuat adalah menjadi tanggung jawab saya pribadi.

Jakarta, 29 Juni 2026

A handwritten signature in black ink is written over a yellow 10,000 Rupiah stamp. The stamp features the Garuda Pancasila emblem and the text 'REPUBLIK INDONESIA', '10000', and 'METRAN TEMPEL'. A serial number '947ANX426487286' is visible at the bottom of the stamp.

Faiza Aulia Supriatna

KATA PENGANTAR

Assallamu'alaikum wa rohmatullahi wa barokaatuh

Puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa atas rahmat dan karunia-Nya sehingga skripsi yang berjudul “Random Forest-Based Vegetation And Non-Vegetation Classification In Siak Regency Using Landsat 8 And Google Earth Engine” ini dapat diselesaikan dengan baik. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri dan Informatika Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. Hamka.

Oleh karena itu, dengan segala kerendahan hati, penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Ir. Harry Ramza M.T.,Ph.D., MIPM selaku Ka. Prodi Teknik Elektro dan Dosen Pembimbing, atas bimbingan dan nasihatnya selama proses kuliah dan penulisan skripsi ini.
2. Penulis mengucapkan terima kasih kepada Bapak Kun Fayakun, S.T., M.T. selaku Dosen Pembimbing Akademik yang telah memberikan bimbingan, arahan, motivasi, serta dukungan kepada penulis selama menempuh pendidikan di Program Studi Teknik Elektro.
3. Ibu Inggit Lolita Sari, S.T., M.Sc., Ph.D. selaku Pembimbing tugas akhir di Pusat Riset Geoinformatika, BRIN Cibinong, atas bimbingan dan nasihatnya selama proses penelitian dan penulisan skripsi ini.
4. Orang tua penulis, Iyan Supriatna dan Srie Endang T, serta keluarga tercinta, yang senantiasa memberikan doa, dukungan moral, material, dan motivasi tanpa henti sehingga penulis dapat menyelesaikan studi ini.

Penulis menyadari skripsi ini masih memiliki kekurangan, sehingga kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi pembaca dan pengembangan ilmu di bidang Remote Sensing.

Wa billahitaufiq wal hidayah, fastabiquk khoirat, wassalamu'alaikum wa rohmatullahi wa barokaatuh.

PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika Universitas Muhammadiyah Prof. DR. HAMKA (UHAMKA),
saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : Faiza Aulia Supriatna

NIM : 2203025007

Program Studi : Teknik Elektro

Menyetujui, memberikan Hak Bebas Royalti Noneksklusif (*non-exclusive royalty free right*) kepada Universitas Muhammadiyah Prof. DR. HAMKA (UHAMKA) atas karya ilmiah saya beserta perangkat yang ada (jika diperlukan) yang berjudul:

Klasifikasi Vegetasi Dan Non-Vegetasi Berbasis Random Forest

di Kabupaten Siak Menggunakan Landsat 8 Dan Google Earth

Engine

Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Muhammadiyah Prof. DR HAMKA berhak menyimpan, mengalihmedia/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan memublikasikan skripsi saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Segala sesuatu yang terkait dengan naskah dan karya yang telah dibuat adalah menjadi tanggung jawab saya pribadi.

Jakarta, 29 Juni 2026



Faiza Aulia Supriatna

ABSTRAK

FAIZA AULIA SUPRIATNA

"KLASIFIKASI VEGETASI DAN NON-VEGETASI DI KABUPATEN SIAK MENGGUNAKAN ALGORITMA RANDOM FOREST BERBASIS DATA LANDSAT 8 DAN GOOGLE EARTH ENGINE"

Penelitian ini mengklasifikasikan vegetasi dan non-vegetasi di Kabupaten Siak, Provinsi Riau, menggunakan algoritma Random Forest (RF) berbasis citra Landsat 8 tahun 2024 pada platform Google Earth Engine (GEE). Sebanyak 50 sampel lapangan dipilih secara purposif, dengan data spektral Landsat 8 Surface Reflectance (Level-2) yang dikombinasikan dengan tiga indeks vegetasi (NDVI, SAVI, EVI) untuk meningkatkan kinerja klasifikasi. Dataset dibagi menjadi 70% data pelatihan (33 sampel) dan 30% data validasi (17 sampel) secara acak untuk menjaga reproduktivitas. Hasil klasifikasi mencapai Overall Accuracy sebesar 88,24% dan koefisien Kappa sebesar 0,757, yang menunjukkan kesepakatan substansial, meskipun ukuran sampel validasi yang relatif kecil membatasi generalisasi hasil secara lebih luas. Integrasi ketiga indeks vegetasi memberikan informasi spektral komplementer yang meningkatkan kemampuan model dalam membedakan tutupan lahan yang heterogen, sehingga RF dan GEE menjadi pendekatan yang efisien dan terukur untuk pemetaan vegetasi di wilayah tropis.

Kata kunci: Landsat 8, indeks vegetasi, Google Earth Engine, QGIS, Kabupaten Siak, Random Forest.

ABSTRACT

FAIZA AULIA SUPRIATNA

"KLASIFIKASI VEGETASI DAN NON-VEGETASI DI KABUPATEN SIAK MENGGUNAKAN ALGORITMA RANDOM FOREST BERBASIS DATA LANDSAT 8 DAN GOOGLE EARTH ENGINE"

This study classifies vegetation and non-vegetation cover in Siak Regency, Riau Province, using the Random Forest (RF) algorithm based on 2024 Landsat 8 imagery within the Google Earth Engine (GEE) platform. Fifty purposively selected ground-truth samples were used, with spectral data from Landsat 8 Surface Reflectance (Level-2) combined with three vegetation indices (NDVI, SAVI, EVI) to improve classification performance. The dataset was randomly split into 70% training data (33 samples) and 30% validation data (17 samples) to maintain reproducibility. The classification achieved an Overall Accuracy of 88.24% and a Kappa coefficient of 0.757, indicating substantial agreement, although the relatively small validation sample limits broader generalization of the results. Integrating the three vegetation indices provided complementary spectral information that improved the model's ability to distinguish heterogeneous land cover, making RF and GEE an efficient and scalable approach for tropical vegetation mapping.

Keywords: Landsat 8, vegetation index, Google Earth Engine, QGIS, Siak Regency, Random Forest.

DAFTAR ISI

HALAMAN PERSETUJUAN	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
PERNYATAAN KEASLIAN	iv
KATA PENGANTAR.....	v
PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS.....	vi
ABSTRAK.....	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL.....	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR LAMPIRAN	xiv
BAB 1 PENDAHULUAN.....	15
1.1 Latar Belakang	15
1.2 Perumusan Masalah	17
1.3 Batasan Masalah	17
1.4 Tujuan Penelitian	18
1.5 Manfaat Penelitian	18
1.6 Sistematika Penulisan	19
BAB 2 DASAR TEORI	20
2.1 Landasan Teori	20
2.1.1 Penginderaan Jauh.....	20
2.1.2 Citra Satelit Landsat 8	20
2.1.3 Google Earth Engine	23
2.3.4 Indeks Vegetasi	23
2.3.5 Klasifikasi Tutupan Lahan dan <i>Mechine Learning Supervised</i>	25
2.3.6 Algoritma Random Forest.....	25
2.3.7 Evaluasi Kinerja Hasil	26
2.2 Penelitian yang Relavan	27
BAB 3 METODOLOGI	33

3.1	Alur Penelitian	33
3.2	Alat dan Material	34
3.2.1	Alat (Perangkat Keras).....	34
3.2.2	Perangkat Lunak	34
3.2.3	Material/Data.....	34
3.3	Design Eksperimen.....	35
3.4	Prosedur Penelitian	35
3.4.1	Penentuan Wilayah dan Periode.....	35
3.4.2	Akuisisi Data Citra.....	36
3.4.3	Pra-Pengolahan Data	36
3.4.4	Ekstraksi Fitur (Indeks Vegetasi).....	37
3.4.5	Pengumpulan Sampel Data Latih dan Pembagian Data Training	37
3.4.6	Klasifikasi Random Forest.....	38
3.4.7	Penilaian Akurasi	39
3.5	Teknik Pengumpulan Data	39
3.6	Teknik Pengolahan Data.....	40
3.7	Waktu dan Tempat Penelitian.....	41
3.7.1	Tempat Penelitian.....	41
3.7.2	Waktu Penelitian	42
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN		43
4.1	Hasil dan Temuan Penelitian	43
4.1.1	Indeks Vegetasi	43
4.1.2	Hasil Klasifikasi NDVI	44
4.1.3	Hasil Klasifikasi SAVI.....	46
4.1.4	Hasil Klasifikasi EVI	48
4.1.6	Hasil Klasifikasi Random Frest	50
4.1.7	Penilaian Akurasi Model.....	52
4.2	Pembahasan	53
BAB 5 SIMPULAN		55
5.1	Kesimpulan	55
5.2	Saran	56

DAFTAR REFERENSI.....	57
LAMPIRAN.....	61

DAFTAR TABEL

Tabel 2- 1 Band Spektral Landsat 8	21
Tabel 2- 2 Penelitian yang Relevan.....	28
Tabel 3- 1 Waktu Penelitian.....	42
Tabel 4- 1 Hasil Analisis Indeks Vegetasi.....	43
Tabel 4- 2 Confusion Matrix Random Forest untuk Vegetasi dan Non-Vegetasi.....	52

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3- 1 Alur Penelitian	33
Gambar 3- 2 Hasil Pre-Processing di Kabupaten Siak 2024.....	36
Gambar 3- 3 Distribusi Titik Sampel Data Latih Random Forest di Kabupaten Siak Tahun	38
Gambar 3- 4 Diagram Alir Klasifikasi Random Forest	39
Gambar 3- 5 Tempat Penelitian	41
Gambar 4- 1 Kerangka Kerja Klasifikasi NDVI Tahun 2024	44
Gambar 4- 2 Peta Klasifikasi NDVI Kabupaten Siak Tahun 2024.....	45
Gambar 4- 3 Kerangka Kerja Klasifikasi SAVI Tahun 2024	46
Gambar 4- 4 Peta Klasifikasi SAVI Kabupaten Siak Tahun 2024	47
Gambar 4- 5 Kerangka Kerja Klasifikasi EVI Tahun 2024.....	48
Gambar 4- 6 Peta Klasifikasi EVI Kabupaten Siak Tahun 2024.....	49
Gambar 4- 7 Diagram Alir Klasifikasi Random Forest	51
Gambar 4- 8 Peta Klasifikasi Random Forest Kabupaten Siak Tahun 2024	51

DAFTAR LAMPIRAN

LAMPIRAN A Source Code	61
LAMPIRAN B Hasil Turnitin	69
LAMPIRAN C Lembar Bimbingan Skripsi	70
LAMPIRAN D Dokumentasi.....	71
LAMPIRAN E <i>Letter of Acceptence</i>	72
LAMPIRAN F Daftar Penerbitan	73

BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Keamanan lingkungan secara global dalam beberapa dekade terakhir menghadapi tekanan yang semakin berat akibat perubahan fungsi lahan dan menyusutnya tutupan hijau di berbagai kawasan. Data yang dipublikasikan dalam *FAO State of the World's Forests* tahun 2024 menunjukkan bahwa kehilangan hutan dunia masih berlangsung pada angka yang mengkhawatirkan, dengan rata-rata penurunan luas hutan mencapai 10,2 juta hektare per tahun pada periode 2015-2020 (Shafizadeh-moghadam et al., 2021). Fenomena ini memperburuk pemanasan global, mempercepat kepunahan spesies, serta mengganggu stabilitas fungsi ekologis yang menopang kehidupan manusia maupun makhluk hidup lainnya. Indonesia, sebagai salah satu negara dengan kawasan hutan tropis terluas di dunia, menghadapi tekanan akibat konversi lahan untuk kegiatan pertanian, perkebunan, dan pembangunan infrastruktur.

Perkembangan platform komputasi awan Google Earth Engine (GEE) mempercepat proses analisis data dalam skala besar tanpa memerlukan infrastruktur komputasi lokal yang mahal (Alshehri et al., 2025), sehingga membuka peluang bagi peneliti untuk melakukan pemantauan lingkungan berbasis data secara lebih efisien dan berkelanjutan.

Meskipun pemanfaatan model machine learning di dalam lingkungan GEE telah mengubah lanskap pemetaan skala luas, literatur yang ada masih menunjukkan variasi metodologis yang signifikan. (Alshehri et al., 2025) memverifikasi kapasitas platform tersebut dalam mengolah data jangka panjang, namun (Nasiri et al., 2022) menunjukkan bahwa pemilihan teknik komposit seperti median atau persentil dapat menimbulkan perbedaan keluaran pemetaan yang nyata, bahkan ketika data berasal dari instrumen satelit yang sama. Menurut (Tassi et al., 2021) dengan menunjukkan bahwa klasifikasi berbasis piksel dan berbasis objek di dalam GEE menghasilkan tingkat akurasi yang berbeda-beda bergantung pada heterogenitas lanskap, yang menunjukkan bahwa pilihan algoritma tidak dapat dilepaskan dari spasial wilayah penelitian.

Algoritma Random Forest (RF) sebagai salah satu metode klasifikasi yang banyak dipilih karena kemampuannya mengolah data multispektral berdimensi tinggi tanpa mudah mengalami overfitting (Pande et al., 2024). Akan tetapi efektivitas RF sangat bergantung pada kualitas data pelatihan dan kombinasi fitur yang digunakan, bukan semata-mata pada arsitektur dasar model itu sendiri. Ketergantungan operasional ini sering diabaikan oleh peneliti yang hanya menonjolkan capaian akurasi keseluruhan tanpa menelaah faktor-faktor yang mendasarinya secara lebih mendalam.

Penelitian lebih jauh terhadap literatur menunjukkan adanya kesenjangan yang sistematis yaitu sebagian besar studi klasifikasi berbasis RF lebih menekankan optimasi akurasi keseluruhan dan kurang memperhatikan kontribusi diskriminatif dari masing-masing fitur spektral pada kondisi tropis. (Vizzari, 2022) menunjukkan peningkatan keterpisahan kelas melalui integrasi multisumber data, namun hanya diuji pada tutupan lahan Mediterania yang secara struktural tidak sebanding dengan kondisi spektral tropis. Pada konteks Indonesia, (Adrian et al., 2023) dan (Agaventa et al., 2025) berfokus pada pola spasial perubahan lahan dan pemetaan komoditas tertentu tanpa mengevaluasi kombinasi band spektral untuk pembedaan vegetasi asli, sementara penerapan RF yang lebih luas pada pemetaan kawasan perkotaan (Amini et al., 2022), identifikasi tipe vegetasi dan analisis tutupan lahan pada cekungan sungai (Loukika et al., 2021), serta klasifikasi tutupan hutan (Aziz et al., 2024) lebih mengutamakan klasifikasi dibandingkan evaluasi sistematis terhadap fitur input. Kesenjangan kolektif ini menjadi krusial mengingat tumpang tindih spektral antara hutan sekunder, lahan pertanian campuran, dan semak merupakan sumber utama kesalahan klasifikasi di wilayah tropis.

Kabupaten Siak, yang terletak di Provinsi Riau, merupakan wilayah dengan karakteristik lanskap gambut tropis yang didominasi oleh hutan rawa gambut, perkebunan kelapa sawit, dan vegetasi riparian di sepanjang aliran Sungai Siak. Tekanan konversi lahan yang tinggi di wilayah ini menjadikannya lokasi yang relevan untuk menguji kemampuan integrasi indeks vegetasi dan algoritma RF dalam membedakan kelas vegetasi dan non-vegetasi secara lebih sistematis.

1.2 Perumusan Masalah

1. Bagaimana karakteristik indeks vegetasi, yaitu NDVI, SAVI, dan EVI, yang diperoleh dari data Landsat 8 Level-2 Surface Reflectance tahun 2024 di Kabupaten Siak?
2. Bagaimana hasil klasifikasi vegetasi dan non-vegetasi di Kabupaten Siak menggunakan algoritma Random Forest berbasis kombinasi band spektral Landsat 8 dan indeks vegetasi (NDVI, SAVI, EVI) dalam platform Google Earth Engine?
3. Seberapa besar tingkat akurasi klasifikasi yang dihasilkan oleh model, diukur melalui Overall Accuracy, koefisien Kappa, Producer's Accuracy, User's Accuracy, dan Out-of-Bag (OOB) Error?

