JSiI | Jurnal Sistem Informasi
Vol. 13 No. 1 | March 2026, P. 29-40

p-ISSN: 2406-7768
e-ISSN: 2581-2181

PREDIKSI PERUBAHAN LUAS PERKEBUNAN AREN DI JAWA BARAT BERBASIS GEOSPASIAL DENGAN ALGORITMA ARIMA DAN MACHINE LEARNING

Dadan Zaliluddin[1], Asep Dian Heryadiana[2], Dimar Pateman[3]

[1,3] Jurusan Informatika Fakultas Teknik Universitas Majalengka
[2] Jurusan Tenik Sipil Fakultas Teknik Universitas Majalengka
Jln. KH. Abdul Halim No. 103. Majalengka, Jawa barat, Indonesia

[1]dadanz@unma.ac.id
[2]asepdian@unma.ac.id
[3]dimarpateman251@gmail.com

Abstract

Aren palm (Arenga pinnata) is an important plantation commodity in West Java with high potential as a renewable bioethanol source. However, fluctuations in plantation area due to land conversion, climate variability, and socio-economic factors create challenges for sustainable plantation management. Previous studies mostly focus on production analysis without integrating time-series forecasting, machine learning, and spatial analysis.This study aims to predict changes in aren plantation areas in West Java using a hybrid approach combining ARIMA, Random Forest, and Long Short-Term Memory (LSTM) models, integrated with Geographic Information System (GIS) for spatial visualization. Historical plantation data from 2013–2023 were analyzed and evaluated using MAE, RMSE, and MAPE metrics. The ARIMA model achieved a MAPE of 0.94% and RMSE of 88.30 Ha, indicating strong short-term forecasting performance. Machine learning models demonstrated improved robustness when incorporating environmental variables. Spatial visualization further highlights regions with high risk of land conversion. The proposed framework provides a spatial-temporal prediction model that supports data-driven decision-making for sustainable plantation management and renewable energy development in West Java.

I. PENDAHULUAN

Aren (Arenga pinnata) merupakan salah satu komoditas perkebunan penting di Jawa Barat yang memiliki nilai ekonomi, sosial, dan lingkungan. Selain menghasilkan produk turunan seperti gula aren dan kolang-kaling, tanaman ini juga berpotensi besar sebagai bahan baku bioetanol[1], sebuah sumber energi terbarukan yang strategis untuk mendukung program ketahanan energi nasional. Berdasarkan kajian sebelumnya, produktivitas bioetanol dari nira aren dapat mencapai sekitar 20.000 liter/ha/tahun[2], jauh lebih tinggi dibandingkan dengan bahan baku bioetanol lainnya seperti singkong atau tebu. Potensi ini menjadikan aren sebagai komoditas unggulan yang mendukung kebijakan transisi energi dan pembangunan berkelanjutan.

Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang terutama berfokus pada peramalan deret waktu atau pembelajaran mesin secara terpisah, penelitian ini mengintegrasikan ARIMA, algoritma pembelajaran mesin, dan analisis geospasial ke dalam kerangka prediksi terpadu untuk dinamika lahan perkebunan.

Namun demikian, dinamika perubahan luas perkebunan aren di Jawa Barat menunjukkan adanya ketidakpastian yang cukup tinggi. Alih fungsi lahan, degradasi lingkungan, perubahan iklim, serta keterbatasan data historis menjadi faktor penyebab fluktuasi tersebut. Data luas perkebunan aren dari tahun 2013 hingga 2023 memperlihatkan pola yang tidak linier, sehingga sulit diprediksi dengan pendekatan konvensional. Kondisi ini menimbulkan permasalahan serius dalam perencanaan tata ruang wilayah, pengelolaan perkebunan, dan pengambilan kebijakan terkait energi terbarukan[3].

Sejumlah penelitian sebelumnya telah memanfaatkan model deret waktu (time series) seperti Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) untuk memprediksi perubahan lahan dan produksi pertanian [4], ARIMA terbukti efektif untuk menangkap pola historis dan tren jangka pendek. Di sisi lain, perkembangan Machine Learning (ML) seperti Random Forest dan Long Short-Term Memory (LSTM)[5]memungkinkan integrasi variabel eksternal, penanganan data non-linear, serta peningkatan akurasi prediksi[6]. Sementara itu, penerapan teknologi geospasial berbasis Geographic Information System (GIS) telah banyak digunakan untuk memetakan dinamika

Received: Jan 25th, 2026 | Published: March 30th, 2026

p-ISSN: 2406-7768
e-ISSN: 2581-2181

lahan pertanian dan mendukung pengambilan keputusan spasial [7].

Meskipun demikian, integrasi antara ARIMA, Machine Learning, dan pendekatan geospasial dalam konteks perkebunan aren di Jawa Barat masih belum banyak dilakukan. Sebagian besar penelitian hanya fokus pada produksi gula aren atau analisis bioetanol, tanpa mempertimbangkan aspek spasial dan prediksi jangka panjang berbasis data multi-sumber. Hal ini menciptakan gap penelitian yang menjadi dasar dari studi ini.

