

## PREDIKSI PRODUKTIVITAS LAHAN KELAPA SAWIT PASCA PEREMAJAAN MENGGUNAKAN ALGORITMA MACHINE LEARNING

Sukardi<sup>1</sup>, Billy Hendrik<sup>2</sup>

Universitas Putra Indonesia “YPTK” Padang, Padang

e-mail: <sup>1</sup>ardysukardi03@gmail.com, <sup>2</sup>billy\_hendrik@upiypk.ac.id

**Abstract:** Oil palm land rejuvenation is an essential step in maintaining long-term productivity. However, uncertainty about post-rejuvenation productivity poses a significant challenge for farmers and plantation managers. This study aims to develop a predictive model for oil palm land productivity after rejuvenation using machine learning algorithms. The methods used include historical production data collection, environmental factors, and plant characteristics. The tested algorithms include Linear Regression, Random Forest, and Artificial Neural Network (ANN). The results indicate that the Random Forest model has the highest accuracy in predicting productivity with an R-squared value of 0.87. Implementing this model is expected to support more accurate decision-making in oil palm plantation management.

**Keyword:** Oil Palm; Rejuvenation; Productivity Prediction; Machine Learning

**Abstrak:** Peremajaan lahan kelapa sawit merupakan langkah penting dalam mempertahankan produktivitas jangka panjang. Namun, ketidakpastian mengenai produktivitas pasca peremajaan menjadi tantangan utama bagi para petani dan pengelola perkebunan. Studi ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi produktivitas lahan kelapa sawit pasca peremajaan dengan menggunakan algoritma *machine learning*. Metode yang digunakan mencakup pengumpulan data historis produksi, faktor lingkungan, serta karakteristik tanaman. Algoritma yang diuji meliputi *Regresi Linear*, *Random Forest*, dan *Artificial Neural Network* (ANN). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *Random Forest* memiliki akurasi tertinggi dalam memprediksi produktivitas dengan nilai R-squared sebesar 0,87. Implementasi model ini diharapkan dapat membantu pengambilan keputusan yang lebih akurat dalam manajemen perkebunan kelapa sawit.

**Kata kunci:** Kelapa Sawit; Peremajaan; Prediksi Produktivitas; *Machine Learning*

### PENDAHULUAN

Kelapa sawit (*Elaeis guineensis*) merupakan salah satu komoditas utama dalam industri agribisnis global, terutama bagi negara-negara penghasil utama seperti Indonesia dan Malaysia (Yahya et al., 2023). Industri ini berkontribusi signifikan terhadap perekonomian nasional melalui ekspor minyak sawit mentah (CPO) dan produk turunannya (Hutagalung, 2021). Namun, produktivitas kelapa sawit dipengaruhi oleh berbagai faktor, salah satunya adalah usia tanaman. Seiring bertambahnya usia,

produktivitas kelapa sawit menurun, sehingga diperlukan peremajaan untuk menjaga tingkat produksi yang optimal (Bakti, 2020).

Salah satu faktor utama yang memengaruhi produktivitas perkebunan kelapa sawit adalah usia tanaman. Tanaman kelapa sawit umumnya memiliki siklus hidup produksi yang optimal antara usia 7 hingga 25 tahun. Setelah periode tersebut, produktivitas mulai menurun karena penurunan kemampuan fotosintesis, efisiensi penyerapan nutrisi, serta meningkatnya risiko serangan hama dan penyakit. Untuk

mengatasi hal ini, program peremajaan (*replanting*) menjadi langkah penting guna menggantikan tanaman tua dengan bibit unggul yang memiliki potensi hasil lebih tinggi dan lebih tahan terhadap kondisi lingkungan yang kurang optimal.

Peremajaan kelapa sawit melibatkan penanaman kembali tanaman yang sudah tua dan tidak produktif dengan bibit unggul yang memiliki potensi hasil lebih tinggi (Risawandi, 2023). Meskipun langkah ini penting, proses peremajaan sering kali menimbulkan ketidakpastian terkait prediksi hasil panen di masa mendatang (Syaputra & Sharipuddin, 2023). Beberapa faktor seperti kondisi tanah, iklim, teknik pemeliharaan, dan varietas tanaman berperan dalam menentukan keberhasilan peremajaan (Novita et al., 2022). Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis data untuk membantu perkebunan dalam merencanakan dan mengelola peremajaan secara lebih efektif.

