

Identification of Sugarcane Fields and Classification of Their Growth Stages using Random Forest on Google Earth Engine

Article History:

Received
26 May 2025
Revised
24 June 2025
Accepted
29 June 2025

DEWI KANIA SARI, MUHAMMAD SAPUTRA NOVAL

Institut Teknologi Nasional Bandung, Indonesia
Email: dewiks@itenas.ac.id

ABSTRAK

Teknologi penginderaan jauh, khususnya citra Sentinel-2, menawarkan solusi pemantauan fase pertumbuhan tanaman tebu secara luas dan efisien. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi lahan tebu serta mengklasifikasi fase pertumbuhannya di Kecamatan Jatitujuh, Kabupaten Majalengka, dengan menerapkan algoritma Random Forest pada Google Earth Engine (GEE). Tiga indeks vegetasi—NDVI, NDRE, dan CIRE—digunakan sebagai variabel input dalam proses klasifikasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa fase pemanjangan batang merupakan fase yang paling dominan, diikuti oleh fase kemasakan, bera, dan pertunasan. Model klasifikasi yang dikembangkan mencapai akurasi keseluruhan sebesar 80%, dengan nilai Kappa 65% dan F1-Score 68%. Studi ini diharapkan dapat berkontribusi dalam optimalisasi produksi tebu dan perencanaan lahan yang lebih efektif di Indonesia.

Kata kunci: fase pertumbuhan, tebu, Sentinel-2, random forest, GEE

ABSTRACT

Remote sensing technology, particularly Sentinel-2 imagery, offers an efficient and large-scale solution for monitoring sugarcane crop growth phases. This study aims to identify sugarcane fields and classify their growth phases in Jatitujuh District, Majalengka Regency, using the Random Forest algorithm on the Google Earth Engine (GEE) platform. Three vegetation indices—NDVI, NDRE, and CIRE—were used as input variables in the classification process. The results indicate that the stem elongation phase is the most dominant, followed by the maturation, fallow, and sprouting phases. The developed classification model achieved an overall accuracy of 80%, with a Kappa coefficient of 65% and an F1-Score of 68%. This study is expected to contribute to the optimization of sugarcane production in Indonesia and serve as a reference for more effective land management and planning.

Keywords: growth phase, sugarcane, Sentinel-2, random forest, GEE

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



1. PENDAHULUAN

Tebu (*Saccharum officinarum*) merupakan tanaman utama dalam produksi gula yang memiliki peran penting di sektor pertanian dan industri di Indonesia **(Yulianti, 2020)**. Seiring dengan pertumbuhan populasi, permintaan gula nasional terus meningkat, sementara produksi tebu dalam negeri menghadapi berbagai tantangan, termasuk keterbatasan lahan, fluktuasi cuaca, serta kurangnya sistem pemantauan tanaman yang efisien. Salah satu solusi yang menjanjikan untuk meningkatkan produktivitas tebu adalah penerapan teknologi penginderaan jauh, yang memungkinkan pemantauan lahan pertanian dan fase pertumbuhan tanaman secara luas dan *real-time* **(Som-ard, dkk, 2021)(Kavats, dkk, 2020)(Basheer, dkk, 2022)**.

Dalam beberapa tahun terakhir, penginderaan jauh berbasis satelit telah menjadi alat yang efektif dalam pemantauan pertanian **(Li, dkk, 2022)**. Sentinel-2, yang merupakan bagian dari program Copernicus dari European Space Agency (ESA), menyediakan citra multispektral dengan resolusi spasial cukup tinggi (10–20 m) dan resolusi temporal lima hari, sehingga menjadi pilihan ideal untuk pemantauan vegetasi **(Drusch, dkk, 2012)**. Beberapa penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa indeks vegetasi seperti *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), *Normalized Difference Red Edge* (NDRE), dan *Chlorophyll Index Red Edge* (CIRED) dapat digunakan untuk mendeteksi perubahan pertumbuhan tanaman dan mengklasifikasi fase pertumbuhan tebu **(Sakamoto, 2021)(Thompson, 2019)**.

Meskipun teknologi penginderaan jauh telah berkembang pesat, salah satu tantangan utama dalam klasifikasi fase pertumbuhan tanaman di wilayah tropis seperti Indonesia adalah tingginya tutupan awan, yang dapat menurunkan kualitas citra optik **(Sukoco, dkk, 2022)**. Google Earth Engine (GEE) menyediakan solusi komputasi berbasis *cloud* yang memungkinkan analisis dan pemrosesan citra satelit secara efisien tanpa terbatas oleh spesifikasi perangkat keras lokal **(Rizaldi, dkk, 2022)**. Dengan memanfaatkan GEE, klasifikasi tutupan lahan dan pemantauan pertumbuhan tanaman dapat dilakukan dalam skala luas dengan biaya lebih rendah dibandingkan metode konvensional.

Teknik *machine learning* telah banyak diterapkan dalam analisis citra satelit, dengan Random Forest (RF) menjadi salah satu metode yang paling populer dan efektif **(Belgiu & Drăguț, 2016)(Lemenkova, 2024)(Farikhi & Pramono, 2023)(Zulfajri, dkk, 2022)**. Random Forest adalah algoritma berbasis pohon keputusan yang dapat menangani data berdimensi tinggi dan tahan terhadap kondisi *overfitting*, sehingga banyak digunakan dalam klasifikasi citra satelit untuk pemetaan lahan pertanian **(Breiman, 2001)**. Studi yang dilakukan oleh **(Schultz, dkk, 2015)** menunjukkan bahwa penerapan Random Forest pada klasifikasi lahan pertanian menghasilkan akurasi tinggi, dengan *Overall Accuracy* (OA) berkisar antara 80–98%. Namun, penelitian mengenai penerapan Random Forest untuk klasifikasi lahan tebu dan identifikasi fase pertumbuhannya di Indonesia masih terbatas, sehingga diperlukan penelitian lebih lanjut untuk menilai efektivitas metode ini dalam konteks lokal.