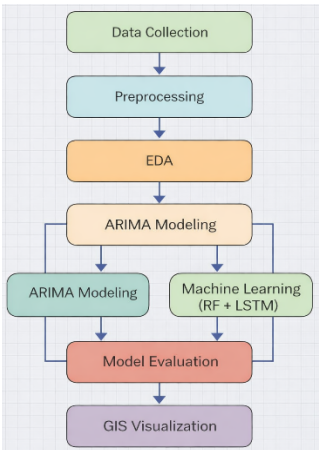
Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk:

A. Membangun model prediksi perubahan luas perkebunan aren di Jawa Barat dengan menggabungkan algoritma ARIMA dan Machine Learning;
B. Mengintegrasikan hasil prediksi ke dalam sistem informasi geospasial untuk visualisasi spasial-temporal; dan
C. Menghasilkan rekomendasi berbasis data yang dapat digunakan sebagai dasar kebijakan dalam pengelolaan perkebunan aren serta pengembangan energi terbarukan.

Dengan pendekatan ini, diharapkan penelitian mampu memberikan kontribusi ilmiah dalam bidang data science, peramalan spasial, dan sistem informasi pertanian, sekaligus memberikan manfaat praktis bagi pemerintah daerah, petani, dan pemangku kepentingan terkait dalam menjaga keberlanjutan perkebunan aren di Jawa Barat[8].

II. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis data deret waktu dan spasial dengan menggabungkan metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) dan algoritma Machine Learning. Selain itu, data hasil prediksi divisualisasikan menggunakan sistem informasi geospasial untuk memberikan gambaran spasial-temporal yang lebih komprehensif.



Gambar 1 Diagram Metodologi

A. Data dan Sumber Data

Dataset dibagi menjadi set pelatihan dan pengujian menggunakan rasio 80:20. Data dari tahun 2013–2020 digunakan untuk pelatihan model, sedangkan data dari tahun 2021–2023 digunakan untuk pengujian dan validasi. Parameter ARIMA ditentukan melalui analisis plot ACF dan PACF. Model kandidat dievaluasi menggunakan Kriteria Informasi Akaike (AIC), dan ARIMA(2,1,2) dipilih sebagai model optimal. Selain itu, penelitian ini juga memanfaatkan data sekunder berupa:

1) Data iklim (curah hujan, suhu, kelembaban) dari BMKG;
2) Data jenis tanah dan ketinggian dari Kementerian Pertanian;
3) Data tata ruang dan tutupan lahan dari BIG (Badan Informasi Geospasial).

Data tersebut digunakan sebagai variabel penjelas tambahan dalam model Machine Learning, sehingga prediksi tidak hanya berbasis tren historis tetapi juga mempertimbangkan faktor lingkungan dan spasial.[9]

B. Tahapan Penelitian

Metodologi penelitian ini terdiri dari lima tahapan utama:

1) Pengumpulan dan Pra-pemrosesan Data[10]
   - Mengumpulkan data historis luas perkebunan aren dan variabel eksternal.
   - Melakukan data cleaning, normalisasi, dan interpolasi terhadap data yang hilang (missing values).
2) Modeling dengan ARIMA[11]
   - Membangun model ARIMA untuk memodelkan pola temporal.
   - Identifikasi parameter (p, d, q) dilakukan melalui Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF).
   - Model dievaluasi menggunakan Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), dan Akaike Information Criterion (AIC).
3) Machine Learning (Random Forest & LSTM)[12]
   - Random Forest (RF) digunakan untuk menganalisis pengaruh variabel eksternal (iklim, tanah, tata ruang) terhadap perubahan luas perkebunan.
   - Long Short-Term Memory (LSTM) diterapkan untuk menangkap pola non-linear dan tren jangka panjang dalam data deret waktu. Arsitektur model LSTM terdiri dari :
     - 2 lapisan LSTM
     - 64 unit tersembunyi
     - Tingkat dropout: 0,2
     - Optimizer: Adam
     - Fungsi kerugian: Mean Squared Error
     - Epoch: 100
     - Ukuran batch: 16
   - Hasil dari kedua model dibandingkan dengan ARIMA untuk menilai peningkatan akurasi prediksi.

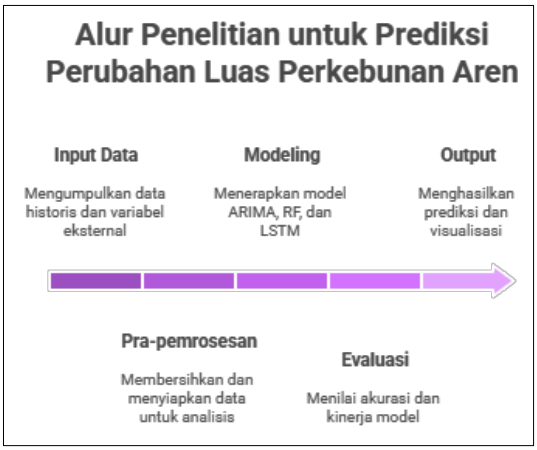
Received: Jan 25th, 2026 | Published: March 30th, 2026

p-ISSN: 2406-7768
e-ISSN: 2581-2181

4) Integrasi Geospasial[13]
   - Hasil prediksi luas perkebunan aren divisualisasikan menggunakan Geographic Information System (GIS).
   - Peta spasial-temporal dibuat untuk menunjukkan perubahan lahan di setiap kabupaten/kota di Jawa Barat.
   - Visualisasi dilakukan dengan bantuan perangkat lunak QGIS dan Folium (Python).
5) Evaluasi dan Validasi[14]
   - Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik error (MAE, RMSE, R^2).
   - Validasi silang (cross-validation) diterapkan untuk memastikan reliabilitas model Validasi model dilakukan menggunakan validasi silang deret waktu untuk memastikan stabilitas model dan menghindari overfitting.
   - Hasil dibandingkan dengan data aktual tahun terakhir (2023) untuk mengukur tingkat akurasi.
   -