1.3 Batasan Masalah

1. Wilayah penelitian dibatasi pada area administratif Kabupaten Siak, Provinsi Riau.
2. Data yang digunakan adalah citra Landsat 8 koleksi Top of Atmosphere (TOA) untuk visualisasi warna asli dan koleksi Level-2 Surface Reflectance (L2 SR) untuk seluruh analisis spektral, dengan periode akuisisi Januari-Desember 2024 dan ambang batas tutupan awan kurang dari 20%.
3. Klasifikasi yang dilakukan bersifat biner, yaitu kelas vegetasi dan non-vegetasi, dan tidak mencakup klasifikasi multikelas yang lebih rinci seperti hutan gambut, perkebunan kelapa sawit, vegetasi riparian, permukiman, dan lahan terbuka secara terpisah.
4. Sampel titik latih yang digunakan berjumlah 50 titik (25 titik vegetasi dan 25 titik non-vegetasi) yang dikumpulkan melalui interpretasi visual citra komposit, sehingga validitasnya bergantung pada ketelitian interpretasi tersebut.
5. Algoritma klasifikasi yang digunakan adalah Random Forest Classifier.smileRandomForest dengan parameter tetap, yaitu jumlah pohon numberOfTrees sebanyak 100 dan seed sebesar 123, tanpa

proses optimasi parameter hyperparameter tuning seperti penentuan jumlah variabel per pemisahan (mtry).

6. Seluruh proses pengolahan data dilakukan pada platform Google Earth Engine, sedangkan visualisasi pendukung menggunakan perangkat lunak Quantum GIS (QGIS)

1.4 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan peta klasifikasi vegetasi dan non-vegetasi di Kabupaten Siak menggunakan metode Random Forest berbasis citra Landsat 8 dan Google Earth Engine. Hasil klasifikasi kemudian dievaluasi menggunakan metrik akurasi dan OOB Error.

1.5 Manfaat Penelitian

A. Manfaat Teoritis

1. Penelitian ini diharapkan dapat memperkaya kajian ilmiah mengenai kontribusi spektral masing-masing indeks vegetasi terhadap performa algoritma Random Forest pada kondisi lanskap gambut tropis, yang selama ini belum banyak diteliti secara mendalam.
2. Hasil penelitian dapat menjadi referensi metodologis bagi penelitian-penelitian selanjutnya yang menggunakan kombinasi citra satelit, indeks vegetasi, dan algoritma pembelajaran mesin dalam platform komputasi awan.

B. Manfaat Praktis

1. Bagi instansi pemerintah daerah, khususnya Badan Perencanaan Pembangunan Daerah (Bappeda) Kabupaten Siak, hasil penelitian ini dapat digunakan sebagai data pendukung dalam pemantauan dan pengambilan keputusan terkait pengelolaan lahan dan kawasan vegetasi.
2. Bagi akademisi dan praktisi penginderaan jauh, penelitian ini menyediakan workflow yang dapat direplikasi untuk klasifikasi tutupan lahan berbasis Google Earth Engine di wilayah lain dengan karakteristik serupa.

3. Bagi penulis, penelitian ini menjadi sarana penerapan ilmu pengetahuan yang telah diperoleh selama masa studi pada Program Studi Teknik Elektro, khususnya pada bidang pengolahan data spasial dan kecerdasan buatan.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan skripsi ini disusun untuk memberikan gambaran isi penelitian secara terstruktur dari Bab I sampai Bab V agar pembahasan tersaji runtut, sistematis, dan sesuai kaidah ilmiah. Adapun sistematika penulisan skripsi ini adalah sebagai berikut:

- a. BAB I Pendahuluan berisi uraian mengenai latar belakang penelitian, identifikasi masalah, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah, serta sistematika penulisan yang digunakan dalam skripsi ini.
- b. BAB II Tinjauan Pustaka memuat kajian terhadap penelitian terdahulu yang relevan serta landasan teori yang menjadi dasar ilmiah penelitian, meliputi konsep penginderaan jauh, citra satelit Landsat 8, Google Earth Engine, indeks vegetasi, algoritma Random Forest, dan metode evaluasi akurasi klasifikasi.
- c. BAB III Metodologi Penelitian menjelaskan desain penelitian, lokasi dan waktu penelitian, alat dan bahan, variabel penelitian, serta tahapan penelitian secara rinci mulai dari penentuan area kajian, pra-pemrosesan data, ekstraksi fitur, pengumpulan sampel, klasifikasi, hingga evaluasi akurasi.
- d. BAB IV Hasil dan Pembahasan menyajikan dan membahas hasil statistik deskriptif indeks vegetasi, peta klasifikasi berbasis indeks tunggal, hasil klasifikasi Random Forest, serta evaluasi akurasi model secara menyeluruh.
- e. BAB V Kesimpulan dan Saran memuat kesimpulan yang menjawab rumusan masalah penelitian serta saran bagi penelitian selanjutnya dan bagi pemanfaatan praktis hasil penelitian ini

BAB 2 DASAR TEORI

2.1 Landasan Teori

2.1.1 Penginderaan Jauh

Penginderaan jauh adalah ilmu untuk mendapatkan informasi mengenai suatu objek, area, atau fenomena melalui analisis data yang didapat dengan alat tanpa kontak langsung terhadap objek, area, atau fenomena yang diteliti. Informasi tersebut umumnya direkam dalam bentuk pantulan atau pancaran energi elektromagnetik yang diterima oleh sensor yang dipasang pada satelit maupun pesawat udara. Prinsip dasar penginderaan jauh adalah interaksi antara energi elektromagnetik dengan permukaan bumi, di mana setiap jenis objek di permukaan bumi memiliki karakteristik *spectral signature* yang berbeda-beda bergantung pada sifat fisik dan kimianya.

Dalam pemantauan lingkungan, penginderaan jauh satelit memberikan keunggulan yaitu perekaman data secara berulang (multitemporal), cakupan area yang luas, serta biaya operasional yang relatif lebih efisien dibandingkan survei lapangan secara konvensional. Karakteristik tersebut menjadikan penginderaan jauh sebagai instrumen utama dalam pemantauan perubahan tutupan lahan, termasuk degradasi vegetasi dan deforestasi pada skala regional maupun nasional (Shafizadeh-moghadam et al., 2021) (*Correction to : Land Use and Land Cover Classification Using Machine Learning Algorithms in Google Earth Engine*, 2023).

2.1.2 Citra Satelit Landsat 8

Landsat 8 merupakan satelit penginderaan jauh hasil kerja sama antara National Aeronautics and Space Administration (NASA) dan United States Geological Survey (USGS) yang diluncurkan pada tahun 2013 sebagai kelanjutan dari program Landsat yang telah berjalan sejak tahun 1972. Satelit ini dilengkapi dengan dua sensor utama, yaitu Operational Land Imager (OLI) yang merekam spektrum tampak hingga inframerah dekat dan inframerah gelombang pendek, serta Thermal Infrared Sensor (TIRS) yang

merekam spektrum inframerah termal untuk keperluan estimasi suhu permukaan. Kombinasi kedua sensor tersebut menghasilkan sebelas kanal spektral band yang mencakup rentang panjang gelombang dari cahaya tampak hingga inframerah termal, sebagaimana dirangkum pada Tabel 2.2.

Tabel 2- 1 Band Spektral Landsat 8

Band	Nama Band	Panjang Gelombang (µm)	Resolusi Spasial	Fungsi Utama
Band 1	Coastal/Aerosol	0.43 – 0.45	30 m	Analisis wilayah pesisir dan partikel aerosol
Band 2	Blue	0.45 – 0.51	30 m	Pemetaan badan air dan vegetasi muda
Band 3	Green	0.53 – 0.59	30 m	Mengamati kesehatan vegetasi dan objek hijau
Band 4	Red	0.64 – 0.67	30 m	Analisis vegetasi, batas lahan, dan tanah terbuka
Band 5	Near Infrared (NIR)	0.85 – 0.88	30 m	Identifikasi biomassa dan indeks vegetasi (NDVI)

Band 6	SWIR 1	1.57 – 1.65	30 m	Deteksi kelembapan tanah dan vegetasi
Band 7	SWIR 2	2.11 – 2.29	30 m	Analisis mineral, kekeringan, dan kebakaran
Band 8	Panchromatic	0.50 – 0.68	15 m	Penajaman citra (pan-sharpening)
Band 9	Cirrus	1.36 – 1.38	30 m	Deteksi awan tipis/cirrus
Band 10	Thermal Infrared 1	10.60 – 11.19	100 m*	Suhu permukaan tanah
Band 11	Thermal Infrared 2	11.50 – 12.51	100 m*	Analisis termal lanjutan

Data Landsat 8 tersedia dalam beberapa tingkat pengolahan di antaranya Top of Atmosphere (TOA) yang masih memiliki pengaruh atmosfer sehingga lebih sesuai untuk visualisasi warna asli, serta produk Level-2 Surface Reflectance (L2 SR) yang sudah koreksi atmosferik sehingga merepresentasikan kondisi pantulan permukaan yang lebih akurat untuk keperluan analisis spektral kuantitatif (Rahimi & Jung, 2024). Karena tingkat konsistensi radiometrik dan kemampuannya dalam mendukung analisis multitemporal, Landsat 8 telah digunakan secara luas dalam berbagai penelitian pemetaan tutupan lahan di seluruh dunia (Aghababaei et al., 2021).

2.1.3 Google Earth Engine

Google Earth Engine adalah platform komputasi awan yang dikembangkan oleh Google untuk memfasilitasi analisis data geospasial dalam skala besar. Platform ini menyediakan akses ke arsip data citra satelit yang sangat besar, termasuk seluruh arsip Landsat dan Sentinel, beserta infrastruktur komputasi paralel yang dapat mengolah data tanpa memerlukan pengunduhan citra secara manual ke perangkat lokal (Yang et al., 2022). Melalui antarmuka JavaScript atau Python Application Programming Interface (API), pengguna dapat melakukan penyaringan koleksi citra, pembuatan citra komposit, perhitungan indeks spektral, hingga penerapan algoritma pembelajaran mesin secara langsung pada server Google.

Keunggulan utama GEE adalah dapat memproses data dalam jumlah besar secara efisien dan dapat direproduksi, yang menjadikannya pilihan yang relevan untuk penelitian pemantauan lingkungan di wilayah yang luas seperti Kabupaten Siak (Alshehri et al., 2025), (Yang et al., 2022).

2.3.4 Indeks Vegetasi

Indeks vegetasi merupakan kombinasi matematis dari dua atau lebih band spektral yang dirancang untuk menggambarkan karakteristik vegetasi dan meminimalkan pengaruh faktor pengganggu seperti latar tanah, kondisi atmosfer, maupun sudut penyinaran matahari. Penelitian ini menggunakan tiga indeks vegetasi yang saling melengkapi, yaitu NDVI, SAVI, dan EVI.

Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) merupakan indeks vegetasi yang paling umum digunakan untuk mengukur tingkat kehijauan vegetasi berdasarkan kontras pantulan antara kanal inframerah dekat (NIR) dan kanal merah (RED). Nilai NDVI berkisar antara -1 hingga 1, dengan nilai yang semakin tinggi mengindikasikan kerapatan vegetasi yang semakin besar (Kumar et al., 2022). NDVI dihitung menggunakan rumus berikut.

$$\text{NDVI} = \frac{\text{NIR} - \text{RED}}{\text{NIR} + \text{RED}} \quad (1)$$

Menurut (Melichar et al., 2023) NDVI efektif digunakan dalam klasifikasi tutupan lahan karena dapat menggambarkan dinamika fenologi vegetasi pada data Landsat 8 multitemporal. Dalam penelitian ini, NDVI digunakan untuk membedakan kelas vegetasi berdasarkan tingkat kehijauan.

Enhanced Vegetation Index (EVI) digunakan untuk meningkatkan sensitivitas indeks vegetasi pada area dengan kerapatan vegetasi tinggi, sekaligus meminimalkan pengaruh atmosfer dan latar tanah melalui penggunaan kanal biru (BLUE) sebagai koreksi tambahan (Sivrikaya et al., 2024), (Mzid et al., 2022). Penelitian ini menggunakan parameter $G = 2,5$, $C_1 = 6$, $C_2 = 7,5$, dan $L = 1$, dengan rumus sebagai berikut.

$$EVI = \frac{G \cdot (NIR - RED) \cdot (NIR + C_1 \cdot RED - C_2 \cdot BLUE + L)}{L} \quad (2)$$

dengan konstanta umum: $G = 2.5$, $C_1 = 6$, $C_2 = 7.5$, dan $L = 1$.

Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI) digunakan untuk mengurangi pengaruh latar belakang tanah terhadap nilai indeks vegetasi, sehingga lebih relevan diterapkan pada lanskap yang heterogen seperti wilayah Kabupaten Siak yang memiliki variasi kerapatan kanopi dan keterbukaan lahan (Song et al., 2022), (Mzid et al., 2022). SAVI menggunakan faktor koreksi tanah (L) yang pada penelitian ini ditetapkan sebesar 0,5, dengan rumus sebagai berikut dengan nilai umum $L = 0.5$.

$$SAVI = \frac{(NIR - RED)(1 + L)}{NIR + RED + L} \quad (3)$$

Menurut (Nasiri et al., 2022), kombinasi indeks vegetasi yang mempertimbangkan kondisi tanah sangat membantu pada klasifikasi lahan campuran antara vegetasi dan tanah terbuka. Dalam penelitian ini, SAVI relevan digunakan pada area perkebunan, semak, atau vegetasi jarang di Kabupaten Siak.

Ketiga indeks tersebut tidak bersifat saling menggantikan,

melainkan saling melengkapi, NDVI memberikan deteksi vegetasi secara umum, SAVI mengurangi gangguan latar tanah pada area transisi dan vegetasi jarang, sedangkan EVI meningkatkan sensitivitas pada area dengan biomassa tinggi sekaligus mengoreksi pengaruh atmosfer (Loukika et al., 2021), (Peng et al., 2022). Oleh karena itu, integrasi ketiga indeks ini sebagai fitur masukan klasifikasi diharapkan dapat meningkatkan kemampuan model dalam membedakan karakteristik tutupan lahan yang heterogen.

2.3.5 Klasifikasi Tutupan Lahan dan *Mechine Learning Supervised*

Klasifikasi tutupan lahan adalah proses pengelompokan piksel-piksel pada citra satelit ke dalam kelas-kelas tertentu berdasarkan karakteristik spektralnya. Secara umum, metode klasifikasi dapat dibedakan menjadi klasifikasi *unsupervised* yang mengelompokkan piksel secara otomatis berdasarkan kemiripan statistik tanpa data latih, dan klasifikasi *supervised* yang memanfaatkan sampel data latih untuk melatih model agar dapat mengenali pola spektral dari setiap kelas yang telah ditentukan sebelumnya.

Pada klasifikasi *supervised*, data sampel umumnya dibagi menjadi dua subset, yaitu *training data* yang digunakan untuk membangun model klasifikasi, dan data validasi yang digunakan untuk menguji kinerja model secara independen. Pembagian data dengan rasio 70:30 antara data pelatihan dan data validasi merupakan praktik yang umum diterapkan dalam berbagai penelitian klasifikasi penginderaan jauh untuk menjaga keseimbangan antara ketersediaan data latih yang cukup dan independensi proses validasi (Gülci et al., 2025), (Engineering et al., 2023), (Tuğaç et al., 2024).

2.3.6 Algoritma Random Forest

Random Forest (RF) adalah algoritma *mechine learning supervised* yang termasuk dalam ensemble learning, yaitu metode yang menggabungkan keputusan dari banyak model dasar untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan stabil. Pada algoritma RF, model dasar yang digunakan adalah pohon keputusan, di mana setiap pohon dibangun menggunakan subset data pelatihan yang diambil secara acak dengan pengembalian (Pande et al.,

2024), Setiap pohon keputusan dalam RF dilatih secara independen menggunakan subset fitur yang juga dipilih secara acak pada setiap pemisahan, sehingga menghasilkan keragaman antarpohon yang dapat menurunkan risiko overfitting dibandingkan penggunaan satu pohon keputusan tunggal. Hasil klasifikasi akhir ditentukan melalui mekanisme voting mayoritas dari seluruh pohon yang telah dibangun. Karena dapat mengolah data spektral berdimensi tinggi, ketahanannya terhadap overfitting, algoritma RF telah menunjukkan kinerja yang baik pada berbagai tugas klasifikasi penginderaan jauh (Gülci et al., 2025), (Yuliana & Zahra Cahya Hanifa Rizqiana, 2025), (Al Fathoni, 2025) Salah satu keunggulan khas RF adalah tersedianya estimasi kesalahan out of bag (OOB) yaitu metode validasi internal yang memanfaatkan data yang tidak terpilih pada proses bootstrap untuk setiap pohon sebagai data pengujian, sehingga memberikan ukuran konsistensi model tanpa memerlukan subset validasi terpisah. Pada penelitian ini, model RF diimplementasikan melalui fungsi Classifier.smileRandomForest yang tersedia pada Google Earth Engine, dengan parameter jumlah pohon sebanyak 100 dan nilai seed sebesar 123 untuk menjamin reproduktifitas hasil (Mateen et al., 2023), (Data et al., 2024).