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi lahan tebu dan mengklasifikasi fase pertumbuhannya di Kecamatan Jatitujuh, Kabupaten Majalengka, menggunakan algoritma Random Forest pada platform Google Earth Engine. Di kecamatan tersebut terdapat perkebunan tebu yang dikelola oleh PT. Pabrik Gula Rajawali II Unit Jatitujuh. Tiga indeks vegetasi—NDVI, NDRE, dan CIRED—digunakan sebagai variabel input dalam proses klasifikasi. Akurasi model dievaluasi menggunakan matriks konfusi untuk menilai kinerja klasifikasi. Hasil penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi pada pengembangan sistem pemantauan pertanian berbasis *machine learning*, serta menjadi referensi bagi petani, industri gula, dan pembuat kebijakan dalam perencanaan budidaya dan pengelolaan lahan tebu guna mengoptimalkan produksi tebu di Indonesia.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Data Penelitian

Penelitian ini menggunakan beberapa dataset yang berkaitan dengan identifikasi lahan tebu dan klasifikasi fase pertumbuhannya. Dataset diperoleh dari berbagai sumber resmi yang relevan dengan subjek penelitian, termasuk lembaga pemerintah dan sektor swasta. Tabel 1 merangkum data yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 1. Data Penelitian

No	Data	Sumber Data	Tujuan
1	Citra Sentinel-2 Level 2A (14 Juni 2024)	Google Earth Engine	Klasifikasi lahan tebu dan fase pertumbuhan
2	Peta batas administrasi Kecamatan Jatitujuh	Badan Informasi Geospasial (BIG)	Menentukan wilayah studi
3	Data fase pertumbuhan tebu	PT. Pabrik Gula Rajawali II Unit Jatitujuh	Dataset pelatihan dan validasi klasifikasi

Citra Sentinel-2 Level 2A dipilih karena memiliki resolusi spasial cukup tinggi (10 m) dan frekuensi kunjungan ulang yang tinggi (5 hari), sehingga sangat cocok untuk pemantauan perubahan vegetasi (Drusch, dkk, 2012). Peta batas administrasi digunakan untuk membatasi wilayah studi, memastikan klasifikasi hanya difokuskan pada Kecamatan Jatitujuh. Selain itu, data observasi fase pertumbuhan tebu digunakan sebagai informasi referensi untuk keperluan pelatihan dan validasi model.

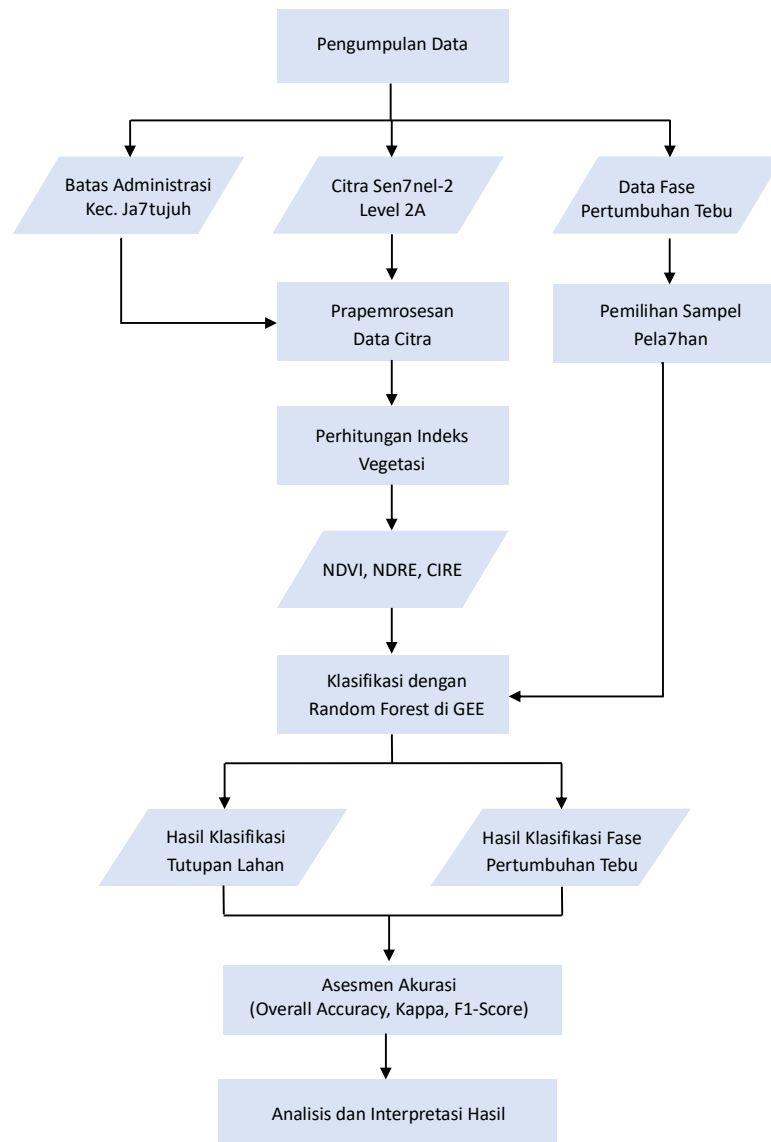
2.2 Alur Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan, yang terdiri atas pengumpulan data, prapemrosesan data, perhitungan indeks vegetasi, klasifikasi menggunakan Random Forest, dan asesmen akurasi. Diagram alir penelitian disajikan pada Gambar 1.