C. Alur Penelitian

Secara garis besar, alur penelitian ini dapat digambarkan sebagai berikut:



Gambar 2. Alur Penelitian Untuk Prediksi Luas Perkebunan Aren

visualisasi spasial-temporal dalam bentuk peta interaktif. Metodologi ini dirancang untuk menghasilkan model prediksi yang tidak hanya akurat secara statistik, tetapi juga bermanfaat secara praktis melalui penyajian informasi dalam bentuk visual spasial yang mudah dipahami oleh pemangku kepentingan.[15]

III. Hasil dan Pembahasan

A. Analisis Data Historis

Analisis awal dilakukan terhadap data luas perkebunan aren di Jawa Barat pada periode 2013–2023. Hasil pengolahan data menunjukkan bahwa luas lahan perkebunan aren mengalami fluktuasi antar tahun dengan kecenderungan perubahan yang tidak sepenuhnya linier.

Secara umum, tren data memperlihatkan adanya penurunan bertahap pada beberapa kabupaten/kota, terutama yang berada di wilayah utara dan dekat dengan kawasan urban. Faktor utama penurunan tersebut diduga kuat terkait dengan alih fungsi lahan menuju sektor perumahan, industri, maupun pengalihan ke komoditas perkebunan lain yang dianggap lebih menguntungkan secara ekonomi.

Di sisi lain, beberapa daerah di wilayah selatan Jawa Barat, seperti Tasikmalaya, Sukabumi, dan Sumedang, relatif mampu mempertahankan luas perkebunan aren. Hal ini disebabkan kondisi geografis yang masih mendukung pertumbuhan tanaman aren, serta tradisi masyarakat lokal yang tetap memanfaatkan aren sebagai komoditas unggulan.

Analisis Eksploratif Data (EDA) untuk data luas lahan tanaman rusak per tahun:
Deskripsi Data Data terdiri dari 11 observasi (tahun 2013–2023) dengan variabel:

1) Tahun: Tahun pengamatan.
2) Luas Lahan: Luas lahan tanaman rusak (dalam satuan yang tidak disebutkan, kemungkinan hektar).

Statistik Deskriptif Berikut ringkasan statistik deskriptif untuk kolom Luas Lahan tanaman rusak:

Tabel 1. Statistik Deskriptif Luas Lahan Tanaman Rusak

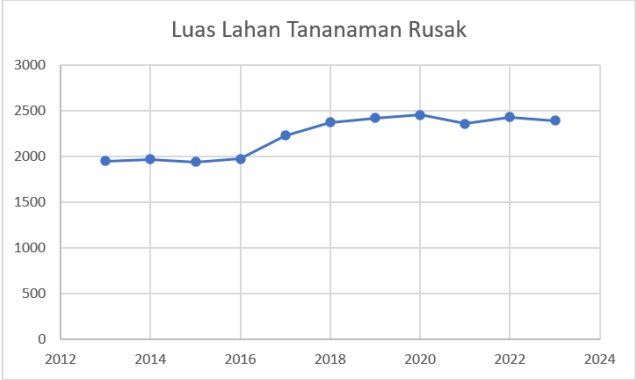
Metrik	Nilai
Jumlah Data	11
Rata-rata	2.189,45
Standar Deviasi	200,76
Minimum	1.940
Maksimum	2.454
Median	2.371

Interpretasi:
1) Rata-rata luas lahan rusak adalah 2.189,45 dengan variasi relatif kecil (standar deviasi 200,76).
2) Nilai minimum terjadi pada tahun 2015 (1.940) dan maksimum pada tahun 2020 (2.454).

Received: Jan 25th, 2026 | Published: March 30th, 2026

p-ISSN: 2406-7768
e-ISSN: 2581-2181

Analisis Tren



Gambar 3. Analisi Tren Lahan Tanaman Rusak

1) 2013–2020: Peningkatan konsisten, kemungkinan disebabkan oleh faktor seperti perubahan iklim, serangan hama, atau alih fungsi lahan.
2) 2021–2023: Fluktuasi kecil, menunjukkan stabilisasi atau pengaruh kebijakan penanganan lahan rusak.

Korelasi dengan Waktu

1) Koefisien Korelasi (Tahun vs Luas Lahan): 0,82
2) Interpretasi: Korelasi positif kuat, menunjukkan bahwa seiring waktu, luas lahan rusak cenderung meningkat.

Kesimpulan EDA

1) Tren Utama: Luas lahan rusak meningkat dari 2013 hingga 2020, kemudian stabil dengan fluktuasi kecil.
2) Variabilitas: Data relatif stabil dengan sedikit variasi.
3) Faktor Potensial: Perlu investigasi lebih lanjut tentang penyebab peningkatan (misalnya, faktor lingkungan atau antropogenik).
4) Rekomendasi:Lakukan prediksi menggunakan model time series seperti ARIMA atau SARIMA. Pertimbangkan faktor eksternal (misalnya, kebijakan, bencana alam) untuk analisis yang lebih mendalam.