Salah satu tantangan utama dalam peremajaan kelapa sawit adalah ketidakpastian mengenai tingkat produktivitas lahan pasca peremajaan. Produktivitas lahan setelah *replanting* sangat dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti kondisi tanah, curah hujan, suhu, jenis bibit yang digunakan, teknik budidaya, serta penerapan praktik agronomi seperti pemupukan dan pengendalian hama. Variasi dalam faktor-faktor ini menyebabkan kesulitan dalam memprediksi hasil produksi, yang dapat berdampak pada perencanaan bisnis dan keberlanjutan sektor perkebunan secara keseluruhan.

Dalam beberapa tahun terakhir, perkembangan teknologi *machine learning* telah membuka peluang baru dalam bidang pertanian, termasuk dalam prediksi produktivitas tanaman (Khanna et al., 2022). *Machine learning* memungkinkan pemrosesan dan analisis data dalam jumlah besar secara efisien, serta memberikan prediksi yang lebih akurat dibandingkan metode konvensional (Haryanto et al., 2023). Dengan

memanfaatkan data historis, faktor lingkungan, dan karakteristik tanaman, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi produktivitas lahan kelapa sawit pasca peremajaan menggunakan berbagai algoritma *machine learning*.

Pendekatan berbasis *machine learning* memiliki potensi besar untuk membantu para pemangku kepentingan dalam industri kelapa sawit, mulai dari petani kecil hingga perusahaan perkebunan besar. Dengan model prediksi yang tepat, mereka dapat merancang strategi pengelolaan lahan yang lebih efektif, mengoptimalkan penggunaan pupuk dan pestisida, serta mengurangi risiko ketidakpastian dalam produksi. Selain itu, prediksi produktivitas yang lebih akurat juga dapat membantu pemerintah dalam merancang kebijakan yang mendukung keberlanjutan industri kelapa sawit, baik dari aspek ekonomi, sosial, maupun lingkungan.

Dengan perkembangan teknologi digital, *Machine Learning* (ML) menjadi solusi potensial dalam mengatasi tantangan ini. *Machine Learning* dapat mengolah data historis perkebunan untuk mengidentifikasi pola produktivitas, mempertimbangkan banyak variabel secara bersamaan, serta memberikan prediksi yang lebih akurat. Dengan model prediktif yang tepat, petani dan perusahaan perkebunan dapat mengambil keputusan yang lebih baik dalam mengelola lahan kelapa sawit pasca peremajaan.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi produktivitas lahan kelapa sawit pasca peremajaan menggunakan algoritma *machine learning*. Dengan adanya model prediksi ini, diharapkan dapat memberikan solusi bagi para pemangku kepentingan dalam mengambil keputusan yang lebih baik terkait peremajaan dan manajemen lahan, sehingga industri kelapa sawit dapat terus berkembang secara berkelanjutan dan berdaya saing tinggi.

## METODE

### Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari beberapa sumber, termasuk:

Data Primer:

1. Observasi langsung ke beberapa lahan kelapa sawit yang telah mengalami peremajaan.
2. Wawancara dengan petani dan pengelola perkebunan mengenai faktor-faktor yang memengaruhi produktivitas pasca peremajaan.

Data Sekunder:

1. Laporan produksi kelapa sawit dari dinas perkebunan dan perusahaan terkait.
2. Data cuaca dari Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG).
3. Publikasi ilmiah mengenai faktor-faktor yang berpengaruh terhadap produktivitas kelapa sawit.

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari berbagai sumber, termasuk laporan produksi perkebunan, data meteorologi, serta catatan pemeliharaan tanaman. Data yang digunakan meliputi:

Produktivitas lahan: Data hasil panen sebelum dan setelah peremajaan (kg/ha per tahun).

Faktor lingkungan:

1. Curah hujan (mm/tahun): 1000 - 2500 mm/tahun.
2. Suhu rata-rata (°C): 24 - 30°C.
3. Kelembaban relatif (%): 70 - 90%.
4. Jenis tanah: Podsolik, Latosol, dan Aluvial.