Tahapan utama metodologi meliputi:

- a. Akuisisi Data: mengumpulkan citra Sentinel-2 Level 2A, batas administrasi, dan data referensi fase pertumbuhan tebu.
- b. Prapemrosesan Data: menerapkan *masking* awan, pemotongan citra berdasarkan batas wilayah studi, dan koreksi radiometrik.
- c. Perhitungan Indeks Vegetasi: menghitung NDVI, NDRE, dan CIRE untuk meningkatkan diferensiasi fase pertumbuhan tebu.
- d. Pemilihan Sampel Pelatihan: menentukan sampel pelatihan berdasarkan observasi lapangan dan data satelit.
- e. Klasifikasi Menggunakan Random Forest: melatih dan menerapkan algoritma Random Forest untuk klasifikasi tutupan lahan dan fase pertumbuhan tanaman tebu.
- f. Asesmen Akurasi: menilai kinerja klasifikasi menggunakan matriks konfusi dan menghitung *Overall Accuracy*, Koefisien Kappa, serta *F1-score*.

*Identification of Sugarcane Fields and Classification of Their Growth Stages
using Random Forest on Google Earth Engine*



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

2.3 Prapemrosesan Data

Prapemrosesan data merupakan langkah penting untuk memastikan citra satelit bersih dan siap untuk dianalisis. Dalam penelitian ini, diterapkan tiga teknik utama yaitu: *masking* awan, pemotongan wilayah studi, dan koreksi radiometrik. Untuk mengurangi pengaruh tutupan awan, proses *masking* awan diterapkan guna menyaring piksel yang terpengaruh awan, sehingga meningkatkan keandalan hasil klasifikasi. Selain itu, dilakukan langkah penyaringan tambahan dengan mengecualikan citra yang memiliki lebih dari 50% tutupan awan untuk memastikan hanya data berkualitas tinggi yang digunakan dalam analisis **(Rizaldi, dkk, 2022)**.

Agar dataset lebih terfokus, pemotongan wilayah studi dilakukan berdasarkan batas administrasi Kecamatan Jatitujuh. Sementara itu, koreksi radiometrik tidak diperlukan karena citra Sentinel-2 Level 2A sudah mengintegrasikan koreksi atmosfer dan penyesuaian reflektansi permukaan **(Drusch, dkk, 2012)**. Hal ini memastikan bahwa nilai spektral mencerminkan kondisi lapangan secara akurat tanpa distorsi akibat gangguan atmosfer.

2.4 Perhitungan Indeks Vegetasi

Indeks vegetasi digunakan untuk meningkatkan diferensiasi spektral fase pertumbuhan tebu. Tiga indeks yang dihitung dalam penelitian ini adalah:

1) *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI).

NDVI merupakan salah satu indeks yang sering digunakan dalam pemantauan vegetasi, terutama untuk membedakan vegetasi sehat dengan area yang tidak tertutupi vegetasi. Indeks ini juga umum diterapkan sebagai indikator langsung dalam menilai kondisi kesehatan dan pertumbuhan vegetasi **(Coops dan Stone, 2005)(McVeagh, dkk, 2012)**. NDVI dihitung menggunakan Persamaan (1) berikut **(Rouse, dkk, 1974)**.

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

dengan

NIR = Kanal Inframerah Dekat (Sentinel-2 Kanal 8)

RED = Kanal Merah (Sentinel-2 Kanal 4)

2) *Normalized Difference Red-Edge Index* (NDRE).

NDRE berguna untuk mendeteksi perubahan awal dalam kesehatan tanaman dan kandungan klorofil **(Thompson, 2019)**. Persamaan (2) menyatakan model untuk menghitung NDRE **(Thompson, 2019)**.

$$NDRE = \frac{NIR-REDEdge}{NIR+REDEdge} \quad (2)$$

dengan RedEdge = Kanal Merah Tepi (Sentinel-2 Kanal 5)

3) *Chlorophyll Index Red-Edge* (CIRE)

CIRE membantu memperkirakan konsentrasi klorofil daun, yang penting untuk menganalisis kematangan tanaman **(Gitelson, dkk, 2003)**. CIRE dihitung menggunakan Persamaan (3) **(Gitelson & Merzlyak, 1994)**.

$$CIRE = \frac{NIR}{REDEdge} - 1 \quad (3)$$

Ketiga indeks tersebut dihitung pada platform Google Earth Engine dan digunakan sebagai variabel input dalam klasifikasi.

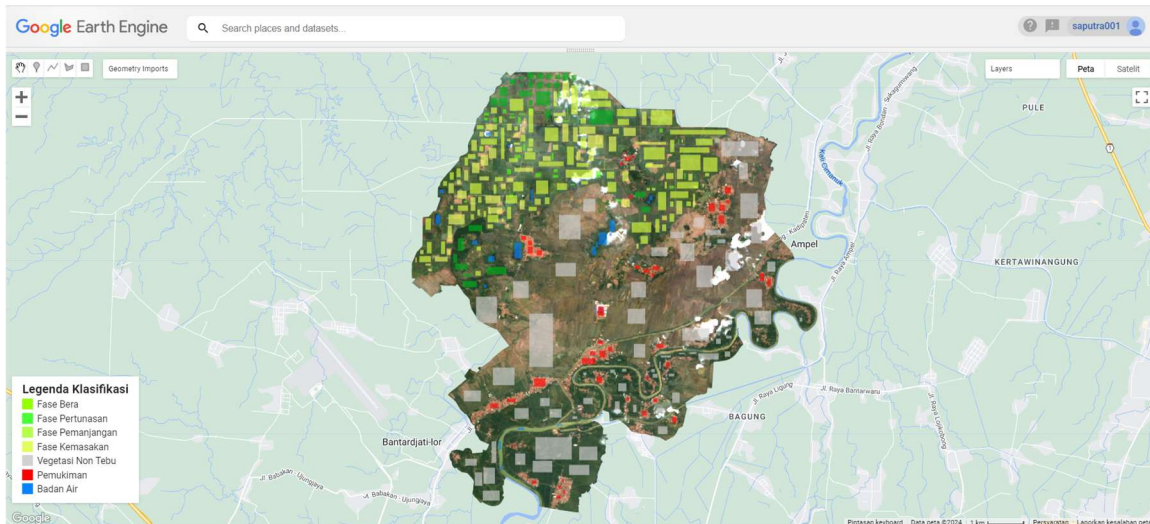
2.5 Pemilihan Sampel Pelatihan

Untuk melatih model Random Forest, sampel pelatihan dikumpulkan dari berbagai jenis tutupan lahan dan fase pertumbuhan tebu. Dataset pelatihan dibagi menjadi:

- a. Kelas Tutupan Lahan: tebu, vegetasi nontebu, pemukiman, dan badan air.
- b. Kelas Fase Pertumbuhan Tebu: bera, pertunasan, pemanjangan, dan kemasakan.