2.3.7 Evaluasi Kinerja Hasil

Evaluasi akurasi merupakan tahap penting untuk mengetahui sejauh mana hasil klasifikasi sesuai dengan kondisi sebenarnya di lapangan. Evaluasi ini umumnya dilakukan dengan membuat confusion matrix, yaitu tabel yang membandingkan kelas hasil klasifikasi dengan kelas referensi pada sampel validasi independen (Engineering et al., 2023), (Tuğaç et al., 2024). Dari matriks tersebut, beberapa metrik akurasi dapat dihitung sebagai berikut.

Overall Accuracy (OA) mengukur proporsi keseluruhan piksel yang diklasifikasikan secara benar terhadap jumlah total sampel.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (4)$$

User's Accuracy (UA) mengukur probabilitas suatu piksel yang diklasifikasikan ke dalam suatu kelas benar-benar termasuk ke dalam kelas tersebut di lapangan, sehingga merepresentasikan sudut pandang ketepatan dari sisi pengguna hasil klasifikasi.

$$UA = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

Producer's Accuracy (PA) mengukur probabilitas suatu piksel referensi diklasifikasikan secara benar oleh model, sehingga merepresentasikan sudut pandang ketepatan dari sisi data referensi.

$$PA = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

Menunjukkan kemampuan model menemukan seluruh data target. Nilai tinggi berarti sedikit false negative.

Koefisien Kappa digunakan untuk mengukur tingkat kesesuaian antara hasil klasifikasi dan data referensi setelah memperhitungkan kemungkinan kesesuaian yang terjadi secara kebetulan, sehingga dianggap sebagai ukuran yang lebih ketat dibandingkan OA semata.

$$k = \frac{Po - Pe}{1 - Pe} \quad (7)$$

Dengan P_o merupakan proporsi kesesuaian yang teramati (setara dengan nilai OA), dan P_e merupakan proporsi kesesuaian yang diharapkan terjadi secara kebetulan berdasarkan distribusi marginal pada matriks kesalahan.

Selain metrik berbasis matriks kesalahan tersebut, penelitian ini juga memperhitungkan OOB sebagai metrik validasi internal dari algoritma Random Forest untuk mengukur kontribusi relatif setiap band spektral dan indeks vegetasi terhadap kemampuan model dalam membedakan kelas vegetasi dan non-vegetasi (Peng et al., 2022), (Farhadi et al., 2024).

2.2 Penelitian yang Relevan

Tabel 2- 2 Penelitian yang Relevan

No	Peneliti (Tahun)	Judul Penelitian	Data & Metode	Hasil Penelitian	Keterkaitan dengan Penelitian
1	Shafizadeh-Moghaddam dkk. (2021)	<i>Tinjauan Pemanfaatan Google Earth Engine untuk Pemetaan Land Use Land Cover (LULC) Skala Besar</i>	Data citra satelit multitemporal yang diolah menggunakan Google Earth Engine (GEE) melalui studi tinjauan literatur.	GEE terbukti efektif untuk pemetaan LULC skala luas dan multitemporal, meskipun terdapat variasi metodologi antarpemelitian.	Menjadi dasar penggunaan GEE sebagai platform pengolahan data, tetapi belum mengkaji kontribusi fitur spektral terhadap hasil klasifikasi.
2	Alshehri, Zhang, dan Liu (2025)	<i>Tinjauan Google Earth Engine untuk Analisis Perubahan LULC</i>	Data citra penginderaan jauh jangka panjang yang diproses menggunakan GEE dalam studi <i>review</i> .	GEE mampu mengolah data spasial dan temporal secara konsisten untuk analisis perubahan tutupan lahan.	Mendukung penggunaan GEE sebagai lingkungan komputasi penelitian, tetapi belum membahas evaluasi fitur input klasifikasi.
3	Nasiri dkk. (2022)	<i>Perbandingan Metode Komposit Median dan Persentil</i>	Data Sentinel-2 dan Landsat-8 dengan metode	Teknik komposit yang berbeda menghasilkan keluaran	Menjadi dasar pemilihan metode komposit

		<i>pada Sentinel-2 dan Landsat-8</i>	komposit median dan persentil.	klasifikasi yang berbeda secara signifikan.	median untuk menjaga konsistensi data penelitian.
4	Tassi dkk. (2021)	<i>Perbandingan Klasifikasi Random Forest Berbasis Piksel dan Objek pada Landsat 8 di Taman Nasional Maiella</i>	Data Landsat 8 dengan algoritma Random Forest menggunakan pendekatan berbasis piksel dan berbasis objek.	Tingkat akurasi dipengaruhi oleh karakteristik lanskap dan metode klasifikasi yang digunakan.	Mendukung penggunaan pendekatan berbasis piksel yang sesuai dengan karakteristik wilayah penelitian.
		<i>Penguatan Model Random Forest untuk Deteksi Perubahan LULC pada Integrasi Google Earth Engine dan Random Forest</i>	Data multispektral yang dianalisis menggunakan Random Forest pada platform GEE.	Random Forest mampu menangani data berdimensi tinggi dengan risiko <i>overfitting</i> yang rendah. Kinerjanya dipengaruhi oleh kualitas data latih dan kombinasi fitur yang digunakan.	Menjadi dasar pemilihan algoritma Random Forest serta menjadi landasan fokus penelitian pada evaluasi kontribusi fitur spektral terhadap performa klasifikasi.
6	Ewunetu	<i>Random</i>	Data	Random Forest	Mendukung

	dan Abebe (2025)	<i>Forest untuk Deteksi Perubahan LULC di Cekungan Tekeze</i>	penginderaan jauh yang diproses menggunakan GEE dan algoritma Random Forest.	menunjukkan kemampuan yang baik dalam melakukan klasifikasi dan deteksi perubahan tutupan lahan.	penggunaan kombinasi GEE dan Random Forest dalam pengolahan data penginderaan jauh.
7	Melichar dkk.	<i>Klasifikasi Random Forest Multitemporal Menggunakan Data Multispektral</i>	Data multitemporal dengan metrik fenologi yang dianalisis menggunakan Random Forest.	Analisis kepentingan fitur lebih banyak berfokus pada metrik tertentu, sedangkan kajian mengenai kontribusi fitur spektral masih terbatas.	Menunjukkan peluang penelitian untuk menganalisis kontribusi fitur spektral terhadap performa klasifikasi Random Forest.
8	Vizzari (2022)	<i>Integrasi Data PlanetScope, Sentinel-2, dan Sentinel-1 untuk Klasifikasi Berbasis Objek pada GEE</i>	Data multisumber berupa PlanetScope, Sentinel-2, dan Sentinel-1 dengan pendekatan klasifikasi berbasis objek.	Integrasi data multisumber meningkatkan kemampuan pemisahan kelas tutupan lahan.	Mendukung pentingnya pemilihan fitur yang tepat pada lingkungan spektral yang berbeda, khususnya pada wilayah tropis.
9	Adrian dkk.	<i>Analisis Pola</i>	Data citra	Berhasil	Menjadi

10	(2023)	<i>Spasial Perubahan Tutupan Lahan Menggunakan GEE di Kabupaten Majalengka</i>	satelit yang diolah menggunakan GEE untuk analisis perubahan tutupan lahan.	mengidentifikasi pola spasial perubahan tutupan lahan di wilayah studi.	pembanding penelitian di Indonesia yang belum mengevaluasi pengaruh kombinasi band spektral terhadap hasil klasifikasi.
	Agaventa dkk. (2025)	<i>Pemanfaatan Google Earth Engine dan Random Forest untuk ...</i>	Data citra satelit yang diproses menggunakan GEE dan algoritma Random Forest.	Random Forest efektif untuk mengidentifikasi komoditas berdasarkan karakteristik spektralnya.	Menjadi pembanding penerapan Random Forest pada pengolahan citra satelit serta mendukung penggunaan algoritma tersebut dalam penelitian ini.

Berbagai penelitian terdahulu menunjukkan bahwa Google Earth Engine (GEE) dan algoritma Random Forest (RF) merupakan kombinasi yang efektif untuk klasifikasi tutupan lahan berbasis citra satelit. Penelitian Shafizadeh-Moghadam dkk. (2021) dan Alshehri, Zhang, dan Liu (2025) menegaskan bahwa GEE mampu mengolah data penginderaan jauh multitemporal secara efisien untuk pemetaan dan analisis perubahan *Land Use Land Cover* (LULC), meskipun belum membahas kontribusi fitur spektral terhadap hasil klasifikasi. Nasiri dkk. (2022) menunjukkan bahwa metode komposit median menghasilkan kualitas data yang lebih konsisten

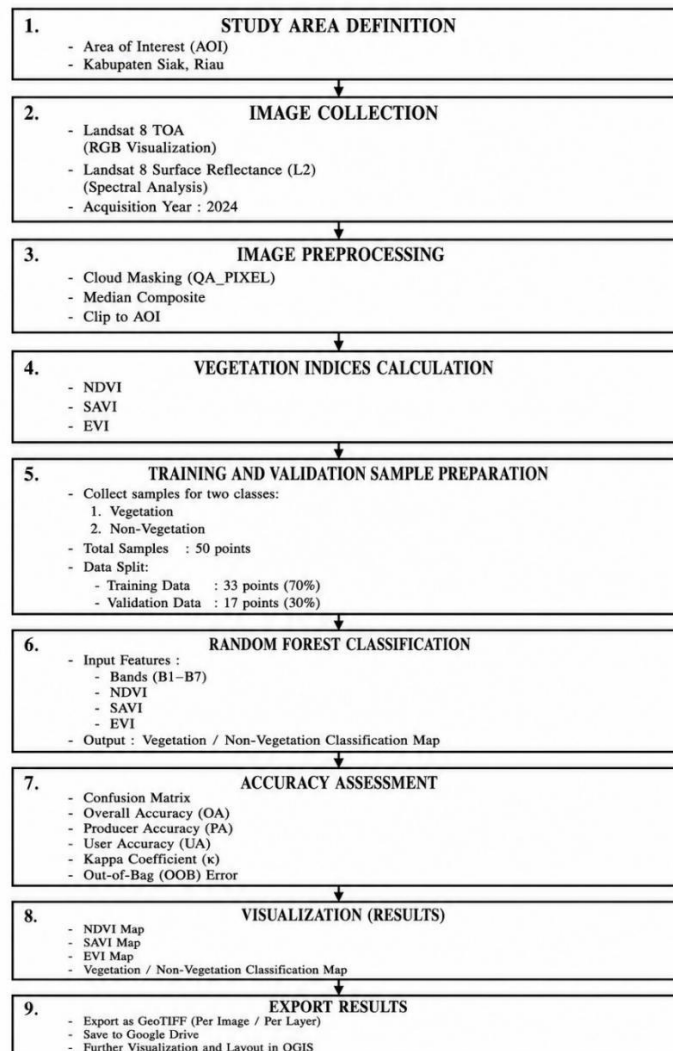
dibandingkan komposit persentil, sehingga menjadi dasar pemilihan komposit median dalam penelitian ini. Sementara itu, Tassi dkk. (2021) menyatakan bahwa pendekatan klasifikasi berbasis piksel sesuai diterapkan pada karakteristik lanskap tertentu, sedangkan Pande dkk. (2024) membuktikan bahwa Random Forest mampu menangani data berdimensi tinggi dengan risiko *overfitting* yang rendah.

Penelitian lain juga menyoroti pentingnya kualitas data dan pemilihan fitur dalam meningkatkan akurasi klasifikasi. Ewunetu dan Abebe (2025) menyimpulkan bahwa performa Random Forest dipengaruhi oleh kualitas data latih dan kombinasi fitur yang digunakan. Melichar dkk. (2023) menekankan peran metrik fenologi pada wilayah kering, sedangkan Vizzari (2022) menunjukkan bahwa integrasi data multisumber mampu meningkatkan pemisahan kelas tutupan lahan. Di Indonesia, Adrian dkk. (2023) berhasil memetakan perubahan tutupan

BAB 3 METODOLOGI

3.1 Alur Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode klasifikasi supervised berbasis Random Forest (RF) untuk memetakan tutupan lahan vegetasi dan non-vegetasi di Kabupaten Siak, Provinsi Riau, menggunakan citra Landsat 8 yang diolah melalui Google Earth Engine (GEE). Klasifikasi dilakukan pada dua kelas, yaitu vegetasi dan non-vegetasi, berdasarkan data citra periode Januari - Desember 2024



Gambar 3- 1 Alur Penelitian

Secara umum, alur penelitian disusun dalam beberapa tahapan utama yang saling berkesinambungan, yaitu:

- a. penentuan wilayah dan periode penelitian
- b. pengumpulan data citra Landsat 8
- c. pra-pengolahan data (pemilihan koleksi citra, masking awan, dan komposit temporal)
- d. ekstraksi fitur berupa indeks vegetasi NDVI, SAVI, dan EVI
- e. pengumpulan sampel data latih (training) dan data uji (validasi) melalui interpretasi visual
- f. klasifikasi menggunakan algoritma Random Forest
- g. penilaian akurasi hasil klasifikasi menggunakan confusion matrix, Overall Accuracy, Kappa coefficient, Producer's Accuracy, dan User's Accuracy.

Diagram alur penelitian secara keseluruhan disajikan pada Gambar 3.1.

3.2 Alat dan Material

Penelitian ini menggunakan perangkat keras dan perangkat lunak untuk mendukung pengolahan citra Landsat 8 serta klasifikasi vegetasi dengan metode Random Forest.

3.2.1 Alat (Perangkat Keras)

1. Laptop
2. Data Internet

3.2.2 Perangkat Lunak

1. Google Earth Engine (GEE)
2. QGIS
3. Google Hybrid Basemap

3.2.3 Material/Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini meliputi citra satelit Landsat 8, batas administrasi wilayah, dan titik sampel *ground truth*. Citra Landsat 8 Top of Atmosphere (LANDSAT/LC08/C02/T1_TOA) digunakan untuk visualisasi *true color*, sedangkan citra Landsat 8 Surface Reflectance Level-

2 (LANDSAT/LC08/C02/T1_L2) digunakan sebagai data utama dalam analisis spektral dan klasifikasi karena telah melalui koreksi atmosfer. Batas administrasi Kabupaten Siak dalam format shapefile yang diperoleh dari Bappeda Kabupaten Siak digunakan untuk membatasi wilayah kajian (area of interest). Seluruh citra memiliki periode akuisisi Januari–Desember 2024 dengan tutupan awan kurang dari 20%. Selain itu, penelitian ini menggunakan 50 titik sampel ground truth yang terdiri atas 25 titik vegetasi dan 25 titik non vegetasi hasil interpretasi visual citra Landsat 8 Surface Reflectance Level-2.

3.3 Design Eksperimen

Penelitian ini dirancang sebagai eksperimen klasifikasi biner dengan dua kelas target, yaitu vegetasi (kelas = 1) dan non-vegetasi (kelas = 0). Proses klasifikasi menggunakan algoritma Random Forest dengan 10 fitur input, yang terdiri atas Band 1–7 serta indeks NDVI, SAVI, dan EVI.

Data penelitian terdiri atas 50 titik sampel, yaitu 25 vegetasi dan 25 non-vegetasi. Sampel dibagi menjadi data latih dan data validasi dengan proporsi 70% : 30% menggunakan *random partitioning* dengan *seed* 123, sehingga diperoleh 33 sampel latih dan 17 sampel validasi. Klasifikasi dilakukan menggunakan `ee.Classifier.smileRandomForest()` dengan 100 pohon keputusan dan *seed* 123, sedangkan pengambilan sampel dilakukan pada skala 30 meter.

Evaluasi model dilakukan melalui dua jalur, yaitu evaluasi internal menggunakan *Out-of-Bag* (OOB) *error* dan evaluasi eksternal menggunakan *confusion matrix* terhadap 17 sampel validasi. Hasil evaluasi eksternal digunakan untuk menghitung *Overall Accuracy*, *Producer's Accuracy*, *User's Accuracy*, dan koefisien Kappa.