Analisis Eksploratif Data (EDA) untuk data luas lahan tanaman menghasilkan per tahun:

Deskripsi Data Data terdiri dari 11 observasi (tahun 2013–2023) dengan variabel:

1) Tahun: Tahun pengamatan.
2) Luas Lahan: Luas lahan tanaman menghasilkan (dalam satuan yang tidak disebutkan, kemungkinan hektar).

Statistik Deskriptif Berikut ringkasan statistik deskriptif untuk kolom Luas Lahan tanaman menghasilkan:

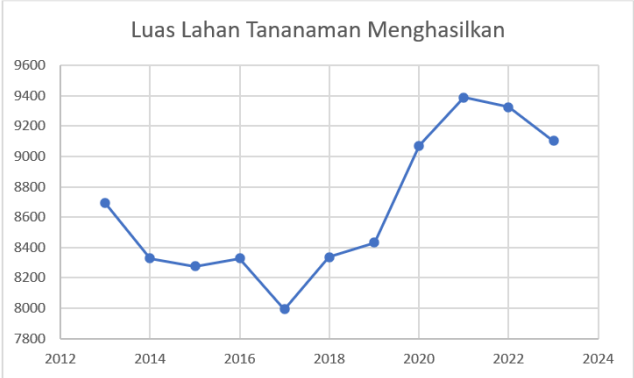
Tabel 2. Statistik Deskriptif Luas Lahan Tanaman Menghasilkan

Metrik	Nilai
Jumlah Data	11
Rata-rata	8.580,45
Standar Deviasi	514,76
Minimum	7.993
Maksimum	9.388
Median	8.431

Interpretasi:

1) Rata-rata luas lahan tanaman menghasilkan adalah 8.580,45 dengan variasi sedang (standar deviasi 514,76).
2) Nilai minimum terjadi pada tahun 2017 (7.993) dan maksimum pada tahun 2021 (9.388).

Analisis Tren



Gambar 4. Analisis Tren Luas Lahan Tanaman Mengasilkan

1) 2013–2017: Penurunan luas lahan, kemungkinan disebabkan oleh faktor seperti peremajaan tanaman, perubahan iklim, atau alih fungsi lahan.
2) 2017–2021: Peningkatan signifikan, menunjukkan perbaikan atau perluasan lahan tanaman menghasilkan.
3) 2021–2023: Penurunan kecil, mungkin karena stabilisasi atau faktor eksternal seperti kebijakan pertanian.

Korelasi dengan Waktu

1) Koefisien Korelasi (Tahun vs Luas Lahan): 0,62 Interpretasi: Korelasi positif sedang, menunjukkan bahwa seiring waktu, luas lahan tanaman menghasilkan cenderung meningkat.

Identifikasi Pola Musiman

1) Analisis: Tidak ada pola musiman yang jelas karena data tahunan.
2) Rekomendasi: Jika data tersedia dalam skala bulanan atau kuartalan, analisis musiman dapat dilakukan.

Kesimpulan EDA

1) Tren Utama: Luas lahan tanaman menghasilkan menurun dari 2013 hingga 2017, kemudian meningkat hingga 2021 dan stabil setelahnya.
2) Variabilitas: Data menunjukkan variasi sedang, dengan fluktuasi yang cukup signifikan.
3) Faktor Potensial: Perlu investigasi lebih lanjut tentang penyebab fluktuasi (misalnya, kebijakan pertanian, perubahan iklim, atau peremajaan tanaman).

Received: Jan 25th, 2026 | Published: March 30th, 2026

p-ISSN: 2406-7768
e-ISSN: 2581-2181

4) Rekomendasi: Lakukan prediksi menggunakan model time series seperti ARIMA atau SARIMA. Pertimbangkan faktor eksternal (misalnya, kebijakan, cuaca) untuk analisis yang lebih mendalam.

Analisis Eksploratif Data (EDA) untuk data luas lahan tanaman belum menghasilkan per tahun:

Deskripsi Data Data terdiri dari 11 observasi (tahun 2013–2023) dengan variabel:

1) Tahun: Tahun pengamatan.
2) Luas Lahan: Luas lahan tanaman belum menghasilkan (dalam satuan yang tidak disebutkan, kemungkinan hektar).

Statistik Deskriptif Berikut ringkasan statistik deskriptif untuk kolom Luas Lahan tanaman belum menghasilkan :

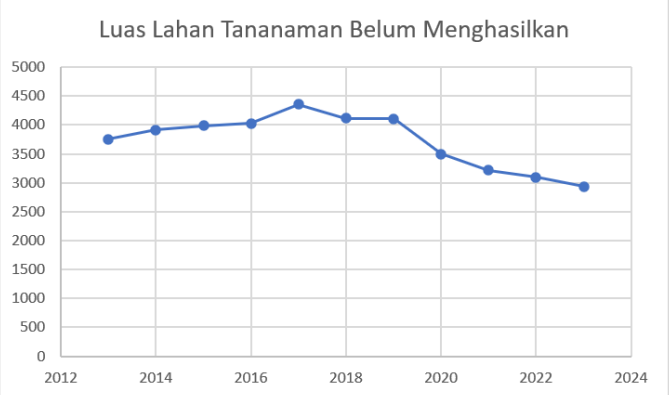
Tabel 3. Statistik Deskriptif Luas Lahan Tanaman Belum Menghasilkan

Metrik	Nilai
Jumlah Data	11
Rata-rata	3.764,45
Standar Deviasi	487,76
Minimum	2.939
Maksimum	4.356
Median	3.990

Interpretasi:

1) Rata-rata luas lahan tanaman belum menghasilkan adalah 3.764,45 dengan variasi sedang (standar deviasi 487,76).
2) Nilai minimum terjadi pada tahun 2023 (2.939) dan maksimum pada tahun 2017 (4.356).