Jumlah sampel seluruhnya 350 buah, berupa poligon, dengan pembagian masing-masing kelas sebagai berikut: fase bera 30 sampel, fase pertunasan 30 sampel, fase pemanjangan 75 sampel, fase kemasakan 75 sampel, vegetasi nontebu 70 sampel, pemukiman 45 sampel, dan badan air 25 sampel. Sampel digunakan dengan rasio 70:30, di mana 70% dataset digunakan untuk pelatihan, dan 30% untuk validasi **(Rizaldi, dkk, 2022)**. Gambar 2 memperlihatkan sebaran sampel di wilayah studi.

Identification of Sugarcane Fields and Classification of Their Growth Stages using Random Forest on Google Earth Engine



Gambar 2. Sebaran Sampel Pelatihan

2.6 Klasifikasi Menggunakan Random Forest

Random Forest (RF) adalah metode *ensemble learning* yang banyak digunakan dalam klasifikasi tutupan lahan karena kemampuannya menangani data berdimensi tinggi dan ketahanannya terhadap kondisi *overfitting* (Breiman, 2001)(Belgiu & Drăguț, 2016). Random Forest diimplementasikan di Google Earth Engine dengan parameter berikut:

- Jumlah Pohon: 100
- Kedalaman Maksimal: 10
- Bootstrap Sampling*: Aktif
- Pemilihan Fitur: Otomatis

Model dilatih menggunakan data pelatihan berlabel dan digunakan untuk mengklasifikasikan tutupan lahan serta fase pertumbuhan tebu di wilayah studi. Implementasi algoritma Random Forest dilakukan pada platform Google Earth Engine menggunakan skrip yang ditulis dalam JavaScript. Skrip ini mencakup proses pemanggilan data, pembangunan model Random Forest, serta klasifikasi fase pertumbuhan tebu.

2.7 Asesmen Akurasi

Untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi, digunakan matriks konfusi untuk menghitung tiga metrik utama:

- Overall Accuracy* (OA): Persentase total piksel yang diklasifikasikan dengan benar pada semua kelas.
- Koefisien Kappa (κ): Ukuran tingkat kesepakatan antara hasil klasifikasi dengan data referensi, yang memperhitungkan kemungkinan kesepakatan yang terjadi secara acak. Nilai κ berkisar antara 0 (kecocokan hanya sebesar peluang acak) hingga 1 (kecocokan sempurna antara hasil klasifikasi dan data referensi) (Monserud & Leemans, 1992).
- F1-Score*: Rata-rata harmonik dari presisi dan *recall*. Metrik ini sangat berguna untuk mengevaluasi performa klasifikasi pada data yang tidak seimbang (Santra & Christy, 2012).

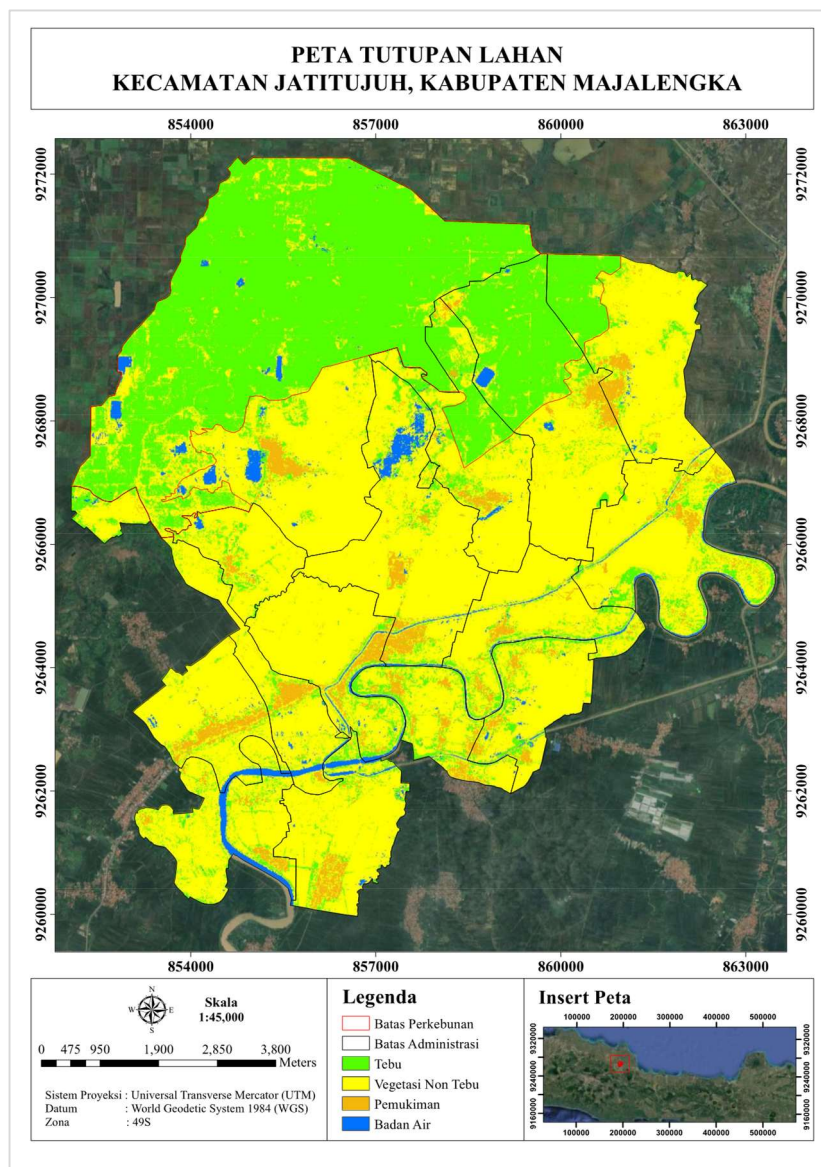
Monserud & Leemans menyarankan lima tingkat skala dalam pengujian akurasi model *machine learning* berdasarkan nilai koefisien Kappa (κ). Skala tersebut terdiri atas: buruk atau sangat buruk ($\kappa < 0,4$), cukup ($0,4 \leq \kappa < 0,55$), baik ($0,55 \leq \kappa < 0,70$), sangat baik ($0,70 \leq \kappa < 0,85$), dan sempurna ($\kappa \geq 0,85$).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Klasifikasi Tutupan Lahan