3.4 Prosedur Penelitian

3.4.1 Penentuan Wilayah dan Periode

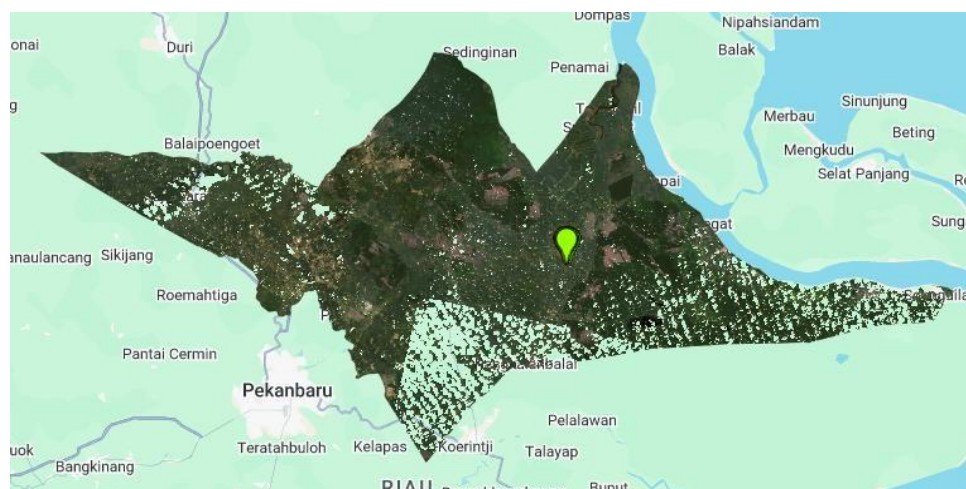
Wilayah penelitian ditetapkan secara spasial menggunakan shapefile batas administrasi Kabupaten Siak yang diperoleh dari Bappeda Kabupaten Siak, Provinsi Riau. Periode penelitian ditetapkan pada rentang Januari–Desember 2024.

3.4.2 Akuisisi Data Citra

Dua koleksi citra Landsat 8 diakuisisi melalui platform Google Earth Engine, yaitu koleksi Top-of-Atmosphere (TOA) untuk visualisasi true color, dan koleksi Surface Reflectance Level-2 (L2) sebagai data utama untuk seluruh analisis spektral dan klasifikasi karena telah melalui koreksi atmosfer. Kedua koleksi difilter berdasarkan batas administrasi Kabupaten Siak, periode akuisisi tahun 2024, dan ambang batas tutupan awan kurang dari 20%.

3.4.3 Pra-Pengolahan Data

Pra-pengolahan data Landsat 8 dilakukan melalui tiga tahap utama di dalam lingkungan Google Earth Engine. Tahap pertama adalah cloud masking, yaitu penerapan fungsi pixel-quality cloud masking pada koleksi L2 menggunakan band QA_PIXEL, dengan menutup (mask) piksel yang teridentifikasi sebagai awan (Bit 3) dan bayangan awan (Bit 4). Tahap kedua adalah pembuatan komposit median temporal, yaitu penyusunan citra komposit median temporal untuk setiap koleksi yang telah difilter, guna mengurangi variabilitas antar-scene dan noise residual. Tahap ketiga adalah kalibrasi radiometrik, yaitu konversi nilai piksel menjadi nilai reflektansi permukaan terkalibrasi untuk Band 1-7, sesuai dengan Landsat Collection 2 Level-2 (USGS, 2021), dengan mengalikan nilai piksel dengan faktor skala 0,0000275 dan menambahkan offset sebesar 0,2.



Gambar 3- 2 Hasil Pre-Processing di Kabupaten Siak 2024

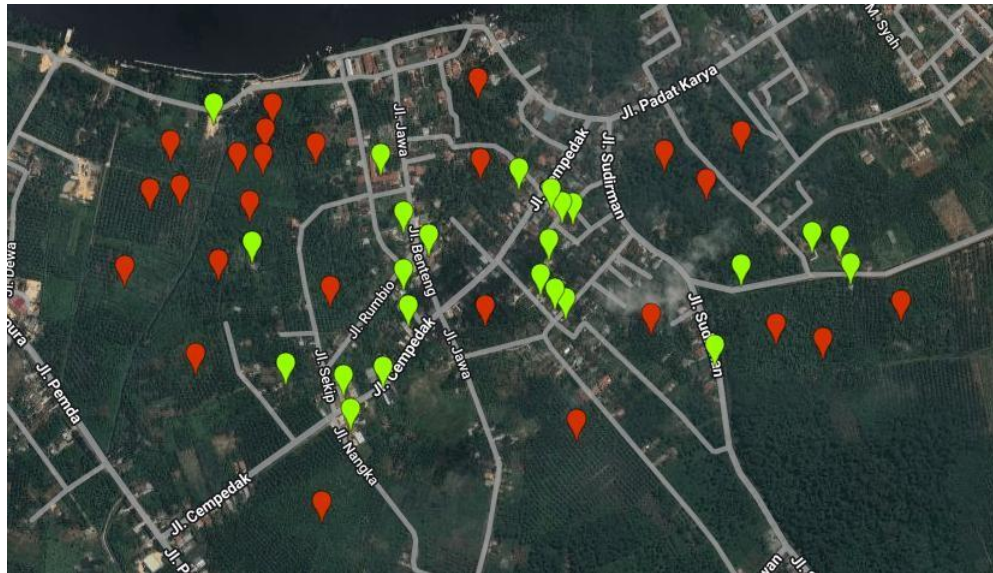
3.4.4 Ekstraksi Fitur (Indeks Vegetasi)

Tiga indeks vegetasi (NDVI, SAVI, EVI) dihitung dari kanal L2 yang telah terkalibrasi melalui operasi aritmetika band di dalam Google Earth Engine. NDVI dihitung dari kanal NIR (Band 5) dan RED (Band 4) menggunakan fungsi bawaan `normalizedDifference()` sesuai Persamaan (2.1). SAVI dihitung dari kanal masukan yang sama ditambah konstanta koreksi tanah ($L = 0,5$) melalui ekspresi kustom (`expression()`) sesuai Persamaan (2.2). EVI dihitung dari band NIR, RED, dan BLUE (Band 2) beserta empat konstanta kalibrasi melalui ekspresi kustom sesuai Persamaan (2.3). Ketiga kanal hasil (NDVI, SAVI, EVI) kemudian ditambahkan (`addBands()`) ke citra komposit tujuh kanal spektral terkalibrasi (B1-B7), sehingga terbentuk citra komposit akhir dengan sepuluh fitur yang digunakan pada proses pengumpulan sampel dan klasifikasi Random Forest. Sebagai data pendukung di luar alur klasifikasi utama, raster multiband yang memuat ketiga indeks tersebut juga diekspor dari Google Earth Engine ke Google Drive dalam format GeoTIFF dengan resolusi spasial 30 meter, mengikuti resolusi spasial asli kanal Band 1-7 Landsat 8 yang menjadi sumber perhitungannya.

3.4.5 Pengumpulan Sampel Data Latih dan Pembagian Data Training

Sampel data dikumpulkan melalui interpretasi visual terhadap komposit true color dan indeks vegetasi Landsat 8 L2 pada GEE. Sebanyak 50 titik sampel didigitasi, terdiri atas 25 titik vegetasi (kelas = 1) yang dipilih dari area dengan karakteristik kerapatan dan konsisten, serta 25 titik non-vegetasi (kelas = 0) yang dipilih dari badan air, lahan terbuka, jalan, dan permukiman yang teridentifikasi secara jelas. Titik sampel didistribusikan secara spasial di seluruh wilayah Kabupaten Siak untuk menjaga keterwakilan spasial. Nilai spektral dari seluruh 10 fitur komposit diekstraksi pada setiap titik sampel menggunakan fungsi `sampleRegions` dengan skala 30 meter. Selanjutnya, 50 sampel tersebut dibagi menjadi subset data latih dan data validasi menggunakan pendekatan kolom acak dengan seed tetap (`seed =`

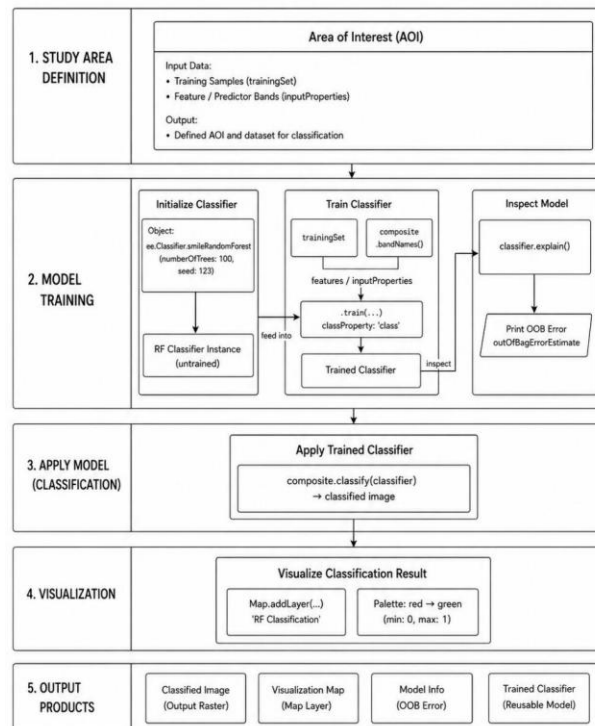
123) untuk menjamin reproduktifitas. Sebanyak 70% sampel ($n = 33$) dialokasikan sebagai data latih classifier, dan 30% sampel ($n = 17$) dipertahankan sebagai data validasi independen.



Gambar 3- 3 Distribusi Titik Sampel Data Latih Random Forest di Kabupaten Siak Tahun

3.4.6 Klasifikasi Random Forest

Random Forest merupakan teknik ensemble yang membangun sejumlah pohon keputusan (decision trees) menggunakan subset data latih yang di-bootstrap, kemudian menggabungkan hasilnya melalui voting mayoritas. Implementasi dilakukan menggunakan `ee.Classifier.smileRandomForest` pada GEE, dengan konfigurasi seed klasifikasi tetap ($\text{seed} = 123$) untuk reproduktifitas dan jumlah pohon keputusan sebanyak 100 ($\text{numberOfTrees} = 100$). Setelah classifier dilatih menggunakan 33 sampel data latih dengan seluruh 10 fitur input, model yang telah dilatih diterapkan pada citra komposit secara keseluruhan untuk menghasilkan peta vegetasi biner Kabupaten Siak.



Gambar 3- 4 Diagram Alir Klasifikasi Random Forest

3.4.7 Penilaian Akurasi

Hasil klasifikasi dievaluasi menggunakan subset validasi independen yang terdiri atas 30% dari total sampel ($n = 17$). Confusion matrix yang dihasilkan dari proses validasi ini digunakan untuk menghitung Overall Accuracy (OA), koefisien Kappa, Producer's Accuracy (PA), dan User's Accuracy (UA). Selain metrik validasi eksternal tersebut, penelitian ini juga memperhitungkan out-of-bag (OOB) error yang dihasilkan oleh algoritma Random Forest sebagai ukuran validasi internal untuk menilai konsistensi model.

3.5 Teknik Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan melalui empat tahapan. Tahap pertama adalah studi literatur, yaitu pengumpulan referensi dari jurnal ilmiah, prosiding, dan dokumentasi teknis terkait penggunaan Random Forest, Google Earth Engine, dan indeks vegetasi untuk klasifikasi tutupan lahan. Tahap kedua adalah akuisisi data citra satelit, yaitu pengunduhan dan pemanggilan data Landsat

8 (koleksi TOA dan Surface Reflectance Level-2) secara langsung melalui data Google Earth Engine, yang difilter berdasarkan wilayah, periode waktu, dan tutupan awan. Tahap ketiga adalah pengumpulan data batas administrasi, yaitu perolehan shapefile batas administrasi Kabupaten Siak dari Bappeda Kabupaten Siak, Provinsi Riau, sebagai dasar pembatasan wilayah penelitian (area of interest). Tahap keempat adalah digitasi titik sampel, yaitu pengumpulan 50 titik sampel melalui interpretasi visual pada komposit true color dan indeks vegetasi di antarmuka GEE, didukung oleh basemap Google Hybrid sebagai referensi visual tutupan lahan actual.

3.6 Teknik Pengolahan Data

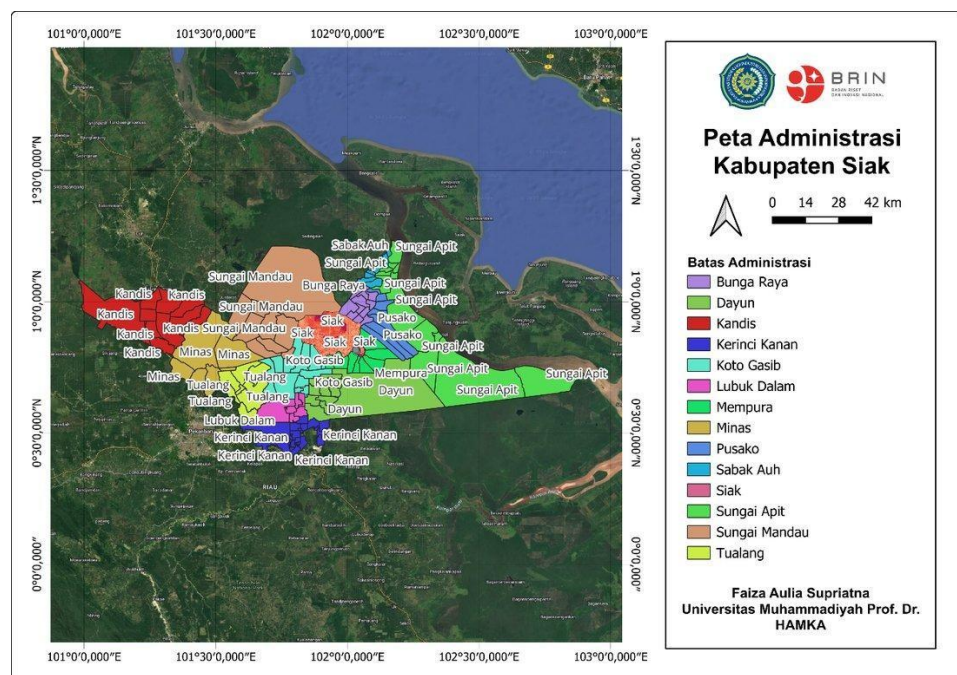
Pengolahan data dalam penelitian ini dilakukan sepenuhnya pada platform Google Earth Engine, mengikuti sembilan tahapan berikut. Tahap pertama adalah pra-pengolahan citra, meliputi cloud masking berbasis QA_PIXEL, pembuatan komposit median temporal, dan kalibrasi radiometrik untuk menghasilkan nilai reflektansi permukaan yang siap dianalisis. Tahap kedua adalah perhitungan indeks vegetasi (NDVI, SAVI, EVI) menggunakan persamaan matematis berbasis kombinasi band spektral, sebagaimana dijabarkan pada subbab 3.4.4. Tahap ketiga adalah penyusunan citra komposit yang menggabungkan tujuh band spektral terkalibrasi dan tiga indeks vegetasi menjadi satu set fitur input (sepuluh fitur) untuk proses klasifikasi. Tahap keempat adalah ekstraksi nilai sampel pada seluruh fitur komposit di setiap titik sampel menggunakan fungsi sampleRegions dengan skala spasial 30 meter. Tahap kelima adalah pembagian data menjadi data latih (70%, $n = 33$) dan data validasi (30%, $n = 17$) menggunakan pendekatan kolom acak dengan seed = 123. Tahap keenam adalah pelatihan model Random Forest menggunakan ee.Classifier.smileRandomForest dengan 100 pohon keputusan (numberOfTrees = 100) dan seed = 123, dilatih pada 33 sampel data latih dengan sepuluh fitur input. Tahap ketujuh adalah klasifikasi citra penuh dengan menerapkan model terlatih pada seluruh citra komposit untuk menghasilkan peta klasifikasi biner vegetasi dan non-vegetasi. Tahap kedelapan adalah penilaian akurasi menggunakan confusion matrix terhadap 17 sampel validasi independen untuk menghitung Overall

Accuracy, koefisien Kappa, Producer's Accuracy, dan User's Accuracy, serta evaluasi OOB error sebagai validasi internal. Tahap kesembilan adalah visualisasi dan analisis statistik deskriptif hasil indeks vegetasi dan hasil klasifikasi menggunakan QGIS, meliputi nilai minimum, maksimum, rata-rata, standar deviasi, median, dan jumlah piksel pada setiap indeks.

3.7 Waktu dan Tempat Penelitian

3.7.1 Tempat Penelitian

Lokasi penelitian berada di Kabupaten Siak, Provinsi Riau, yang dibatasi secara spasial menggunakan data batas administrasi (shapefile) yang diperoleh dari Badan Perencanaan Pembangunan Daerah (Bappeda) Kabupaten Siak. Wilayah ini dipilih karena memiliki karakteristik yang didominasi oleh hutan rawa gambut, perkebunan kelapa sawit, serta vegetasi riparian di sepanjang aliran Sungai Siak, sehingga relevan untuk menguji efektivitas integrasi indeks vegetasi dan algoritma Random Forest dalam membedakan kelas vegetasi dan non-vegetasi pada kondisi lanskap yang heterogen. Batas administrasi Kabupaten Siak yang digunakan dalam penelitian ini ditampilkan pada Gambar 3-5.