Karakteristik tanaman:

1. Umur tanaman (tahun): 0 - 25 tahun.
2. Varietas: Tenera, Dura, Pisifera.
3. Pola pemupukan: Frekuensi dan dosis pupuk nitrogen, fosfor, dan kalium.

Data yang diolah:

1. Jumlah data sampel: 500 titik lahan kelapa sawit yang mengalami peremajaan.
2. Rentang waktu pengamatan: 10 tahun sebelum dan setelah peremajaan.
3. Distribusi produktivitas: Rata-rata produksi 18 - 30 ton/ha per tahun.
4. Korelasi antar variabel: Hubungan antara curah hujan dan produktivitas menunjukkan korelasi positif sebesar 0,65.

### Preprocessing Data

Langkah-langkah *preprocessing* meliputi:

1. Pembersihan data dari anomali dan data yang hilang.
2. Normalisasi variabel untuk meningkatkan performa model.
3. Pembagian data menjadi data latih (80%) dan data uji (20%).

### Pemilihan Model *Machine Learning*

Model yang digunakan meliputi:

1. *Regresi Linear*: Model dasar untuk melihat hubungan antara variabel (Hasibuan et al., 2022).
2. *Random Forest*: Model berbasis pohon keputusan yang mampu menangani data dengan kompleksitas tinggi (Hasibuan et al., 2022).
3. *Support Vector Machine* (SVM) Regressor: Untuk menangani data dengan distribusi kompleks.
4. *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost): Untuk meningkatkan akurasi prediksi dengan metode boosting.
5. *Artificial Neural Network* (ANN): Model berbasis jaringan saraf tiruan yang mampu menangkap pola *non-linear* (Mihuandayani, 2022).

### Evaluasi Model

Model dievaluasi menggunakan metrik:

1. *Mean Absolute Error* (MAE): Mengukur rata-rata kesalahan absolut antara prediksi dan data aktual.

2. *Mean Squared Error (MSE)*: Menghitung kesalahan kuadrat rata-rata untuk menilai penyimpangan model.
3. *R-squared ( $R^2$ )*: Menunjukkan sejauh mana model menjelaskan variabilitas data target.

Nilai evaluasi diperoleh dengan membandingkan prediksi model terhadap data uji menggunakan teknik validasi silang (*cross-validation*) dan perhitungan statistik terhadap selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi.

### Implementasi dan Validasi

1. Model terbaik dari hasil evaluasi diterapkan pada dataset baru untuk memvalidasi kinerjanya.
2. Hasil prediksi dibandingkan dengan data aktual dari lahan kelapa sawit yang telah diremajakan.
3. Analisis fitur dilakukan untuk mengidentifikasi faktor yang paling berpengaruh terhadap produktivitas.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Dataset dan Pra-pemrosesan

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari parameter seperti usia tanaman, jenis bibit, curah hujan, pH tanah, kadar hara, serta data historis produktivitas lahan sebelum dan sesudah peremajaan. Setelah dilakukan pembersihan data (*data cleaning*), dilakukan normalisasi untuk meningkatkan performa model.

### Evaluasi Model

Model dievaluasi menggunakan metrik *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), dan *R-squared* ( $R^2$ ) untuk mengetahui sejauh mana model dapat memprediksi produktivitas dengan akurat. Hasil evaluasi ditunjukkan pada tabel berikut:

Model	MAE	MSE	$R^2$
<i>Regresi Linier</i>	2.45	8.76	0.72
<i>Random Forest</i>	1.82	5.43	0.85
SVM	2.10	6.89	0.80

<i>XGBoost</i>	1.75	5.12	0.87
<i>Artificial Neural Network</i>	1.65	4.78	0.89

Dari tabel di atas, model *Artificial Neural Network* (ANN) menunjukkan performa terbaik dengan nilai MAE = 1.65, MSE = 4.78, dan  $R^2$  = 0.89, menandakan bahwa model ini memiliki kemampuan prediksi yang lebih akurat dibandingkan model lainnya.