Klasifikasi tutupan lahan di Kecamatan Jatitujuh, Kabupaten Majalengka, dilakukan menggunakan metode klasifikasi terbimbing dengan algoritma Random Forest. Penelitian ini mengelompokkan tutupan lahan ke dalam empat kelas utama: tebu, vegetasi nontebu, permukiman, dan badan air. Sampel pelatihan diperoleh dari data referensi peta beresolusi tinggi, yaitu citra Sentinel-2, serta didukung oleh Google Map Street View. Sampel ini digunakan untuk mengidentifikasi karakteristik spektral setiap kelas, yang kemudian dikonversi menjadi poligon sebagai area pelatihan bagi model klasifikasi.

Berdasarkan hasil klasifikasi, tutupan lahan di Kecamatan Jatitujuh pada tanggal 14 Juni 2024 didominasi oleh vegetasi nontebu dengan luas 60%, diikuti oleh tebu (33,3%), permukiman (4,2%), dan badan air (2,5%). Distribusi luas masing-masing kelas tutupan lahan disajikan dalam Tabel 2, sementara visualisasi hasil klasifikasi tutupan lahan dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Peta Hasil Klasifikasi Tutupan Lahan

Tabel 2. Luas Sebaran Tutupan Lahan

Tutupan Lahan	Luas (ha)	Persentase (%)
Tebu	2.807,72	33,3
Vegetasi Nontebu	5.060,59	60,0
Permukiman	351,40	4,2
Badan Air	208,29	2,5
Total	8.428,00	100

3.2 Uji Akurasi Hasil Klasifikasi Tutupan Lahan

Akurasi hasil klasifikasi tutupan lahan di Kecamatan Jatitujuh yang diperoleh dari algoritma Random Forest diuji dengan tiga metrik evaluasi: *Overall Accuracy*, Koefisien Kappa, dan *F1-Score*. Data yang digunakan berasal dari citra Sentinel-2 Level 2A dengan parameter indeks vegetasi NDVI, NDRE, dan CIRE. Sampel uji diambil dari wilayah Kecamatan Jatitujuh dan perkebunan PT Pabrik Gula Rajawali II Unit Jatitujuh, Kabupaten Majalengka.

Citra Sentinel-2 dipilih karena memiliki resolusi spasial yang cukup baik untuk analisis tutupan lahan di wilayah penelitian. Selain itu, penggunaan indeks vegetasi membantu meningkatkan ketepatan klasifikasi. Hasil uji akurasi menunjukkan nilai *Overall Accuracy* 83%, Koefisien Kappa 76%, dan *F1-Score* 73% (Tabel 3). Tingkat akurasi yang diperoleh dipengaruhi oleh beberapa faktor, di antaranya cakupan citra yang sesuai dengan area penelitian, distribusi sampel pelatihan yang cukup merata di setiap kelas, serta pemanfaatan tiga indeks vegetasi yang meningkatkan ketepatan klasifikasi.

Tabel 3. Hasil Uji Akurasi

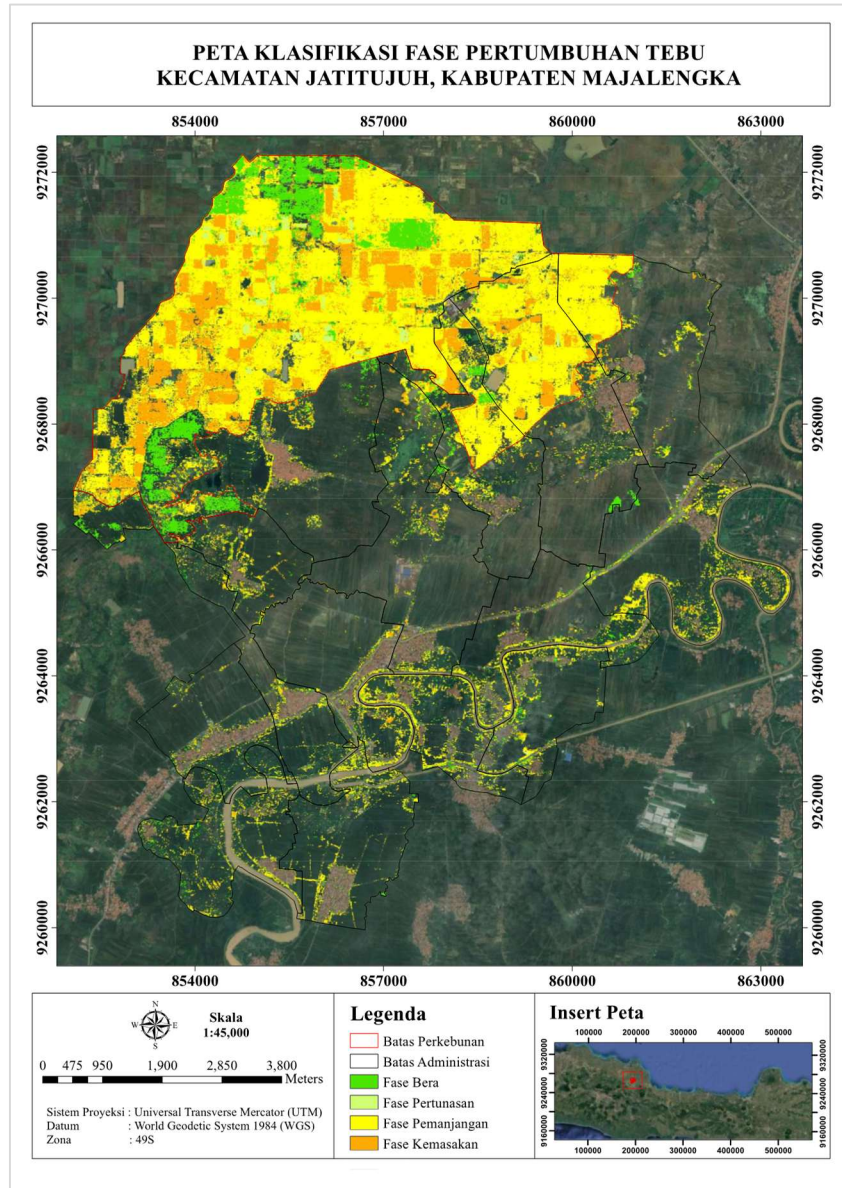
Metrik Akurasi	Persentase
<i>Overall Accuracy</i>	83%
Koefisien Kappa	76%
<i>F1-Score</i>	73%