Gambar 3- 5 Tempat Penelitian

3.7.2 Waktu Penelitian

Tabel 3- 1 Waktu Penelitian

No	Kegiatan	Oktober	November	Desember	Januari	Februari	Maret
1	Pengumpulan Data	✓					
2	<i>Preprocessing</i> Data		✓				
3	Perhitungan NDVI		✓				
4	Klasifikasi Random Forest			✓			
5	Evaluasi Akurasi			✓			
6	Analisis dan Interpretasi Hasil				✓	✓	✓
7	Penyusunan Skripsi (Bab 4–5)					✓	✓

BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil dan Temuan Penelitian

Bab ini menyajikan hasil pengolahan data mengikuti prosedur pada Bab III, mulai dari indeks vegetasi, peta klasifikasi NDVI, SAVI, dan EVI, hasil klasifikasi Random Forest, hingga penilaian akurasi model. Setiap temuan dibahas dengan mengaitkannya pada karakteristik tutupan lahan di Kabupaten Siak, Provinsi Riau.

4.1.1 Indeks Vegetasi

Tiga indeks vegetasi, yaitu NDVI, SAVI, dan EVI, dihitung dari citra Landsat 8 Kabupaten Siak tahun 2024. Statistik deskriptif dari ketiga indeks tersebut disajikan pada Tabel 4.1.

Tabel 4- 1 Hasil Analisis Indeks Vegetasi

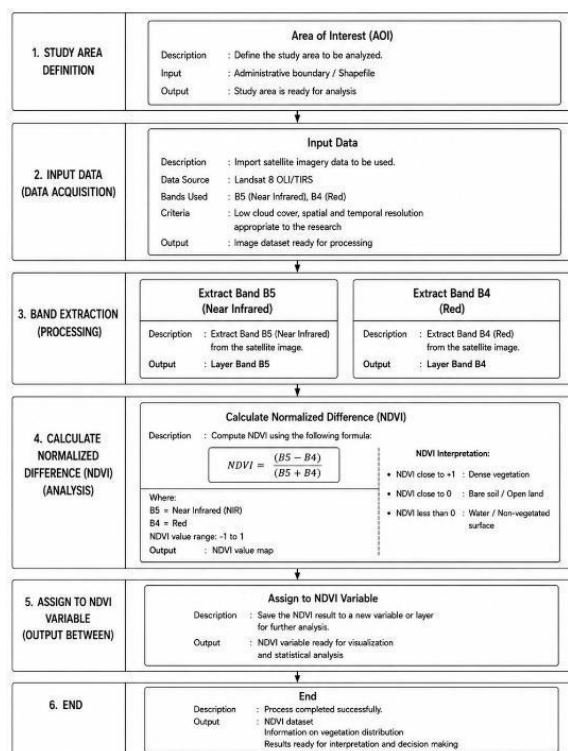
Indeks	Minimum	Maksimum	Mean	Std. Dev.	Median	N Pikel
NDVI	-0,9991	1,0000	0,7742	0,1445	0,8243	7.632.081
SAVI	-0,1597	1,0935	0,4697	0,0987	0,4883	7.632.081
EVI	-0,1403	1,7868	0,4974	0,1145	0,5117	7.632.081

Berdasarkan Tabel 4.1, ketiga indeks menunjukkan pola distribusi yang saling melengkapi dan bukan redundan. NDVI memiliki nilai rata-rata (0,7742) dan median (0,8243) yang paling tinggi, namun selisih antara kedua nilai tersebut menggambarkan hasil yang cenderung negatif vegetasi rapat mendominasi lanskap, tetapi proporsi piksel bernilai rendah yang cukup signifikan, yang berkaitan dengan badan air, permukaan terbuka, dan permukiman, menekan nilai rata-rata sehingga mengungkap heterogenitas tutupan lahan yang tidak dapat ditangkap hanya dengan statistik agregat. SAVI menghasilkan distribusi yang lebih rendah namun lebih simetris dengan standar deviasi terkecil, yang mencerminkan bukan vegetasi yang lebih jarang, tetapi mekanisme koreksi kecerahan tanah yang menghasilkan nilai lebih stabil untuk membedakan vegetasi pada medan yang heterogen. EVI, meskipun memiliki rata-rata yang sebanding dengan SAVI, menunjukkan standar deviasi yang lebih lebar dan nilai maksimum tertinggi, yang menggambarkan sensitivitas yang lebih besar terhadap kompleksitas kanopi berbiomassa tinggi yang cenderung tertekan pada NDVI maupun SAVI. Secara kolektif, ketiga indeks tersebut menyoroti dimensi analitis yang berbeda namun saling melengkapi, sehingga interpretasi

terintegrasi dari ketiganya jauh lebih informatif dibandingkan penilaian satu indeks saja.

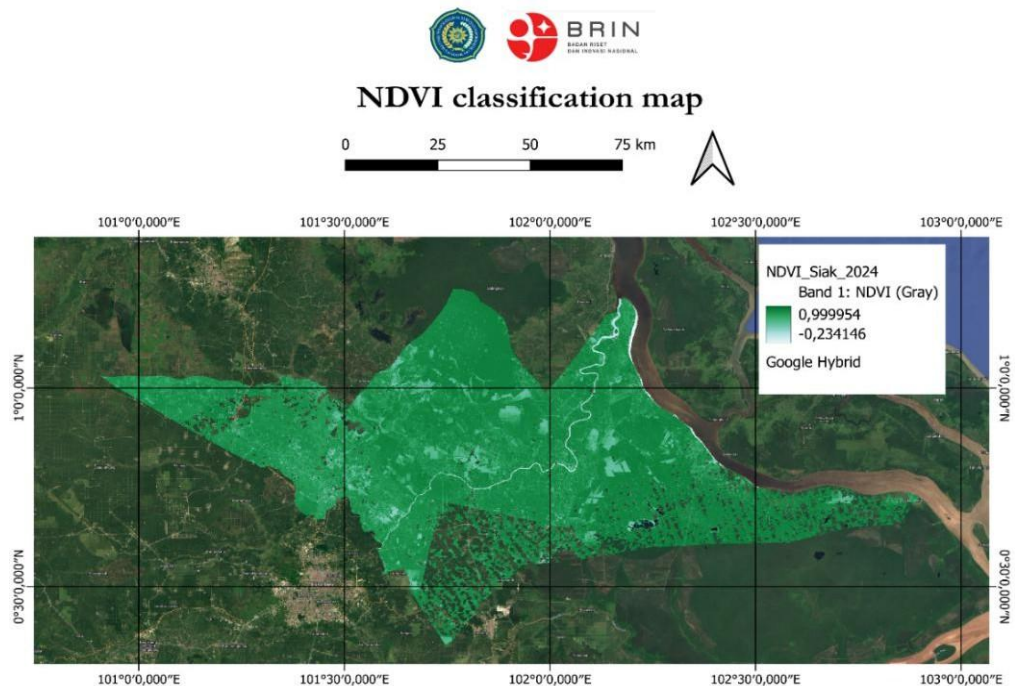
4.1.2 Hasil Klasifikasi NDVI

Kerangka kerja pengolahan NDVI mengikuti alur kerja sistematis enam tahap, mulai dari delineasi wilayah kajian dan akuisisi data Landsat 8 OLI/TIRS, ekstraksi Band 5 (NIR) dan Band 4 (Red), perhitungan NDVI, hingga penetapan variabel akhir, sehingga keluaran spasial yang dihasilkan secara metodologis kuat dan dapat dipertanggungjawabkan secara interpretatif.



Gambar 4- 1 Kerangka Kerja Klasifikasi NDVI Tahun 2024

Peta klasifikasi NDVI yang dihasilkan dari kerangka kerja ini mengungkap pola spasial vegetasi yang terstruktur dan berkaitan langsung dengan kondisi tutupan lahan yang berbeda di seluruh Kabupaten Siak. Nilai NDVI tinggi (mendekati 0,999954), yang ditampilkan dengan dominasi warna hijau tua pada zona tengah dan utara, konsisten dengan tutupan kanopi kontinu yang berkaitan dengan hutan gambut rapat, perkebunan kelapa sawit dewasa, dan vegetasi riparian utuh seluruh tipe tutupan lahan tersebut dicirikan oleh reflektansi inframerah dekat (NIR) yang tinggi dan kepadatan biomassa yang besar.

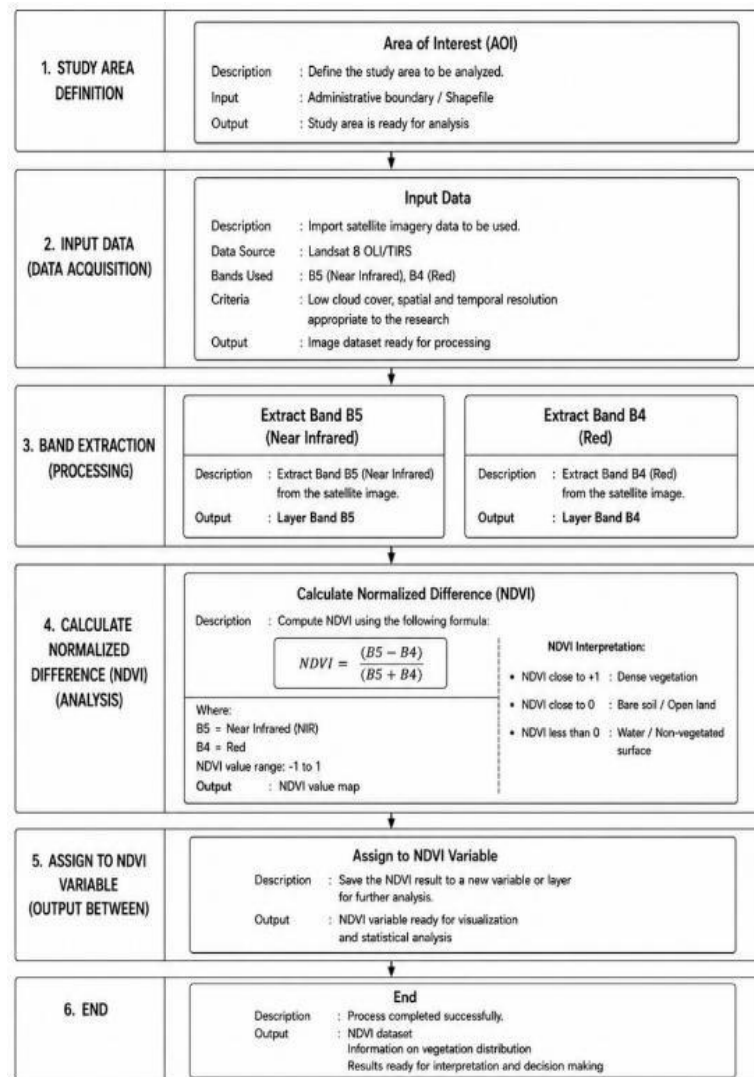


Gambar 4- 2 Peta Klasifikasi NDVI Kabupaten Siak Tahun 2024

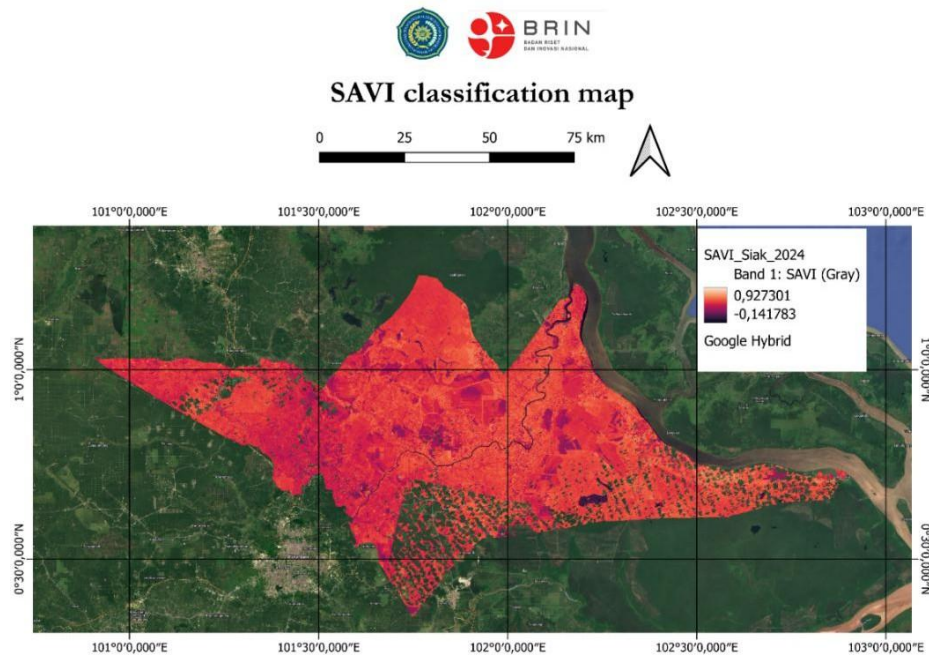
Sebaliknya, nilai NDVI rendah (mendekati $-0,234146$), yang terlihat sebagai bercak lebih terang dan terfragmentasi yang terkonsentrasi di sepanjang pinggiran barat dan selatan, berkaitan langsung dengan tipe tutupan lahan yang teridentifikasi melalui basemap Google Hybrid, yaitu klaster permukiman terbangun, lahan pertanian yang dibuka, dan koridor infrastruktur jalan. Pola linear NDVI rendah secara khusus menjejaki rute transportasi, sementara bercak nilai rendah yang tersebar di sekitar Sungai Siak dan anak-anak sungainya mencerminkan efek penekanan spektral dari badan air dan ruang terbuka riparian terhadap reflektansi inframerah dekat. Kontras spasial antara wilayah interior bernilai NDVI tinggi dan wilayah pinggiran bernilai NDVI rendah menunjukkan bahwa degradasi vegetasi di Kabupaten Siak tidak terjadi secara acak secara spasial, melainkan terkonsentrasi secara struktural di sepanjang gradien infrastruktur dan permukiman menjadikan NDVI sebagai proksi spasial yang efektif untuk mendeteksi batas antara zona ekologis yang masih utuh dengan area yang berada di bawah tekanan penggunaan lahan antropogenik aktif.

4.1.3 Hasil Klasifikasi SAVI

Kerangka kerja pengolahan SAVI mengikuti struktur sekuensial yang identik dengan alur kerja NDVI, yaitu memanfaatkan Band 5 (NIR) dan Band 4 (Red) dari Landsat 8 OLI/TIRS, namun memperkenalkan faktor koreksi kecerahan tanah ($L = 0,5$) ke dalam formula normalized difference, suatu perbedaan metodologis yang secara mendasar membedakan keluaran spasial SAVI dari NDVI meskipun menggunakan band input yang sama.