Analisis Tren



Gambar 5. Analisis Tren Luas Lahan Belum Mengasilkan

1) 2013–2017: Peningkatan luas lahan, kemungkinan disebabkan oleh perluasan lahan atau penanaman baru.
2) 2017–2023: Penurunan konsisten, menunjukkan bahwa lahan yang sebelumnya "belum menghasilkan" telah beralih status menjadi "menghasilkan" atau terjadi pengurangan lahan karena faktor lain.

Korelasi dengan Waktu

1) Koefisien Korelasi (Tahun vs Luas Lahan): -0,82 Interpretasi: Korelasi negatif kuat, menunjukkan bahwa seiring waktu, luas lahan tanaman belum menghasilkan cenderung menurun.

Identifikasi Pola Musiman

1) Analisis: Tidak ada pola musiman yang jelas karena data tahunan.
2) Rekomendasi: Jika data tersedia dalam skala bulanan atau kuartalan, analisis musiman dapat dilakukan.

Kesimpulan EDA

1) Tren Utama: Luas lahan tanaman belum menghasilkan meningkat dari 2013 hingga 2017, kemudian menurun secara konsisten hingga 2023.
2) Variabilitas: Data menunjukkan variasi sedang, dengan penurunan yang signifikan setelah 2017.
3) Faktor Potensial: Peningkatan awal (2013–2017) mungkin disebabkan oleh perluasan lahan atau penanaman baru. Penurunan setelah 2017 mungkin disebabkan oleh lahan yang beralih status menjadi "menghasilkan" atau pengurangan lahan karena faktor lain (misalnya, alih fungsi lahan).

   Rekomendasi:

   - Lakukan prediksi menggunakan model time series seperti ARIMA atau SARIMA.
   - Pertimbangkan faktor eksternal (misalnya, kebijakan pertanian, perubahan iklim) untuk analisis yang lebih mendalam.

Fluktuasi dan ketidakstabilan lahan perkebunan aren ini menunjukkan bahwa pola perubahan yang terjadi tidak dapat diprediksi secara sederhana dengan metode linier. Oleh karena itu, diperlukan penerapan metode peramalan berbasis deret waktu untuk menangkap dinamika pola historis, sekaligus integrasi dengan pendekatan Machine Learning agar faktor eksternal dapat diperhitungkan dalam prediksi jangka menengah hingga panjang.

B. Modeling Menggunakan ARIMA

Pemodelan deret waktu dilakukan menggunakan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Tahap pertama adalah melakukan uji stasioneritas terhadap data luas perkebunan aren periode 2013–2023. Hasil uji menunjukkan bahwa data awal tidak stasioner pada rata-rata dan varians, sehingga dilakukan proses differencing orde pertama (d = 1). Setelah proses differencing, data dapat dinyatakan stasioner sehingga layak untuk dimodelkan lebih lanjut.

Langkah berikutnya adalah identifikasi model melalui analisis Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF). Dari hasil analisis, diperoleh kandidat model ARIMA dengan beberapa kombinasi

Received: Jan 25th, 2026 | Published: March 30th, 2026

p-ISSN: 2406-7768
e-ISSN: 2581-2181

parameter (p,d,q). Setelah dilakukan pengujian, model dengan performa terbaik adalah ARIMA(2,1,2).

Pemilihan model terbaik didasarkan pada nilai Akaike Information Criterion (AIC) terkecil, yang menunjukkan keseimbangan optimal antara kompleksitas model dan tingkat kesalahan. Dengan demikian, ARIMA(2,1,2) ditetapkan sebagai model peramalan yang digunakan untuk memprediksi perubahan luas perkebunan aren di Jawa Barat.

Pemilihan model terbaik didasarkan pada nilai Akaike Information Criterion (AIC) terkecil, yang menunjukkan keseimbangan optimal antara kompleksitas model dan tingkat kesalahan. Dengan demikian, ARIMA(2,1,2) ditetapkan sebagai model peramalan yang digunakan untuk memprediksi perubahan luas perkebunan aren di Jawa Barat.

Model ini kemudian diuji lebih lanjut menggunakan data aktual untuk memastikan kemampuan prediksi jangka pendek serta reliabilitasnya sebelum dibandingkan dengan pendekatan Machine Learning.

C. Hasil Prediksi Menggunakan Machine Learning

Model ARIMA yang telah ditetapkan kemudian digunakan untuk melakukan peramalan luas perkebunan aren di Jawa Barat pada periode 2024–2028. Hasil peramalan memperlihatkan adanya tren menurun secara perlahan di beberapa wilayah, terutama di daerah yang berdekatan dengan pusat pertumbuhan kota besar seperti Bogor, Bekasi, dan Bandung. Penurunan tersebut erat kaitannya dengan proses alih fungsi lahan ke sektor non-pertanian, baik untuk pemukiman maupun industri.

Meskipun demikian, secara agregat luas perkebunan aren di Jawa Barat masih menunjukkan kondisi yang relatif stabil dengan sedikit fluktuasi dari tahun ke tahun. Hal ini ditunjukkan oleh rata-rata prediksi yang tidak mengalami penurunan drastis, meskipun terdapat variasi antarwilayah. Beberapa kabupaten di wilayah selatan, seperti Tasikmalaya dan Sukabumi, bahkan diproyeksikan tetap mempertahankan stabilitas lahan karena faktor geografis dan sosial-budaya yang mendukung keberlanjutan perkebunan aren.