3.3 Klasifikasi Fase Pertumbuhan Tebu

Klasifikasi fase pertumbuhan tebu dalam penelitian ini dilakukan menggunakan metode *supervised classification* dengan algoritma Random Forest pada platform Google Earth Engine (GEE). Penelitian ini mengelompokkan pertumbuhan tebu ke dalam empat fase utama: fase bera, fase pertunasan, fase pemanjangan batang, dan fase kemasakan. Berdasarkan hasil klasifikasi, pada tanggal 14 Juni 2024, fase pertumbuhan tanaman tebu di Kecamatan Jatitujuh, Kabupaten Majalengka didominasi oleh fase pemanjangan batang dan fase kemasakan, dengan luas area berturut-turut 1.776,94 ha (63,3%) dan 643,00 ha (22,9%). Sebaran luas masing-masing fase pertumbuhan tebu disajikan dalam Tabel 4, sedangkan distribusi spasial hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.

Tabel 4. Hasil Klasifikasi Fase Pertumbuhan Tebu

Fase Pertumbuhan	Luas (ha)	Persentase
Fase Bera	353,48	12,6%
Fase Pertunasan	34,30	1,2%
Fase Pemanjangan	1.776,94	63,3%
Fase Kemasakan	643,00	22,9%
Total	2.807,72	100%



Gambar 4. Peta Hasil Klasifikasi Fase Pertumbuhan Tebu

3.4 Uji Akurasi Klasifikasi Fase Pertumbuhan Tebu

Uji akurasi hasil klasifikasi fase pertumbuhan tebu di Kecamatan Jatitujuh yang dihasilkan model Random Forest dievaluasi dengan tiga metrik utama: *Overall Accuracy*, Koefisien Kappa, dan *F-1 Score*. Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari citra Sentinel-2 Level 2A, dengan tiga parameter indeks vegetasi NDVI, NDRE, dan CIRE. Data sampel fase pertumbuhan tebu diperoleh dari perkebunan PT PG Rajawali II Unit Jatitujuh, Kecamatan Jatitujuh, Kabupaten Majalengka. Pemilihan Citra Sentinel-2 didasarkan pada cakupannya yang sesuai dengan wilayah penelitian, sehingga diharapkan akan mampu memberikan hasil klasifikasi dan tingkat akurasi yang optimal. Klasifikasi dilakukan dengan membagi fase pertumbuhan tebu ke dalam empat kelas, yaitu: fase bera, fase pertunasan, fase pemanjangan batang, dan fase kemasakan.

Hasil uji akurasi menunjukkan bahwa model klasifikasi Random Forest memberikan *Overall Accuracy* 80%, Koefisien Kappa 65%, dan *F-1 Score* 68% (Tabel 5). Tingkat akurasi ini dipengaruhi oleh beberapa faktor utama, seperti: penggunaan citra dengan cakupan lahan

yang sesuai, distribusi sampel pelatihan yang merata pada setiap kelas, dan pemanfaatan indeks vegetasi yang meningkatkan ketepatan klasifikasi.

Tabel 5. Akurasi Hasil Klasifikasi Fase Pertumbuhan Tebu

Metrik Akurasi	Persentase
<i>Overall Accuracy</i>	80%
Koefisien Kappa	65%
<i>F1-Score</i>	68%

Dalam penelitian ini model Random Forest memberikan akurasi yang cukup tinggi, dengan *Overall Accuracy* sebesar 80%, tetapi nilai Koefisien Kappa (65%) dan *F1-Score* (68%) relatif lebih rendah. Namun, *overall accuracy* yang dihasilkan dalam studi ini lebih tinggi dibandingkan dengan studi yang dilakukan oleh **(Bramdito, dkk, 2023)**. Mereka menggunakan algoritma Random Forest untuk mengklasifikasikan fase pertumbuhan tebu di DI Yogyakarta menggunakan citra Sentinel-1 multitemporal, yang menghasilkan rata-rata *overall accuracy* sebesar 65,38% dan yang tertinggi sebesar 73,33%.