Gambar 4- 3 Kerangka Kerja Klasifikasi SAVI Tahun 2024

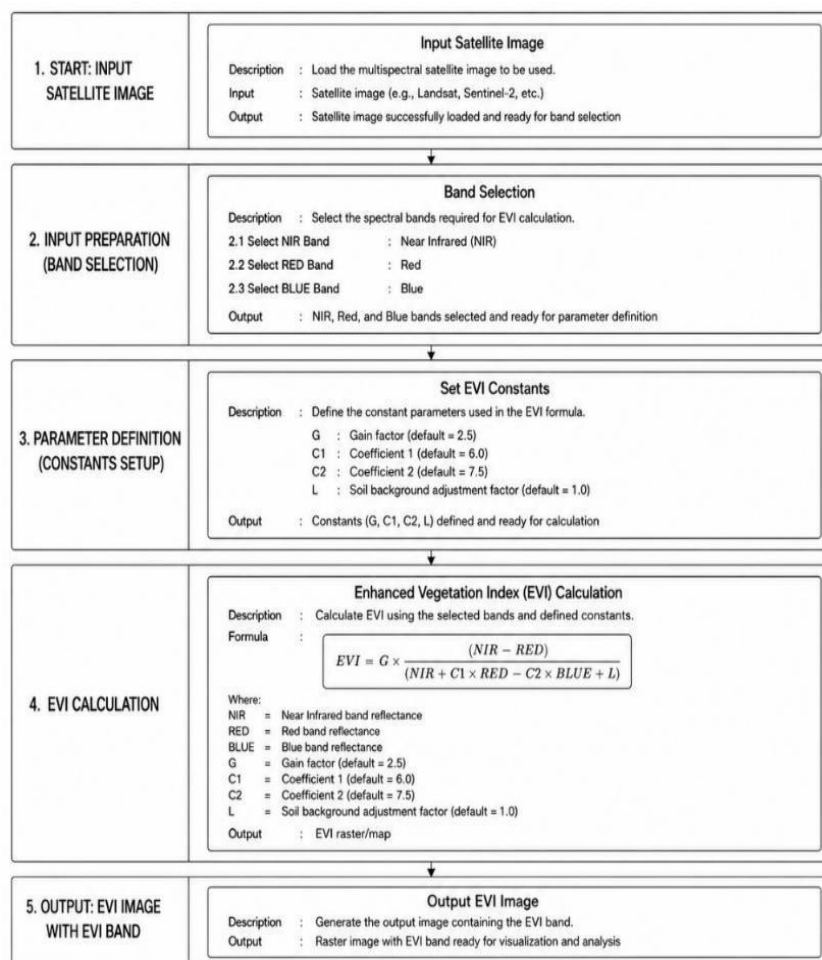


Gambar 4- 4 Peta Klasifikasi SAVI Kabupaten Siak Tahun 2024

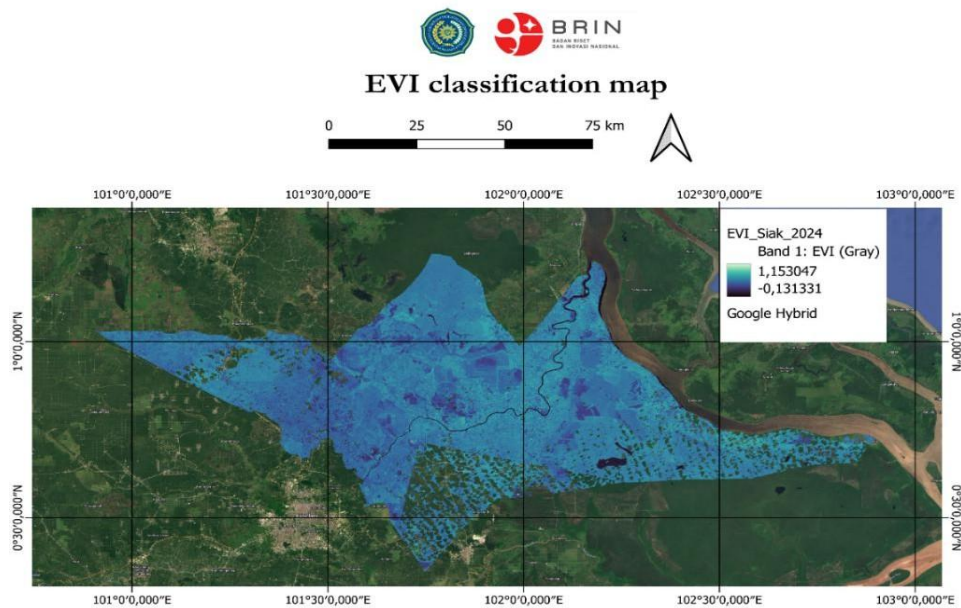
Peta klasifikasi SAVI yang dihasilkan menunjukkan dominasi corak warna merah hingga jingga di seluruh zona utara dan tengah, yang menunjukkan nilai SAVI tinggi (hampir 0,927301) yang sesuai dengan kanopi perkebunan dewasa dan hutan gambut. Dibandingkan secara langsung dengan peta NDVI, SAVI menunjukkan variasi internal yang lebih besar pada zona yang NDVI identifikasi sebagai seragam tinggi, mengungkap variabilitas sub-kanopi pada blok kelapa sawit dan batas transisi lahan gambut yang ditekan oleh NDVI akibat refleksi tanah yang terbuka. Berbeda dengan NDVI yang cenderung melebih-lebihkan kepadatan vegetasi pada zona transisi tersebut, bercak gelap yang terfragmentasi (mendekati -0,141783) lebih akurat mengidentifikasi klaster permukiman, lahan pertanian yang dibuka, koridor jalan, dan permukaan yang berdekatan dengan badan air pada tepi barat dan selatan. Pada lingkungan tutupan lahan Kabupaten Siak yang beragam, di mana efek latar tanah secara ekologis signifikan, perbandingan spasial ini menunjukkan bahwa SAVI memberikan kemampuan diskriminasi yang secara analitis lebih unggul antara vegetasi terdegradasi, tanah terbuka, dan lahan terbuka.

4.1.4 Hasil Klasifikasi EVI

Kerangka kerja pengolahan EVI membedakan dirinya secara metodologis dari NDVI maupun SAVI dengan menggabungkan tiga band spektral NIR, Red, dan Blue dan empat konstanta terkalibrasi ($G=2,5$; $C_1=6,0$; $C_2=7,5$; $L=1,0$), yang memungkinkan koreksi simultan terhadap reflektansi latar tanah maupun gangguan aerosol atmosferik, suatu kapasitas koreksi ganda yang tidak dimiliki baik oleh NDVI maupun SAVI.



Gambar 4- 5 Kerangka Kerja Klasifikasi EVI Tahun 2024



Gambar 4- 6 Peta Klasifikasi EVI Kabupaten Siak Tahun 2024

Zona tengah dan utara Kabupaten Siak menunjukkan corak warna biru terang hingga sedang yang dominan pada peta klasifikasi EVI, yang berkaitan dengan nilai EVI tinggi (mendekati 1,153047) yang merefleksikan tutupan kanopi berbiomassa tinggi dan rapat, konsisten dengan hutan gambut utuh dan tegakan perkebunan dewasa. EVI menunjukkan gradasi spasial yang lebih baik di dalam area berbiomassa tinggi, menyoroti variasi struktur kanopi yang mengalami saturasi pada NDVI dalam kondisi tutupan rapat, berbeda dengan peta NDVI yang menggambarkan zona yang sama secara seragam berwarna hijau tua. Yang lebih penting, zona permukiman, lahan yang dibuka, koridor jalan, dan permukaan yang berdekatan dengan badan air yang terlihat pada basemap Google Hybrid berkaitan secara spasial dengan bercak biru gelap dan terfragmentasi yang terkonsentrasi di pinggiran selatan dan barat (mendekati $-0,131331$). Bercak-bercak ini konsisten dengan delineasi SAVI namun memiliki kontras tonal yang lebih tinggi, yang mengindikasikan sensitivitas EVI yang lebih unggul dalam menguraikan batas spektral antara vegetasi berbiomassa tinggi dengan permukaan terdegradasi atau non vegetasi. Pada zona kanopi berkepadatan tinggi di mana NDVI mengalami saturasi dan koreksi tanah SAVI tidak cukup untuk membedakan gradien biomassa, perbandingan tiga indeks ini menunjukkan bahwa EVI memberikan gambaran yang

secara spektral paling jelas terhadap struktur vegetasi Kabupaten Siak.

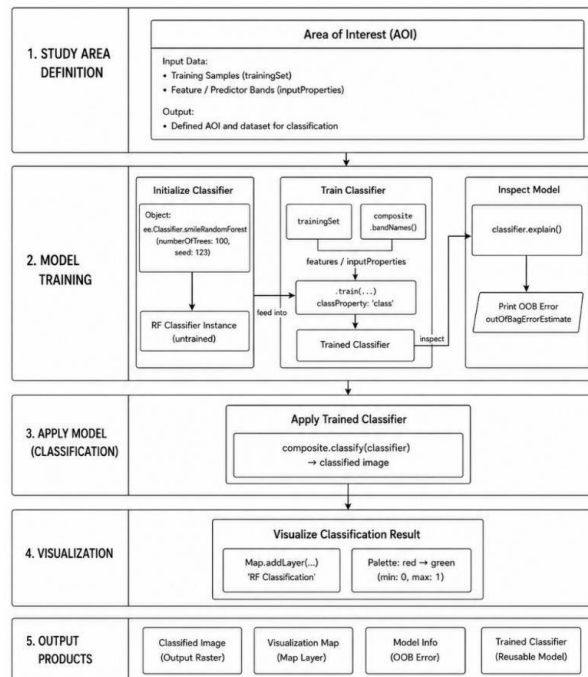
4.1.5 Sampel Data Latih dan Konsistensi Antar-Indeks

Posisi spasial titik sampel data latih yang digunakan dalam pelatihan model Random Forest berkorespondensi langsung dengan zona nilai rendah dan tinggi yang telah diidentifikasi sebelumnya pada ketiga indeks vegetasi. Marka merah (non-vegetasi) secara konsisten selaras dengan area yang menunjukkan nilai NDVI, SAVI, dan EVI yang rendah, sementara marka hijau (vegetasi) menempati zona dengan respons spektral vegetasi yang tinggi. Konsistensi antar-indeks ini memperkuat keandalan penempatan sampel data latih, karena mengonfirmasi bahwa lokasi yang disampel bersifat stabil secara spektral pada beberapa indeks sekaligus, bukan merupakan artefak dari sensitivitas satu indeks saja.

Meskipun demikian, klusterisasi marka merah yang relatif lebih padat pada zona yang berdekatan dengan jalan di wilayah barat, dibandingkan dengan distribusi marka hijau yang lebih tersebar, mengindikasikan potensi ketidakseimbangan spasial dalam menggambarkan sampel suatu kondisi yang dapat memunculkan bias klasifikasi ke arah permukaan non-vegetasi pada zona transisi, di mana kepadatan vegetasi bersifat moderat dan ambigu secara spektral pada keluaran NDVI, SAVI, dan EVI.

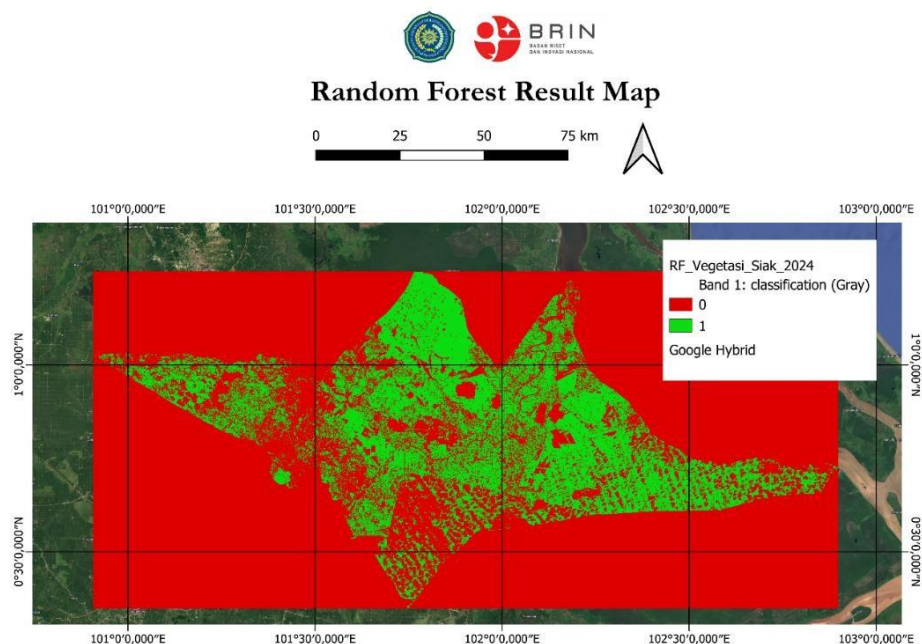
4.1.6 Hasil Klasifikasi Random Forest

Setelah ketiga indeks vegetasi (NDVI, SAVI, dan EVI) dihasilkan dan region of interest (ROI) ditentukan, algoritma Random Forest digunakan untuk mengklasifikasikan tutupan lahan. Distribusi kelas vegetasi dan non vegetasi pada wilayah kajian kemudian divisualisasikan dari hasil klasifikasi tersebut. Kerangka kerja klasifikasi Random Forest menggunakan alur kerja machine learning yang secara fundamental berbeda dari pendekatan berbasis ambang batas (threshold- based) yang menjadi karakteristik klasifikasi NDVI tunggal. Berbeda dengan threshold batas spektral yang tetap untuk memisahkan vegetasi dari non-vegetasi, kerangka kerja ini menginisialisasi classifier ensemble (numberOfTrees=100, seed=123) yang dilatih pada sampel ground truth menggunakan nilai band komposit NDVI, SAVI, dan EVI sebagai fitur prediktor suatu struktur input multi-fitur yang secara langsung memanfaatkan dimensi spektral komplementer yang telah dibangun oleh ketiga indeks tersebut. Classifier yang telah dilatih kemudian diterapkan pada seluruh citra komposit melalui `composite.classify()`, dengan keunggulan model dinilai melalui estimasi out-of-bag (OOB) error, yang menyediakan metrik validasi internal yang tidak dimiliki oleh pendekatan klasifikasi berbasis threshold apa pun.



Gambar 4- 7 Diagram Alir Klasifikasi Random Forest

Dibandingkan dengan zona nilai tinggi yang kontinu yang dihasilkan oleh NDVI saja, peta klasifikasi Random Forest yang dihasilkan menghasilkan keluaran spasial biner kelas 0 (merah, non-vegetasi) dan kelas 1 (hijau, vegetasi) yang mengungkap batas vegetasi yang secara spasial jauh lebih terfragmentasi dan beragam. Piksel non-vegetasi (merah) mendominasi pada wilayah barat, selatan, dan pinggiran, yang secara spasial konsisten



Gambar 4- 8 Peta Klasifikasi Random Forest Kabupaten Siak Tahun 2024

dengan zona permukiman, koridor jalan, lahan pertanian yang dibuka, dan permukaan yang berdekatan dengan badan air yang sebelumnya teridentifikasi pada peta NDVI, SAVI, dan EVI, sementara piksel vegetasi (hijau) terkonsentrasi pada wilayah tengah dan timur laut Kabupaten Siak. Random Forest secara efektif mampu menguraikan heterogenitas tutupan lahan sub-kanopi yang, jika ditangani oleh indeks vegetasi secara individual, akan cenderung overestimate atau ditekan yang dibuktikan oleh tingkat fragmentasi spasial yang tinggi pada piksel hijau di dalam batas kabupaten, khususnya pada zona tengah. Temuan ini mengonfirmasi keunggulan analitis klasifikasi ensemble dibandingkan dengan pendekatan ambang batas indeks tunggal dalam konteks tutupan lahan yang heterogen di Kabupaten Siak.

4.1.7 Penilaian Akurasi Model

Model klasifikasi Random Forest dilatih menggunakan 33 sampel dan divalidasi terhadap 17 sampel independen yang diambil dari total 50 titik ground truth, dengan pembagian 70/30 yang diterapkan melalui penugasan kolom acak (seed=123) untuk menjamin pembagian yang reproducible. Confusion matrix resubstitusi adalah evaluasi terhadap data latih itu sendiri yang menghasilkan Overall Accuracy sempurna sebesar 100% dan Kappa 1,0, meskipun secara matematis sudah dapat diduga karena merupakan evaluasi terhadap data latih, secara analitis tidak informatif dan tidak boleh digunakan sebagai indikator performa utama karena bias overfitting yang melekat padanya.

Tabel 4- 2 Confusion Matrix Random Forest untuk Vegetasi dan Non-Vegetasi

No	Kelas	Non-Vegetasi	Vegetasi	Total	User's Accuracy
1	Non-Vegetasi	9	1	10	90,00%
2	Vegetasi	1	6	7	85,71%
Total		10	7	17	-
Producer's Accuracy		90,00%	85,71%	-	-

Matriks validasi independen pada Tabel 4.2 memberikan penilaian performa yang secara statistik lebih kredibel, yaitu Overall Accuracy sebesar 88,24% (15/17), koefisien Kappa sebesar 0,757 yang berada pada kategori substantial agreement, serta akurasi spesifik per kelas sebesar 90,00% Producer's Accuracy dan 90,00% User's Accuracy untuk kelas Non-Vegetasi, dan 85,71% untuk Producer's Accuracy

maupun User's Accuracy pada kelas Vegetasi. Nilai OOB Error sebesar 9,09% lebih lanjut mengonfirmasi keunggulan model yang moderat, karena metrik ensemble internal ini bekerja secara independen dari pembagian data validasi. Meskipun demikian, nilai-nilai akurasi tersebut perlu digambarkan dengan kehati-hatian yang terukur: jumlah sampel validasi yang hanya 17 titik tetap terbatas secara statistik untuk menarik generalisasi yang luas mengenai performa klasifikasi di seluruh cakupan spasial Kabupaten Siak, di mana satu kesalahan klasifikasi yang teramati secara simetris pada kedua kelas memberikan pengaruh yang tidak proporsional terhadap metrik yang dilaporkan. Performa model dengan demikian lebih tepat dicirikan sebagai promising and indicative, bukan secara konklusif robust, dan penelitian selanjutnya perlu memprioritaskan perluasan dataset validasi untuk memperkuat keandalan statistik dari penilaian akurasi yang dilaporkan.