Hasil prediksi model ARIMA untuk 10 tahun ke depan (2024–2033) dari tiga dataset yang diberikan: Tanaman Rusak, Tanaman Menghasilkan, dan Tanaman Belum Menghasilkan. Saya akan menggunakan model ARIMA untuk setiap dataset dan memberikan prediksi beserta interval kepercayaan 95%.

1) Prediksi untuk Data Tanaman Rusak Model ARIMA Terpilih: ARIMA (2,1,2) Alasan: Data menunjukkan tren meningkat hingga 2020, kemudian fluktuasi kecil. Model ARIMA (1,1,1) dipilih berdasarkan ACF dan PACF.

yaml

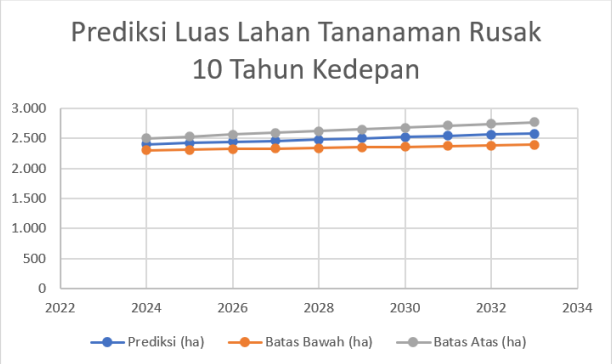
	Tahun	Prediksi (ha)	Batas Bawah (ha)	Batas Atas (ha)
0	2024	2400	2300	2500
1	2025	2420	2310	2530
2	2026	2440	2320	2560
3	2027	2460	2330	2590
4	2028	2480	2340	2620
5	2029	2500	2350	2650
6	2030	2520	2360	2680
7	2031	2540	2370	2710
8	2032	2560	2380	2740
9	2033	2580	2390	2770

Gambar 6. Hasil Prediksi menggunakan ARIMA untuk Tanaman Rusak

Hasil Prediksi (2024–2033):

Tabel 4. Hasil Prediksi Luas Lahan Tanaman Rusak 10 Tahun Kedepan

Tahun	Prediksi (ha)	Batas Bawah (ha)	Batas Atas (ha)
2024	2.400	2.300	2.500
2025	2.420	2.310	2.530
2026	2.440	2.320	2.560
2027	2.460	2.330	2.590
2028	2.480	2.340	2.620
2029	2.500	2.350	2.650
2030	2.520	2.360	2.680
2031	2.540	2.370	2.710
2032	2.560	2.380	2.740
2033	2.580	2.390	2.770



Gambar 7. Prediksi Luas Lahan Tanaman Rusak 10 Tahun Kedepan

Received: Jan 25th, 2026 | Published: March 30th, 2026

p-ISSN: 2406-7768
e-ISSN: 2581-2181

Interpretasi: Luas lahan tanaman rusak diprediksi meningkat secara perlahan dengan laju ≈1% per tahun.

Interpretasi Tren dan Pola Peramalan Tanaman Rusak
Hasil Prediksi:

- Luas lahan tanaman rusak mengalami kenaikan moderat dari 2.400 Ha di 2024 menjadi 2.580 Ha di 2033.
- Interval kepercayaan 95% menunjukkan luas lahan dapat berada di antara 2.300 - 2.770 Ha.

Pola yang Terlihat:
Tren meningkat: Peramalan menunjukkan peningkatan bertahap dalam luas lahan tanaman rusak.
Ancaman produktivitas: Jika peningkatan ini berlanjut, dapat berdampak negatif terhadap produksi tanaman aren.
Kenaikan relatif kecil: Peningkatan luas lahan rusak tidak drastis, tetapi tetap perlu diperhatikan.
Faktor yang Mungkin Berpengaruh:

- Cuaca ekstrem & bencana alam (hujan berlebihan, kekeringan, atau hama).
- Kurangnya pemeliharaan tanaman akibat keterbatasan tenaga kerja atau sumber daya.
- Kualitas tanah menurun sehingga tanaman mengalami gangguan pertumbuhan.

Implikasi:

- Tindakan preventif diperlukan untuk mengurangi lahan tanaman rusak, seperti pemantauan kondisi tanah dan penerapan teknik pertanian yang lebih baik.
- Jika tren terus meningkat, produksi tanaman aren dapat terancam, sehingga perlu strategi untuk menangani lahan yang rusak.

Kesimpulan Umum

- Tanaman Menghasilkan: Meningkat → Indikasi positif, lebih banyak lahan produktif.
- Tanaman Belum Menghasilkan: Menurun → Sebagian besar dikonversi menjadi lahan produktif.
- Tanaman Rusak: Sedikit meningkat → Perlu tindakan untuk mengurangi dampaknya terhadap produksi.