3.5 Diskusi dan Keterbatasan Penelitian

Hasil klasifikasi fase pertumbuhan tebu menunjukkan nilai *Overall Accuracy* sebesar 80%, dengan koefisien Kappa 65% dan nilai *F1-Score* 68%. Meskipun nilai *Overall Accuracy* menunjukkan bahwa secara umum model klasifikasi mampu membedakan kelas dengan baik, perbedaan nilai yang cukup signifikan antara *Overall Accuracy* dengan Kappa dan *F1-Score* mengindikasikan adanya tantangan dalam ketepatan klasifikasi antarkelas. Nilai Kappa yang lebih rendah menunjukkan kemungkinan adanya ketidakseimbangan distribusi kelas dan kesalahan klasifikasi pada kelas dengan luasan yang lebih kecil, seperti fase pertunas. Nilai *F1-Score* yang relatif rendah juga mengarah pada ketidakseimbangan antara presisi dan *recall*, yang dapat disebabkan oleh tumpang tindih karakteristik spektral antar fase pertumbuhan dan jumlah sampel pelatihan yang tidak merata. Salah satu strategi untuk meningkatkan akurasi pada metrik tersebut adalah dengan menyeimbangkan jumlah sampel pelatihan, menambahkan fitur input tambahan (misalnya tekstur), serta mempertimbangkan pendekatan *ensemble* lain yang dapat meningkatkan sensitivitas terhadap kelas minor.

Penelitian ini juga memiliki keterbatasan yang perlu diperhatikan. Penggunaan citra optik Sentinel-2 sangat bergantung pada kondisi atmosfer, terutama keberadaan awan. Meskipun telah dilakukan proses *cloud masking* dan seleksi citra dengan tutupan awan di bawah ambang batas tertentu, pengaruh sisa awan tipis atau artefak atmosfer tetap dapat menurunkan kualitas data. Hal ini menjadi tantangan tersendiri dalam wilayah tropis seperti Indonesia, yang memiliki tingkat tutupan awan tinggi hampir sepanjang tahun. Keterbatasan ini dapat diatasi pada studi selanjutnya melalui integrasi data radar seperti Sentinel-1, yang mampu menembus awan dan memberikan informasi tambahan dalam kondisi cuaca buruk.

Selain itu, validasi model dalam penelitian ini hanya dilakukan pada satu waktu pengamatan, yakni citra Sentinel-2 tanggal 14 Juni 2024. Validasi temporal belum dilakukan, sehingga belum dapat dipastikan apakah model mampu mempertahankan kinerjanya secara konsisten pada waktu yang berbeda atau dalam musim tanam yang lain. Pengujian konsistensi temporal merupakan langkah penting untuk menjamin generalisasi model dalam jangka panjang, namun memerlukan data observasi lapangan tambahan yang belum tersedia dalam lingkup penelitian ini. Oleh karena itu, validasi temporal disarankan untuk dilakukan pada penelitian selanjutnya.

Terakhir, meskipun algoritma Random Forest telah terbukti efektif dalam klasifikasi citra satelit dan memberikan hasil yang memuaskan dalam penelitian ini, belum dilakukan perbandingan dengan algoritma klasifikasi lain seperti Support Vector Machine (SVM), Gradient Boosting, atau metode berbasis Deep Learning. Perbandingan semacam itu dapat memberikan wawasan lebih lanjut mengenai kelebihan dan kekurangan masing-masing metode dalam konteks klasifikasi fase pertumbuhan tanaman tebu. Namun demikian, proses tersebut membutuhkan pengembangan teknis dan waktu tambahan yang cukup signifikan, sehingga disarankan untuk dijadikan sebagai arah pengembangan pada studi berikutnya.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa klasifikasi lahan tebu dan fase pertumbuhan tebu dapat dilakukan dengan metode Random Forest pada platform Google Earth Engine (GEE) menggunakan citra Sentinel-2 Level 2A. Penggunaan indeks vegetasi NDVI, NDRE, dan CIRE memungkinkan analisis yang lebih mendetail dan meningkatkan akurasi klasifikasi. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa fase pertumbuhan tebu di Kecamatan Jatitujuh didominasi oleh fase pemanjangan (63,3%), diikuti oleh fase kemasakan (22,9%), fase bera (12,6%), dan fase pertunasan (1,2%). Uji akurasi menghasilkan *Overall Accuracy* sebesar 80%, Koefisien Kappa 65%, dan *F1-Score* 68%, yang menunjukkan bahwa metode ini cukup efektif untuk mengidentifikasi fase pertumbuhan tebu. Dibandingkan dengan metode klasifikasi yang menggunakan citra radar untuk menganalisis fase pertumbuhan tebu, pendekatan dalam penelitian ini terbukti lebih unggul dalam menghasilkan akurasi yang lebih tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan Sentinel-2 dengan indeks vegetasi mampu memberikan hasil klasifikasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode berbasis citra radar dalam kondisi tertentu. Meskipun hasil akurasi cukup baik, masih terdapat potensi peningkatan, terutama dalam mengatasi ketimpangan jumlah sampel antarkelas dan meningkatkan ketepatan klasifikasi pada fase pertumbuhan dengan cakupan lahan yang lebih kecil. Penelitian lebih lanjut dapat mengeksplorasi penggunaan algoritma lain atau kombinasi algoritma untuk meningkatkan akurasi serta mempertimbangkan integrasi data tambahan, seperti data radar Sentinel-1, guna mengatasi keterbatasan citra optik terhadap kondisi atmosfer tertentu. Hasil penelitian ini dapat digunakan sebagai dasar dalam optimalisasi produksi tebu serta mendukung perencanaan dan pengelolaan lahan tebu yang lebih efektif di Indonesia.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan penghargaan dan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada PT Pabrik Gula Rajawali II unit Jatitujuh, Kabupaten Majalengka atas dukungan yang diberikan dalam bentuk penyediaan data penelitian serta pemberian izin untuk melakukan pengamatan di area perkebunan. Bantuan tersebut merupakan kontribusi yang sangat berarti bagi kelancaran proses penelitian ini.