4.2 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa gabungan tiga indeks vegetasi (NDVI, SAVI, dan EVI) sebagai fitur input klasifikasi Random Forest memberikan kontribusi yang saling melengkapi terhadap performa model, telah diuraikan pada subbab 4.1. NDVI menyediakan deteksi vegetasi secara umum, EVI meningkatkan sensitivitas terhadap kanopi berbiomassa tinggi dan variasi atmosferik, sementara SAVI mengurangi gangguan kecerahan tanah pada zona vegetasi transisi dan jarang suatu komplementaritas spektral yang tidak dapat digantikan oleh satu indeks saja secara independen. Pencapaian Overall Accuracy sebesar 88,24% dan koefisien Kappa sebesar 0,757 pada validasi independen menunjukkan kesepakatan yang substansial antara hasil klasifikasi dan data referensi, serta memenuhi threshold akurasi penginderaan jauh yang umum diterima. Hal ini menunjukkan bahwa kombinasi algoritma Random Forest dengan platform Google Earth Engine merupakan pendekatan yang efisien dan dapat diskalakan untuk pemetaan vegetasi, khususnya pada wilayah dengan karakteristik lanskap gambut tropis seperti Kabupaten Siak. Meskipun penelitian ini menunjukkan kinerja klasifikasi yang baik, terdapat beberapa metodologis yang perlu dipertimbangkan dalam menginterpretasikan hasil yang diperoleh. Pertama, jumlah sampel yang digunakan

sebanyak 50 titik menghasilkan 17 titik validasi independen, yang telah memadai untuk mengevaluasi performa awal model. Namun, penambahan jumlah sampel pada penelitian selanjutnya berpotensi meningkatkan keakuratan hasil data serta memperkuat penilaian akurasi. Dengan mempertimbangkan aspek tersebut, hasil akurasi yang didapat pada penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi indeks vegetasi NDVI, SAVI, dan EVI dengan algoritma Random Forest mampu memberikan kinerja yang baik dalam membedakan kelas vegetasi dan non-vegetasi di Kabupaten Siak. Hasil ini memberikan gambaran yang representatif mengenai potensi pemanfaatan data Landsat 8 dan platform Google Earth Engine untuk pemetaan vegetasi pada skala wilayah. Meskipun demikian, penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan penambahan jumlah sampel guna meningkatkan representativitas data dan memperkuat proses validasi. Dengan dukungan jumlah sampel yang lebih besar, model klasifikasi diharapkan dapat menghasilkan tingkat generalisasi yang lebih baik serta memberikan informasi yang lebih komprehensif mengenai kondisi tutupan lahan di wilayah penelitian.

BAB 5 SIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan pada BAB IV, dapat disimpulkan bahwa indeks vegetasi NDVI, SAVI, dan EVI di Kabupaten Siak tahun 2024 memiliki karakteristik yang berbeda dalam menggambarkan kondisi vegetasi. Nilai rata-rata NDVI sebesar 0,612, SAVI sebesar 0,459, dan EVI sebesar 0,527 menunjukkan bahwa ketiga indeks memberikan informasi yang saling melengkapi. NDVI berperan sebagai indikator umum vegetasi, SAVI membantu mengurangi pengaruh latar tanah, sedangkan EVI lebih sensitif terhadap vegetasi dengan biomassa tinggi. Klasifikasi vegetasi dan non-vegetasi menggunakan algoritma Random Forest dengan tujuh band spektral Landsat 8 serta NDVI, SAVI, dan EVI berhasil menghasilkan peta tutupan lahan biner Kabupaten Siak. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa non-vegetasi cenderung mendominasi wilayah barat dan selatan, sedangkan vegetasi lebih banyak ditemukan di wilayah tengah dan timur laut.

Evaluasi akurasi menunjukkan performa model yang baik untuk skala penelitian eksploratif, dengan Overall Accuracy sebesar 88,24%, koefisien Kappa sebesar 0,757, Producer's Accuracy sebesar 90,00% untuk non-vegetasi dan 85,71% untuk vegetasi, serta User's Accuracy sebesar 90,00% dan 85,71%. Nilai OOB Error sebesar 9,09% juga menunjukkan konsistensi yang baik antara proses pelatihan dan validasi model.

Secara keseluruhan, kombinasi NDVI, SAVI, dan EVI bersama tujuh band spektral Landsat 8 memberikan informasi yang saling melengkapi dalam membedakan kelas vegetasi dan non-vegetasi. Kombinasi fitur tersebut memungkinkan Random Forest mengenali variasi karakteristik vegetasi secara lebih efektif dibandingkan pendekatan yang hanya menggunakan satu indeks vegetasi berbasis *threshold*, sehingga mendukung peningkatan performa klasifikasi dan menjawab tujuan penelitian.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian, beberapa saran yang dapat diberikan adalah sebagai berikut:

1. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan jumlah dan sebaran sampel yang lebih besar agar data pelatihan dan validasi lebih representatif terhadap variasi tutupan lahan di Kabupaten Siak.
2. Penelitian selanjutnya dapat membandingkan performa Random Forest dengan algoritma klasifikasi lain serta menguji kontribusi masing-masing band spektral dan indeks vegetasi secara terpisah untuk mengetahui fitur yang paling berpengaruh terhadap hasil klasifikasi.
3. Penggunaan data dengan resolusi spasial lebih tinggi, seperti Sentinel-2 atau data multisumber, dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan kemampuan model dalam membedakan objek vegetasi dan non-vegetasi, terutama pada area dengan karakteristik tutupan lahan yang kompleks.

DAFTAR REFERENSI

- Adrian, A., Widiatmaka, W., Munibah, K., & Firmansyah, I. (2023). Pola spasial perubahan tutupan lahan/penggunaan lahan menggunakan Google Earth Engine di Kabupaten Majalengka. *Jurnal Pembangunan Wilayah dan Kota*, 19(4), 447–463. <https://doi.org/10.14710/pwk.v19i4.46254>
- Agaventa, C. D., Rumapea, H., Kelana, I., & Sagala, J. (2025). Pemanfaatan Google Earth Engine dan algoritma Random Forest untuk [judul belum lengkap]. 11(2), 52–57.
- Aghababaei, M., Ebrahimi, A., Naghipour, A. A., & Asadi, E. (2021). Vegetation types mapping using multi-temporal Landsat images in the Google Earth Engine platform, 1–15.
- Al Fathoni, H. (2025). Pemetaan tutupan lahan menggunakan Random Forest pada platform Google Earth Engine: Studi kasus IKN. *TECHNOPEX-2025 Institut Teknologi Indonesia*, 441–447.
- Alshehri, B., Zhang, Z., & Liu, X. (2025). A review of Google Earth Engine for land use and land cover change analysis: Trends, applications, and challenges, 1–26.
- Amini, S., Saber, M., Rabiei-Dastjerdi, H., & Homayouni, S. (2022). Urban land use and land cover change analysis using Random Forest classification of Landsat time series. *Remote Sensing*, 14(11), 1–23. <https://doi.org/10.3390/rs14112654>
- Aziz, G., Minallah, N., Saeed, A., Frnda, J., & Khan, W. (2024). Remote sensing based forest cover classification using machine learning. *Scientific Reports*, 14(1), 1–17. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-50863-1>
- Correction to: Land use and land cover classification using machine learning algorithms in Google Earth Engine. (2023). 577451.
- Data, U. H., Mohammadi-Doqozloo, Z., Taghizadeh-Mehrjardi, R., & Khosravani, P. (2024). Random Forest-based soil moisture estimation using Sentinel-2. *Engineering*.
- Farhadi, H., Ebadi, H., Kiani, A., & Asgary, A. (2024). Near real-time flood

- monitoring using multi-sensor optical imagery and machine learning by GEE: An automatic feature-based multi-class classification approach. *Remote Sensing*, 16(23). <https://doi.org/10.3390/rs16234454>
- Gülci, S., Wing, M., & Akay, A. E. (2025). Land use and land cover (LULC) mapping accuracy using single-date Sentinel-2 MSI imagery with Random Forest and classification and regression tree classifiers. *Geomatics*, 5(3), 1–20. <https://doi.org/10.3390/geomatics5030029>
- Kumar, B. P., Babu, K. R., Anusha, B. N., & Rajasekhar, M. (2022). Geo-environmental monitoring and assessment of land degradation and desertification in the semi-arid regions using Landsat 8 OLI/TIRS, LST, and NDVI approach. *Environmental Challenges*, 8, 100578. <https://doi.org/10.1016/j.envc.2022.100578>
- Loukika, K. N., Keesara, V. R., & Sridhar, V. (2021). Analysis of land use and land cover using machine learning algorithms on Google Earth Engine for Munneru River Basin, India. *Sustainability*, 13(24). <https://doi.org/10.3390/su132413758>
- Mateen, S., Nuthammachot, N., Techato, K., & Ullah, N. (2023). Billion Tree Tsunami forests classification using image fusion technique and Random Forest classifier applied to Sentinel-2 and Landsat-8 images: A case study of Garhi Chandan, Pakistan. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 12(1). <https://doi.org/10.3390/ijgi12010009>
- Melichar, M., Didan, K., Barreto-Muñoz, A., Duberstein, J. N., Crimmins, T., Li, H., Traphagen, M., Thomas, K. A., & Nagler, P. L. (2023). Random Forest classification of multitemporal Landsat 8 spectral data and phenology metrics for land cover mapping in the Sonoran and Mojave Deserts.
- Mzid, N., Castaldi, F., Tolomio, M., Pascucci, S., Casa, R., & Pignatti, S. (2022). Evaluation of agricultural bare soil properties retrieval from Landsat 8, Sentinel-2 and PRISMA satellite data. *Remote Sensing*, 14(3), 1–22. <https://doi.org/10.3390/rs14030714>
- Nasiri, V., Deljouei, A., Moradi, F., Sadeghi, S. M. M., & Borz, S. A. (2022). Land use and land cover mapping using Sentinel-2, Landsat-8 satellite images, and

- Google Earth Engine: A comparison of two composition methods. *Remote Sensing*, 14(9). <https://doi.org/10.3390/rs14091977>
- Pande, C. B., Srivastava, A., Moharir, K. N., Radwan, N., & Sidek, L. M. (2024). Characterizing land use/land cover change dynamics by an enhanced Random Forest machine learning model: A Google Earth Engine implementation. *Environmental Sciences Europe*. <https://doi.org/10.1186/s12302-024-00901-0>
- Peng, X., He, G., She, W., Zhang, X., Wang, G., Yin, R., & Long, T. (2022). A comparison of Random Forest algorithm-based forest extraction with GF-1 WFV, Landsat 8 and Sentinel-2 images. *Remote Sensing*, 14(21), 1–16. <https://doi.org/10.3390/rs14215296>
- Rahimi, E., & Jung, C. (2024). Evaluating the applicability of Landsat 8 data for global time series analysis. *Frontiers in Remote Sensing*, 1–10. <https://doi.org/10.3389/frsen.2024.1492534>
- Romansah, F., Anugrah, R., Kurniadin, N., & Sofyan, A. B. (2023). [Judul artikel belum lengkap]. 2(1), 36–40.
- Shafizadeh-Moghaddam, H., Khazaei, M., Alavipanah, S. K., & Weng, Q. (2021). Google Earth Engine for large-scale land use and land cover mapping: An object-based classification approach using spectral, textural and topographical factors. *GIScience & Remote Sensing*, 58(6), 914–928. <https://doi.org/10.1080/15481603.2021.1947623>
- Sivrikaya, F., Günlü, A., Küçük, Ö., & Ürker, O. (2024). Forest fire risk mapping with Landsat 8 OLI images: Evaluation of the potential use of vegetation indices. *Ecological Informatics*, 79, 102461. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102461>
- Song, D. X., Wang, Z., He, T., Wang, H., & Liang, S. (2022). Estimation and validation of 30 m fractional vegetation cover over China through integrated use of Landsat 8 and Gaofen 2 data. *Science of Remote Sensing*, 6, 100058. <https://doi.org/10.1016/j.srs.2022.100058>
- Tassi, A., Gigante, D., Modica, G., & Di Martino, L. (2021). Pixel- vs. object-based Landsat 8 data classification in Google Earth Engine using Random Forest: The case study of Maiella National Park.

- Tuğaç, M. G., Şimşek, F. F., & Torunlar, H. (2024). Classification of agricultural crops with Random Forest and Support Vector Machine algorithms using Sentinel-2 and Landsat-8 images. *International Journal of Environment and Geoinformatics*, 11(3), 106–118. <https://doi.org/10.30897/ijegeo.1479116>
- Vizzari, M. (2022). Object-based land cover classification in Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 14, 1–19.
- 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). <https://doi.org/10.3390/rs14143253>
- Yuliana, H., & Rizqiana, Z. C. H. (2025). Analisis metode klasifikasi pemetaan tutupan lahan (land cover) di area Kota Bandung menggunakan algoritma Random Forest pada Google Earth Engine. *EPSILON: Journal of Electrical Engineering and Information Technology*, 22(2), 97–106. <https://doi.org/10.55893/epsilon.v22i2.119>

LAMPIRAN

LAMPIRAN A *Source Code*

```
// =====
// RANDOM FOREST VEGETATION CLASSIFICATION – KABUPATEN SIAK
// Landsat 8 L2 + NDVI + SAVI + EVI
// Google Earth Engine
// =====
// 0. BATAS WILAYAH KABUPATEN SIAK
// =====
var indonesia = indonesia2;
var siak = indonesia
  .filter(ee.Filter.eq('ADM2_NAME', 'Siak'))
  .filter(ee.Filter.eq('ADM0_NAME', 'Indonesia'));
Map.addLayer(siak, {color: 'red'}, 'Batas Siak');
Map.centerObject(siak, 9);
// =====
// 1. CLOUD MASK FUNCTION
// =====
function maskL8sr(image) {
  var qa = image.select('QA_PIXEL');
  var cloudBitMask = 1 << 3;
  var cloudShadowBitMask = 1 << 4;
  var mask = qa.bitwiseAnd(cloudBitMask).eq(0)
    .and(qa.bitwiseAnd(cloudShadowBitMask).eq(0));
  return image.updateMask(mask);
}
// =====
// 2. LANDSAT 8 TOA – VISUALISASI RGB
// =====
var L8_TOA = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C02/T1_TOA')
  .filterBounds(siak)
  .filterDate('2024-01-01', '2024-12-31')
  .filter(ee.Filter.lt('CLOUD_COVER', 20));
var median_TOA = L8_TOA.median().clip(siak);
var visTrueColor_TOA = {
  bands: ['B4', 'B3', 'B2'],
  min: 0.0,
  max: 0.3,
  gamma: 1.4
};
Map.addLayer(
  median_TOA,
  visTrueColor_TOA,
  'True Color TOA'
);
// =====
// 3. LANDSAT 8 L2 SURFACE REFLECTANCE
// =====
var L8_L2 = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C02/T1_L2')
  .filterBounds(siak)
  .filterDate('2024-01-01', '2024-12-31')
  .filter(ee.Filter.lt('CLOUD_COVER', 20))
  .map(maskL8sr);
var median_L2 = L8_L2.median().clip(siak);
// Kalibrasi radiometrik
var opticalBands_L2 = median_L2
  .select([
    'SR_B1',
    'SR_B2',
    'SR_B3',
    'SR_B4',
    'SR_B5',
    'SR_B6',
    'SR_B7'
  ])
  .multiply(0.0000275)
```

```

        .add(-0.2)
        .rename([
            'B1',
            'B2',
            'B3',
            'B4',
            'B5',
            'B6',
            'B7'
        ]);
print('Optical Bands:', opticalBands_L2);
// Visualisasi True Color
var visTrueColor_L2 = {
    bands: ['B4', 'B3', 'B2'],
    min: 0.0,
    max: 0.3,
    gamma: 1.4
};
Map.addLayer(
    opticalBands_L2,
    visTrueColor_L2,
    'True Color L2'
);
// =====
// 4. VEGETATION INDICES
// =====
// NDVI
var ndvi_L2 = opticalBands_L2
    .normalizedDifference(['B5', 'B4'])
    .rename('NDVI');
// SAVI
var savi_L2 = opticalBands_L2.expression(
    '((NIR - RED) / (NIR + RED + L)) * (1 + L)',
    {
        'NIR': opticalBands_L2.select('B5'),
        'RED': opticalBands_L2.select('B4'),
        'L': 0.5
    }
).rename('SAVI');
// EVI
var evi_L2 = opticalBands_L2.expression(
    'G * ((NIR - RED) / (NIR + C1 * RED - C2 * BLUE + L))',
    {
        'NIR': opticalBands_L2.select('B5'),
        'RED': opticalBands_L2.select('B4'),
        'BLUE': opticalBands_L2.select('B2'),
        'G': 2.5,
        'C1': 6.0,
        'C2': 7.5,
        'L': 1.0
    }
).rename('EVI');
// Visualisasi Vegetation Indices
Map.addLayer(
    ndvi_L2,
    {min:-1, max:1, palette:['blue','white','green']},
    'NDVI'
);
Map.addLayer(
    savi_L2,
    {min:-1, max:1, palette:['blue','white','green']},
    'SAVI'
);
Map.addLayer(
    evi_L2,
    {min:-1, max:1, palette:['blue','white','green']},
    'EVI'
);
// =====
// DESCRIPTIVE STATISTICS (Reviewer Table 2)
// =====