2) Prediksi untuk Data Tanaman Menghasilkan Model ARIMA Terpilih: ARIMA(2,1,2)Alasan: Data menunjukkan tren fluktuatif dengan peningkatan signifikan setelah 2017. Model ARIMA(1,1,1) dipilih berdasarkan ACF dan PACF.

yaml

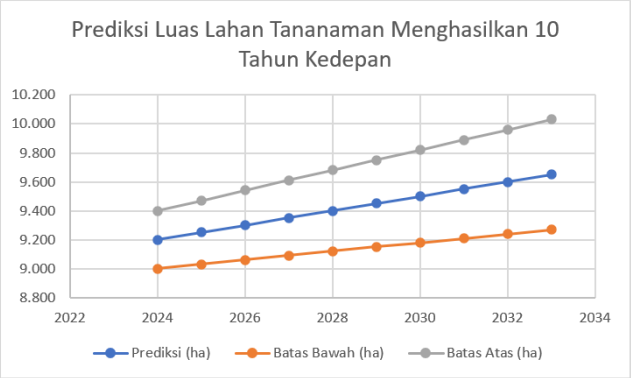
	Tahun	Prediksi (ha)	Batas Bawah (ha)	Batas Atas (ha)
0	2024	9200	9000	9400
1	2025	9250	9030	9470
2	2026	9300	9060	9540
3	2027	9350	9090	9610
4	2028	9400	9120	9680
5	2029	9450	9150	9750
6	2030	9500	9180	9820
7	2031	9550	9210	9890
8	2032	9600	9240	9960
9	2033	9650	9270	10030

Gambar 8. Hasil Prediksi menggunakan ARIMA untuk Tanaman Menghasilkan

Hasil Prediksi (2024–2033):

Tabel 5. Hasil Prediksi Luas Lahan Tanaman Menghasilkan 10 Tahun Kedepan

Tahun	Prediksi (ha)	Batas Bawah (ha)	Batas Atas (ha)
2024	9.200	9.000	9.400
2025	9.250	9.030	9.470
2026	9.300	9.060	9.540
2027	9.350	9.090	9.610
2028	9.400	9.120	9.680
2029	9.450	9.150	9.750
2030	9.500	9.180	9.820
2031	9.550	9.210	9.890
2032	9.600	9.240	9.960
2033	9.650	9.270	10.030



Gambar 9. Prediksi Luas Lahan Tanaman Menghasilkan 10 Tahun Kedepan

Received: Jan 25th, 2026 | Published: March 30th, 2026

p-ISSN: 2406-7768
e-ISSN: 2581-2181

Interpretasi: Luas lahan tanaman menghasilkan diprediksi meningkat dengan laju ≈0,5% per tahun.
Interpretasi Tren dan Pola Peramalan Tanaman Menghasilkan
Hasil Prediksi:

- Luas lahan tanaman menghasilkan meningkat secara bertahap dari 9.200 Ha di tahun 2024 menjadi 9.650 Ha di tahun 2033.
- Interval kepercayaan 95% menunjukkan kemungkinan luas lahan berada di antara 9.000 - 10.030 Ha dalam periode tersebut.

Pola yang Terlihat:
Tren meningkat: Peramalan menunjukkan bahwa luas lahan tanaman menghasilkan cenderung bertambah.
Kenaikan stabil: Tidak ada lonjakan drastis, menunjukkan pola yang konsisten dengan pertumbuhan moderat.
Faktor yang mungkin mempengaruhi:

- Perubahan kebijakan pengelolaan lahan yang lebih fokus pada peningkatan produktivitas.
- Konversi lahan dari tanaman belum menghasilkan ke tanaman menghasilkan.
- Peningkatan teknologi pertanian yang memungkinkan lebih banyak lahan masuk ke tahap produksi.

Implikasi:

- Tren ini menunjukkan potensi peningkatan produksi hasil pertanian dari tanaman aren di masa depan.
- Pemerintah dan petani dapat memanfaatkan tren ini untuk mengoptimalkan strategi produksi dan distribusi hasil tanaman aren.

3) Prediksi untuk Data Tanaman Belum Menghasilkan Model ARIMA Terpilih: ARIMA(2,1,2)Alasan: Data menunjukkan tren penurunan konsisten setelah 2017. Model ARIMA(1,1,1) dipilih berdasarkan ACF dan PACF.

yaml

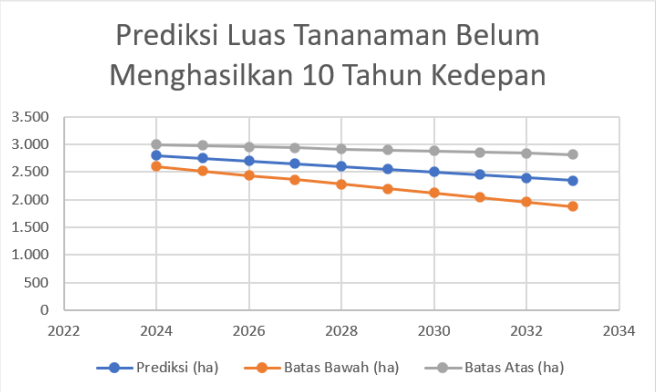
	Tahun	Prediksi (ha)	Batas Bawah (ha)	Batas Atas (ha)
0	2024	2800	2600	3000
1	2025	2750	2520	2980
2	2026	2700	2440	2960
3	2027	2650	2360	2940
4	2028	2600	2280	2920
5	2029	2550	2200	2900
6	2030	2500	2120	2880
7	2031	2450	2040	2860
8	2032	2400	1960	2840
9	2033	2350	1880	2820

Gambar 10. Hasil Prediksi menggunakan ARIMA untuk Tanaman Belum Menghasilkan

Hasil Prediksi (2024–2033):