DAFTAR RUJUKAN

- Basheer, S., Wang, X., Farooque, A. A., Nawaz, R. A., Liu, K., Adekanmbi, T., & Liu, S. (2022). Comparison of land use land cover classifiers using different satellite imagery and machine learning techniques. *Remote Sensing*, 14(19), 4978. <https://doi.org/10.3390/rs14194978>

- Bramdito, V. C., Wijaya, S. H., & Sitanggang, I. S. (2023). Model klasifikasi fase pertumbuhan tebu dari citra Sentinel-1 multi-temporal menggunakan algoritma random forest. *Jurnal Ilmu Komputer dan Agri-Informatika*, 10(2), 212–223.
- Belgiu, M., & Drăgu, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114, 24–31. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32.
- Coops, N. C., & Stone, C. A. (2005). A comparison of field-based and modelled reflectance spectra from damaged *Pinus radiata* foliage. *Australian Journal of Botany*, 53(5), 417–429.
- Drusch, M., Del Bello, U., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., Hoersch, B., Isola, C., Laberinti, P., & Martimort, P. (2012). Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services. *Remote Sensing of Environment*, 120, 25–36. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.026>
- Farikhi, F. A., & Pramono, R. W. D. (2023). Perbandingan algoritma classification and regression tree (CART) dan random forest (RF) untuk klasifikasi penggunaan lahan pada Google Earth Engine. *Spatial: Wahana Komunikasi dan Informasi Geografi*, 23(2). <https://doi.org/10.21009/spatial.232.09>
- Gitelson, A. A., Gritz, Y., & Merzlyak, M. N. (2003). Relationship between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves. *Journal of Plant Physiology*, 160(3), 271–282.
- Gitelson, A. A., & Merzlyak, M. N. (1994). Quantitative estimation of chlorophyll using reflectance spectra. *Journal of Photochemistry and Photobiology B: Biology*, 22(3), 247–252.
- Lemenkova, P. (2024). Random forest classifier algorithm of Geographic Resources Analysis Support System (GRASS) GIS for satellite image processing: Case study of Bight of Sofala, Mozambique. *Coasts*, 4(1), 127–149. <https://doi.org/10.3390/coasts4010008>
- Kavats, O., Khramov, D., Sergieieva, K., & Vasyliov, V. (2020). Monitoring of sugarcane harvest in Brazil based on optical and SAR data. *Remote Sensing*, 12(8), 1254. <https://doi.org/10.3390/rs12081254>
- Li, M., Zhang, R., Luo, H., Gu, S., & Qin, Z. (2022). Crop mapping in the Sanjiang Plain using an improved object-oriented method based on Google Earth Engine and combined growth period attributes. *Remote Sensing*, 14(2), 273. <https://doi.org/10.3390/rs14020273>

- Monserud, R. A., & Leemans, R. (1992). Comparing global vegetation maps with the kappa statistic. *Ecological Modelling*, 62, 275–293.
- McVeagh, P., Yule, I., & Grafton, M. (2012). Pasture yield mapping from your groundspread truck. In L. D. Currie & C. L. Christensen (Eds.), *Advanced Nutrient Management: Gains from the Past – Goals for the Future* (pp. 24–29). Fertilizer and Lime Research Centre, Massey University. Retrieved from <http://flrc.massey.ac.nz/publications.html>
- Rizaldi, A., Darmawan, A., Kaskoyo, H., & Setiawan, A. (2022). Pemanfaatan Google Earth Engine untuk pemantauan lahan agroforestri dalam skema perhutanan sosial. *Majalah Geografi Indonesia*, 37(1), 12–21.
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In *Proceedings of the Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium* (NASA SP-351, Vol. 1, pp. 309–317). NASA.
- Sakamoto, T. (2021). Early classification method for US corn and soybean by incorporating MODIS-estimated phenological data and historical classification maps in random-forest regression algorithm. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 87(10), 747–758. <https://doi.org/10.14358/PERS.87.10.747>
- Santra, A. K., & Christy, C. J. (2012). Genetic algorithm and confusion matrix for document clustering. *International Journal of Computer Science*, 3(2), 322–328. Retrieved from <http://ijcsi.org/papers/IJCSI-9-1-2-322-328.pdf>
- Schultz, B., Immitzer, M., Formaggio, A. R., Del’Arco Sanches, I., José Barreto Luiz, A., & Atzberger, C. (2015). Self-guided segmentation and classification of multi-temporal Landsat 8 images for crop type mapping in southeastern Brazil. *Remote Sensing*, 7(11), 14482–14508. <https://doi.org/10.3390/rs71114482>
- Som-Ard, J., Atzberger, C., Izquierdo-Verdiguier, E., Vuolo, F., & Immitzer, M. (2021). Remote sensing applications in sugarcane cultivation: A review. *Remote Sensing*, 13(20), 4040. <https://doi.org/10.3390/rs13204040>
- Sukoco, B., Armijon, A., & Fadly, R. (2022). Kajian pemanfaatan teknologi Google Earth Engine untuk bidang penginderaan jauh. *Jurnal Penelitian Geografi*, 10(2), 142–149.
- Thompson, C. N., Guo, W., Sharma, B., & Ritchie, G. L. (2019). Using normalized difference red edge index to assess maturity in cotton. *Crop Science*, 59(5), 2167–2177. <https://doi.org/10.2135/cropsci2018.10.0621>
- Yulianti, T. (2020). Status dan strategi teknologi pengendalian penyakit utama tebu di Indonesia. *Perspektif*, 19(1), 1–16. Retrieved from https://www.academia.edu/download/79301596/pdf_20ojsPerspektif.pdf

Zulfajri, D., Danoedoro, P., & Murti, S. H. (2022). Klasifikasi penutup/penggunaan lahan data Landsat-8 OLI menggunakan metode random forest. *JPJI*, 3(1), 1–7.
<https://doi.org/10.12962/jpji.v3i1.266>