```

```

// ----- NDVI -----
print('===== NDVI =====');
print('NDVI Min & Max',
ndvi_L2.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.minMax(),
  geometry: siak,
  scale: 30,
  bestEffort: true,
  maxPixels: 1e13,
  tileScale: 16
}));
print('NDVI Mean',
ndvi_L2.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.mean(),
  geometry: siak,
  scale: 30,
  bestEffort: true,
  maxPixels: 1e13,
  tileScale: 16
}));
print('NDVI Median',
ndvi_L2.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.median(),
  geometry: siak,
  scale: 30,
  bestEffort: true,
  maxPixels: 1e13,
  tileScale: 16
}));
print('NDVI StdDev',
ndvi_L2.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.stdDev(),
  geometry: siak,
  scale: 30,
  bestEffort: true,
  maxPixels: 1e13,
  tileScale: 16
}));
print('NDVI Pixel Count',
ndvi_L2.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.count(),
  geometry: siak,
  scale: 30,
  bestEffort: true,
  maxPixels: 1e13,
  tileScale: 16
}));
// ----- SAVI -----
print('===== SAVI =====');
print('SAVI Min & Max',
savi_L2.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.minMax(),
  geometry: siak,
  scale: 30,
  bestEffort: true,
  maxPixels: 1e13,
  tileScale: 16
}));
print('SAVI Mean',
savi_L2.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.mean(),
  geometry: siak,
  scale: 30,
  bestEffort: true,
  maxPixels: 1e13,
  tileScale: 16
}));
print('SAVI Median',
savi_L2.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.median(),
  geometry: siak,

```

```

        scale: 30,
        bestEffort: true,
        maxPixels: 1e13,
        tileScale: 16
    ));
print('SAVI StdDev',
savi_L2.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.stdDev(),
    geometry: siak,
    scale: 30,
    bestEffort: true,
    maxPixels: 1e13,
    tileScale: 16
}));
print('SAVI Pixel Count',
savi_L2.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.count(),
    geometry: siak,
    scale: 30,
    bestEffort: true,
    maxPixels: 1e13,
    tileScale: 16
}));
// ----- EVI -----
print('===== EVI =====');
print('EVI Min & Max',
evi_L2.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.minMax(),
    geometry: siak,
    scale: 30,
    bestEffort: true,
    maxPixels: 1e13,
    tileScale: 16
}));
print('EVI Mean',
evi_L2.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.mean(),
    geometry: siak,
    scale: 30,
    bestEffort: true,
    maxPixels: 1e13,
    tileScale: 16
}));
print('EVI Median',
evi_L2.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.median(),
    geometry: siak,
    scale: 30,
    bestEffort: true,
    maxPixels: 1e13,
    tileScale: 16
}));
print('EVI StdDev',
evi_L2.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.stdDev(),
    geometry: siak,
    scale: 30,
    bestEffort: true,
    maxPixels: 1e13,
    tileScale: 16
}));
print('EVI Pixel Count',
evi_L2.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.count(),
    geometry: siak,
    scale: 30,
    bestEffort: true,
    maxPixels: 1e13,
    tileScale: 16
}));

```

```

// =====
// 5. COMPOSITE IMAGE
// =====
var composite = opticalBands_L2
  .addBands(ndvi_L2)
  .addBands(savi_L2)
  .addBands(evi_L2);
print('Composite Bands:', composite.bandNames());
// =====
// 6. TRAINING SAMPLES
// =====
// Set class vegetasi = 1
vegetasi = vegetasi.map(function(feature) {
  return feature.set('class', 1);
});
// Set class nonvegetasi = 0
nonvegetasi = nonvegetasi.map(function(feature) {
  return feature.set('class', 0);
});
// Gabungkan training samples
var trainingPoints = vegetasi.merge(nonvegetasi);
print('Training Points:', trainingPoints);
print('Total Sampel:', trainingPoints.size());
// =====
// 7. EKSTRAK NILAI SPEKTRAL
// =====
var samples = composite.sampleRegions({
  collection: trainingPoints,
  properties: ['class'],
  scale: 30,
  tileScale: 4
});
print('Samples:', samples);
// =====
// 8. SPLIT TRAINING & VALIDATION
// =====
var withRandom = samples.randomColumn('random', 123);
var trainingSet = withRandom.filter(
  ee.Filter.lt('random', 0.7)
);
var validationSet = withRandom.filter(
  ee.Filter.gte('random', 0.7)
);
print('Jumlah Training:', trainingSet.size());
print('Jumlah Validasi:', validationSet.size());
// =====
// 9. RANDOM FOREST CLASSIFIER
// =====
var classifier = ee.Classifier.smileRandomForest({
  numberOfTrees: 100,
  seed: 123
}).train({
  features: trainingSet,
  classProperty: 'class',
  inputProperties: composite.bandNames()
});
print('RF Classifier:', classifier.explain());
print(
  'OOB Error:',
  classifier.explain().get('outOfBagErrorEstimate')
);
// =====
// 10. KLASIFIKASI RF
// =====
var classified = composite.classify(classifier);
Map.addLayer(
  classified,
  {
    min: 0,
    max: 1,
    palette: ['red', 'green']
  }
);

```

```

    },
    'RF Classification'
);
// =====
// 11. RESUBSTITUTION ACCURACY
// =====
var trainAccuracy = classifier.confusionMatrix();
print('=== RESUBSTITUTION MATRIX ===');
print(trainAccuracy);
print(
    'Overall Accuracy:',
    trainAccuracy.accuracy()
);
print(
    'Kappa:',
    trainAccuracy.kappa()
);
// =====
// 12. VALIDASI INDEPENDEN
// =====
var validated = validationSet.classify(classifier);
var validationMatrix = validated.errorMatrix(
    'class',
    'classification'
);
print('=== VALIDATION MATRIX ===');
print(validationMatrix);
print(
    'Overall Accuracy Validation:',
    validationMatrix.accuracy()
);
print(
    'Kappa Validation:',
    validationMatrix.kappa()
);
print(
    'Producer Accuracy:',
    validationMatrix.producersAccuracy()
);
print(
    'User Accuracy:',
    validationMatrix.consumersAccuracy()
);
// =====
// 13. FEATURE IMPORTANCE
// =====
var importance = ee.Dictionary(
    classifier.explain()
).get('importance');
print('=== FEATURE IMPORTANCE ===');
print(importance);
// =====
// 14. EXPORT HASIL KLASIFIKASI
// =====
Export.image.toDrive({
    image: classified,
    description: 'RF_Klasifikasi_Vegetasi_Siak_2024',
    folder: 'GEE_Exports',
    fileNamePrefix: 'RF_Vegetasi_Siak_2024',
    region: siak.geometry(),
    scale: 30,
    crs: 'EPSG:4326',
    maxPixels: 1e13,
    fileFormat: 'GeoTIFF'
});
// =====
// 15. EXPORT NDVI
// =====
Export.image.toDrive({
    image: ndvi_L2,
    description: 'NDVI_Siak_2024',

```

```

    folder: 'GEE_Exports',
    fileNamePrefix: 'NDVI_Siak_2024',
    region: siak.geometry(),
    scale: 30,
    crs: 'EPSG:4326',
    maxPixels: 1e13,
    fileFormat: 'GeoTIFF'
  });
// =====
// 16. EXPORT SAVI
// =====
Export.image.toDrive({
  image: savi_L2,
  description: 'SAVI_Siak_2024',
  folder: 'GEE_Exports',
  fileNamePrefix: 'SAVI_Siak_2024',
  region: siak.geometry(),
  scale: 30,
  crs: 'EPSG:4326',
  maxPixels: 1e13,
  fileFormat: 'GeoTIFF'
});
// =====
// 17. EXPORT EVI
// =====
Export.image.toDrive({
  image: evi_L2,
  description: 'EVI_Siak_2024',
  folder: 'GEE_Exports',
  fileNamePrefix: 'EVI_Siak_2024',
  region: siak.geometry(),
  scale: 30,
  crs: 'EPSG:4326',
  maxPixels: 1e13,
  fileFormat: 'GeoTIFF'
});
// =====
// 18. EXPORT TRUE COLOR
// =====
Export.image.toDrive({
  image: opticalBands_L2.select(['B4', 'B3', 'B2']),
  description: 'TrueColor_Siak_2024',
  folder: 'GEE_Exports',
  fileNamePrefix: 'TrueColor_Siak_2024',
  region: siak.geometry(),
  scale: 30,
  crs: 'EPSG:4326',
  maxPixels: 1e13,
  fileFormat: 'GeoTIFF'
});
// =====
// 19. EXPORT COMPOSITE
// =====
Export.image.toDrive({
  image: composite,
  description: 'Composite_Siak_2024',
  folder: 'GEE_Exports',
  fileNamePrefix: 'Composite_Siak_2024',
  region: siak.geometry(),
  scale: 30,
  crs: 'EPSG:4326',
  maxPixels: 1e13,
  fileFormat: 'GeoTIFF'
});
Export.table.toDrive({
  collection: trainingPoints,
  description: 'TrainingPoints_GeoJSON',
  folder: 'GEE_Exports',
  fileNamePrefix: 'TrainingPoints_Siak_2024',
  fileFormat: 'GeoJSON'
});

```

```

// =====
// EXPORT SAMPLE VEGETASI
// =====
var sampleVegetasi = composite.sampleRegions({
  collection: vegetasi,
  properties: ['class'],
  scale: 30,
  tileScale: 4,
  geometries: true
});
Export.table.toDrive({
  collection: sampleVegetasi,
  description: 'Sample_Vegetasi_GeoJSON',
  folder: 'GEE_Exports',
  fileNamePrefix: 'Sample_Vegetasi_Siak_2024',
  fileFormat: 'GeoJSON'
});
// =====
// EXPORT SAMPLE NON VEGETASI
// =====
var sampleNonVegetasi = composite.sampleRegions({
  collection: nonvegetasi,
  properties: ['class'],
  scale: 30,
  tileScale: 4,
  geometries: true
});
Export.table.toDrive({
  collection: sampleNonVegetasi,
  description: 'Sample_NonVegetasi_GeoJSON',
  folder: 'GEE_Exports',
  fileNamePrefix: 'Sample_NonVegetasi_Siak_2024',
  fileFormat: 'GeoJSON'
});

```

LAMPIRAN B Hasil Turnitin

Faiza Aulia Supriatna - RANDOM FOREST-BASED VEGETATION AND NON-VEGETATION CLASSIFICATION IN SIAK REGENCY...

23/6/2026

Document Details

Submission ID

trn:old::3618:144492053

Submission Date

Jun 29, 2026, 2:50 PM GMT+7

Download Date

Jun 29, 2026, 2:53 PM GMT+7

File Name

Faiza Aulia Supriatna_TE_KE 1 - Faiza Aulia.docx

File Size

8.8 MB

48 Pages

8,020 Words

52,476 Characters



Page 1 of 58 - Cover Page

Submission ID - trn:old::3618:144492053



Page 2 of 58 - Integrity Overview

Submission ID - trn:old::3618:144492053

19% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

Top Sources

10% Internet sources

6% Publications

17% Submitted works (Student Papers)

LAMPIRAN C Lembar Bimbingan Skripsi

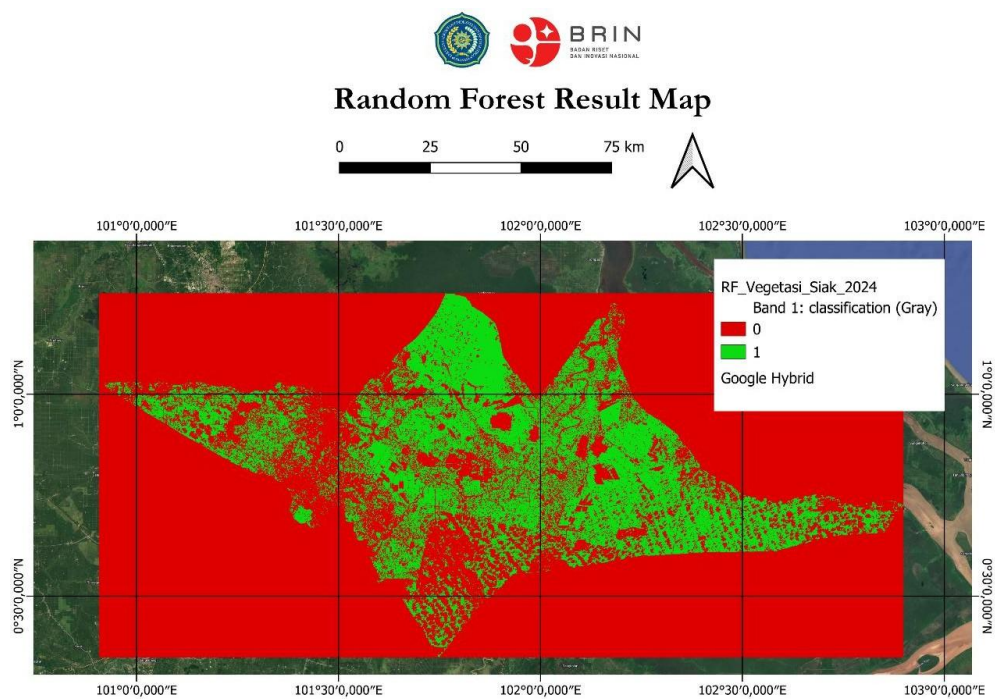

UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH PROF. DR. HAMKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI DAN INFORMATIKA
Jl. Tanah Merdeka No. 8, Kp. Rambutan, Ciracas, Jakarta Timur. Telp. (021) 8400941 Fax (021) 87782739
 Website : ft.uhamka.ac.id E-mail : ft@uhamka.ac.id

LEMBAR BIMBINGAN SKRIPSI

Nama : Faiza Aulia Supriatna
NIM : 2203025007
Program Studi : Teknik Elektro
Judul : Random Forest Based Vegetation and non vegetation classification in sat legend using landsat 8 and google earth engine.
Pembimbing : Ir. Harry Ramza, ST., MT., Ph.D.

No.	Tanggal	Keterangan	Paraf
1.	6/4/2026	Revisi bab 1-4 Jurnal Daftar referensi	
2.	8/4/2026	Revisi Jurnal	
3.	13/5/2026	Revisi Jurnal (let referensi dan memperbaiki gambar)	
4.	15/5/2026	Revisi Jurnal (merubah frachatt menjadi framework)	
5.	2/6/2026	Revisi Jurnal (kondisi pada saat upload jurnal)	
6.	9/6/2026	Revisi Jurnal (conclusion di parafrase lagi)	
7.	16/6/2026	Revisi Skripsi Gambar di sesuaikan lagi	
8.	26/6/2026	Revisi Skripsi lampiran di tambah lagi	
9.	6/7/2026	Revisi tambahkan gambar hasil Peta	

LAMPIRAN D Dokumentasi



LAMPIRAN E Letter of Acceptance



Jurnal Teknoif Teknik Informatika
Fakultas Teknik Institut Teknologi Padang

e-ISSN : 2598-9197
 p-ISSN : 2338-2724

LETTER OF ACCEPTANCE

Jurnal Teknoif Teknik Informatika Institut Teknologi Padang

ISSN: 2338-2724 | e-ISSN: 2598-9197

Publisher: **ITP Press**

Journal Website: <https://www.teknoif.itp.ac.id>

Date: **16-06-2026**

LETTER OF ACCEPTANCE

Dear

Faiza Aulia Supriatna¹⁾, Elvira Nurrahma²⁾, Inggit Lolita Sari³⁾, Emilia Roza⁴⁾, Harry Ramza⁵⁾

We are pleased to inform you that your manuscript entitled:

"Landsat 8 Image-Based Vegetation Classification Using the Random Forest Method" in the journal **Jurnal Teknoif Teknik Informatika Institut Teknologi Padang** after undergoing a peer-review process conducted by independent reviewers and the editorial board.

The manuscript is scheduled to be published in:

- **Volume:** 14
- **Issue:** 2
- **Year:** 2026

Thank you for submitting your work to **Jurnal Teknoif Teknik Informatika Institut Teknologi Padang**. We appreciate your contribution and believe that your article will provide valuable insights to the scientific community.

Should you require further information, please do not hesitate to contact us.

Padang, June 2026



Anisya, M.Kom

LAMPIRAN F Daftar Penerbitan

1. F. A. Supriatna., E. Nurrahma., I. L. Sari., E. Roza., H. Ramza., "Random ForestBased Vegetation and Non-Vegetation Classification in Siak Regency Using Landsat 8 and Google Earth Engine". .(2026). Jurnal Teknoif Teknik Informatika Institut Teknologi Padang Volume 14 (2) Oktober 2026. (Eccepted)
2. E. Nurrahma., F. A. Supriatna., I. L. Sari., E. Roza., H. Ramza., "Analysis of Vegetation Changes in Siak Regency's Oil Palm Plantations" .(2026). Jurnal Teknoif Teknik Informatika Institut Teknologi Padang, 14(1), 24-46.
<https://doi.org/10.21063/jtif.2026.V14.1.24-46>