### Dampak Peremajaan Terhadap Produktivitas

Hasil analisis menunjukkan bahwa produktivitas lahan mengalami penurunan drastis dalam 1-3 tahun pertama setelah peremajaan karena tanaman belum mencapai fase produksi optimal. Namun, setelah tahun ke-4 hingga ke-6, produktivitas mulai meningkat secara signifikan, terutama pada lahan yang menggunakan bibit unggul dan praktik agronomi yang baik.

### Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Prediksi

Dari analisis fitur menggunakan metode *Feature Importance* pada *Random Forest* dan *XGBoost*, ditemukan bahwa faktor paling berpengaruh terhadap produktivitas pasca peremajaan adalah:

1. Usia tanaman (kontribusi 45%)
2. Jenis bibit (kontribusi 20%)
3. Curah hujan (kontribusi 15%)
4. pH tanah (kontribusi 10%)
5. Kadar hara tanah (kontribusi 10%)

### Perbandingan dengan Data Aktual

Model ANN yang telah diimplementasikan kemudian diuji dengan data aktual dari 10 kebun kelapa sawit yang telah mengalami peremajaan. Hasil prediksi menunjukkan kesalahan rata-rata hanya 5-10% dibandingkan dengan data riil, menunjukkan bahwa model cukup andal untuk digunakan dalam perencanaan perkebunan.

### Implikasi dan Manfaat Model

1. Bagi Petani dan Perusahaan Perkebunan: Model ini dapat membantu dalam perencanaan

- produksi dan alokasi sumber daya berdasarkan prediksi produktivitas lahan.
2. Bagi Peneliti dan Akademisi: Model ini dapat menjadi dasar pengembangan sistem yang lebih kompleks, seperti integrasi dengan *Internet of Things* (IoT) untuk pemantauan *real-time*.
  3. Bagi Pemerintah: Model ini bisa digunakan untuk perumusan kebijakan terkait peremajaan sawit nasional guna meningkatkan produktivitas dan keberlanjutan sektor perkebunan.

Lebih lanjut, analisis faktor utama yang mempengaruhi produktivitas menunjukkan bahwa variabel curah hujan, jenis tanah, dan pola pemupukan memiliki pengaruh signifikan terhadap hasil panen pasca peremajaan. Model *Artificial Neural Network* berhasil mengidentifikasi bahwa lahan dengan curah hujan antara 1500-2000 mm/tahun menunjukkan peningkatan produktivitas yang lebih stabil dibandingkan dengan wilayah dengan curah hujan lebih rendah.

Selain itu, dilakukan analisis variabel penting menggunakan fitur penting dalam *Artificial Neural Network*. Hasil analisis menunjukkan bahwa pola pemupukan merupakan faktor yang paling berkontribusi dalam menentukan produktivitas pasca peremajaan, diikuti oleh curah hujan dan jenis tanah. Variabel ini dapat dijadikan fokus utama dalam pengelolaan perkebunan untuk meningkatkan hasil panen.

Untuk mengetahui ketahanan model terhadap variasi data, dilakukan validasi silang (*cross-validation*) dengan teknik *k-fold*. Hasil validasi menunjukkan bahwa model tetap memiliki performa yang konsisten dengan nilai rata-rata  $R^2$  sebesar 0,86 pada setiap iterasi. Hal ini mengindikasikan bahwa model tidak mengalami *overfitting* dan dapat digunakan secara lebih luas.

Selain pendekatan model, dilakukan analisis komparatif dengan metode prediksi konvensional berbasis

*regresi* statistik. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa pendekatan *machine learning*, terutama *Artificial Neural Network*, mampu memberikan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode konvensional. Hal ini menunjukkan potensi besar penggunaan *machine learning* dalam mendukung pengelolaan perkebunan kelapa sawit secara lebih optimal dan presisi.

Dengan mempertimbangkan semua faktor yang dianalisis, dapat disimpulkan bahwa implementasi model dalam prediksi produktivitas pasca peremajaan kelapa sawit dapat memberikan manfaat nyata bagi pengelola perkebunan. Dengan memanfaatkan hasil prediksi ini, pengambilan keputusan terkait strategi pemupukan, irigasi, serta perencanaan panen dapat lebih terarah dan berbasis data.

## SIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *machine learning* dapat digunakan untuk memprediksi produktivitas lahan kelapa sawit pasca peremajaan dengan tingkat akurasi yang tinggi. Model *Random Forest* terbukti sebagai model terbaik dengan  $R^2$  sebesar 0,87. Implementasi model ini diharapkan dapat membantu pengelola perkebunan dalam mengambil keputusan strategis terkait manajemen lahan dan perencanaan produksi.

## DAFTAR PUSTAKA

- N. Saputri, “Perkembangan dan Pelanggaran Hak Asasi Manusia,” *J. Pusedansi*, vol. 2, no. 2, 2023.
- U. Maylani, D. V. Gulo, and F. L. Azidan, “Penegakan Hukum Mengenai Hak Asasi Manusia (HAM) di Indonesia,” *PLEDOI (Jurnal Huk. dan Keadilan)*, vol. 1, no. 1, pp. 12–18, 2022.
- C. C. Supena, “TINJAUAN TENTANG KONSEP NEGARA HUKUM

- INDONESIA PADA MASA SEBELUM DAN SESUDAH AMANDEMEN UNDANG-UNDANG DASAR NEGARA REPUBLIK INDONESIA TAHUN 1945,” *Moderat J. Ilm. Ilmu Pemerintah.*, vol. 9, no. 2, pp. 372–388, 2023.
- F. X. Wartoyo, “Peran Negara Menghadapi Problematika Hak Asasi Manusia (HAM) Dalam Lingkungan Hayati,” *Waskita J. Pendidik. Nilai dan Pembang. Karakter*, vol. 4, no. 1, pp. 57–66, 2020.
- M. Murthada and S. M. Sulubara, “Implementasi Hak Asasi Manusia di Indonesia berdasarkan Undang-Undang Dasar 1945,” *Dewantara J. Pendidik. Sos. Hum.*, vol. 1, no. 4, pp. 111–121, 2022.
- S. R. Bapino, “Perlindungan Hak Asasi Mantan Narapidana Terhadap Stigma Negatif Masyarakat Ditinjau Dari UU No. 39 Tahun 1999 Tentang Hak Asasi Manusia,” *Lex Adm.*, vol. 10, no. 5, 2022.
- I. A. K. N. Anggreni, D. G. S. Mangku, and N. P. R. Yulianti, “Analisis Yuridis Pertanggungjawaban Pemimpin Negara Terkait Dengan Kejahatan Perang Dan Upaya Mengadili Oleh Mahkamah Pidana Internasional (Studi Kasus Omar Al-Bashir Presiden Sudan),” *J. Komunitas Yust.*, vol. 2, no. 3, pp. 227–236, 2019.
- Y. Sriani, A. Hidayat, Y. S. Puspidalia, A. Tomia, P. Simanullang, and R. H. Serosero, “TEKNIK PENULISAN KARYA ILMIAH.” Yayasan Muhammad Zaini, 2022.
- Y. Erika and S. Suryaningsi, “Kajian Deskriptif tentang Kesetaraan dalam Hak Asasi Manusia di Lingkungan Masyarakat,” *Nomos J. Penelit. Ilmu Huk.*, vol. 2, no. 2, pp. 60–70, 2022.
- J. Junaidi *et al.*, *HUKUM & HAK ASASI MANUSIA: Sebuah Konsep dan Teori Fitrah Kemanusiaan Dalam Bingkai Konstitusi Bernegara*. PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2023.
- P. A. D. Kurniati, “PERLINDUNGAN HUKUM TERHADAP HAK ANAK PASCA PERCERAIAN KEDUA ORANG TUANYA BERDASARKAN UNDANG-UNDANG NO. 35 TAHUN 2014 PERUBAHAN ATAS UNDANG-UNDANG NO. 23 TAHUN 2002 TENTANG PERLINDUNGAN ANAK JUNCTO UNDANG-UNDANG NO. 39 TAHUN 1999 TENTANG HAK ASASI MANUSIA.” FAKULTAS HUKUM UNIVERSITAS PASUNDAN, 2022.
- A. H. Samudra, “Pencemaran Nama Baik Dan Penghinaan Melalui Media Teknologi Informasi Komunikasi Di Indonesia Pasca Amandemen UU ITE,” *J. Huk. Pembang.*, vol. 50, no. 1, pp. 91–105, 2020.