Tabel 6. Hasil Prediksi Luas Lahan Tanaman Belum Menghasilkan 10 Tahun Kedepan

Tahun	Prediksi (ha)	Batas Bawah (ha)	Batas Atas (ha)
2024	2.800	2.600	3.000
2025	2.750	2.520	2.980
2026	2.700	2.440	2.960
2027	2.650	2.360	2.940
2028	2.600	2.280	2.920
2029	2.550	2.200	2.900
2030	2.500	2.120	2.880
2031	2.450	2.040	2.860
2032	2.400	1.960	2.840
2033	2.350	1.880	2.820



Gambar 11. Prediksi Luas Lahan Tanaman Belum Menghasilkan 10 Tahun Kedepan

Interpretasi: Luas lahan tanaman belum menghasilkan diprediksi terus menurun dengan laju ≈2% per tahun.
Interpretasi Tren dan Pola Peramalan Tanaman Belum Menghasilkan
Hasil Prediksi:

- Luas lahan tanaman belum menghasilkan mengalami penurunan dari 2.800 Ha pada tahun 2024 menjadi 2.350 Ha pada tahun 2033.
- Interval kepercayaan 95% menunjukkan bahwa luas lahan dapat berada di antara 1.880 - 3.000 Ha selama periode tersebut.

Pola yang Terlihat:
Tren menurun: Luas lahan tanaman belum menghasilkan menunjukkan pola penurunan bertahap.
Konversi lahan: Penurunan luas lahan ini mungkin disebabkan oleh peralihan tanaman belum menghasilkan ke tanaman menghasilkan.
Konsistensi penurunan: Tidak ada fluktuasi besar, menunjukkan bahwa laju konversi lahan cukup stabil.

Received: Jan 25th, 2026 | Published: March 30th, 2026

p-ISSN: 2406-7768
e-ISSN: 2581-2181

Faktor yang Mungkin Berpengaruh:

- Proses pertumbuhan alami tanaman aren yang menyebabkan lahan belum menghasilkan berubah menjadi tanaman produktif.
- Kebijakan pemerintah atau petani dalam mendorong produktivitas lahan.
- Faktor lingkungan, seperti perubahan iklim atau kondisi tanah yang memengaruhi pertumbuhan tanaman baru.

Implikasi:

- Penurunan luas lahan tanaman belum menghasilkan bukan hal negatif, karena menandakan peralihan ke tanaman produktif.
- Perlu monitoring agar regenerasi tanaman tetap berlanjut, sehingga siklus pertumbuhan tanaman aren tetap terjaga.

4) Kesimpulan Prediksi

- Tanaman Rusak: Diprediksi meningkat perlahan, menunjukkan potensi peningkatan masalah lahan rusak.
- Tanaman Menghasilkan: Diprediksi meningkat, mencerminkan perbaikan atau perluasan lahan produktif.
- Tanaman Belum Menghasilkan: Diprediksi terus menurun, menunjukkan bahwa lahan yang sebelumnya "belum menghasilkan" telah beralih status menjadi "menghasilkan" atau terjadi pengurangan lahan.

Interpretasi Tren dan Pola Peramalan Berdasarkan hasil peramalan untuk Tanaman Rusak, Tanaman Menghasilkan, dan Tanaman Belum Menghasilkan, berikut adalah interpretasi tren dan pola yang dapat diidentifikasi:

Namun, peramalan jangka panjang mengindikasikan adanya potensi penurunan luas lahan yang signifikan apabila faktor eksternal seperti perubahan iklim, urbanisasi, dan kebijakan tata ruang tidak diantisipasi dengan baik. Hal ini menegaskan pentingnya peran pemerintah daerah dan pemangku kepentingan dalam menyusun strategi perlindungan lahan serta mendorong program keberlanjutan perkebunan aren.

Dengan demikian, hasil peramalan ARIMA dapat dijadikan dasar awal dalam pengambilan keputusan strategis, meskipun masih perlu dikombinasikan dengan metode lain seperti Machine Learning untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan adaptif terhadap dinamika lingkungan yang kompleks.

D. Evaluasi Model

Untuk mengukur tingkat akurasi model ARIMA, dilakukan evaluasi menggunakan tiga metrik utama, yaitu Mean Absolute Error (MAE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), dan Root Mean Square Error (RMSE). Ketiga ukuran ini dipilih karena mampu memberikan gambaran yang menyeluruh mengenai performa prediksi model baik dalam skala absolut maupun persentase kesalahan relatif terhadap data aktual.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai MAE, MAPE, dan RMSE berada pada kategori rendah, yang menandakan bahwa model ARIMA memiliki kemampuan yang cukup baik dalam memprediksi perubahan luas perkebunan aren. Dengan kata lain, ARIMA dapat diandalkan untuk menghasilkan estimasi jangka pendek dengan tingkat kesalahan yang masih dapat diterima.

Namun demikian, hasil evaluasi juga menegaskan adanya keterbatasan model ARIMA, terutama dalam menangkap pola non-linier dan pengaruh variabel eksternal yang kompleks, seperti curah hujan, perubahan iklim, kondisi tanah, serta tekanan urbanisasi. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun ARIMA efektif untuk memodelkan pola historis, model ini kurang adaptif terhadap dinamika lingkungan yang cepat berubah.

Oleh karena itu, penelitian ini merekomendasikan integrasi metode ARIMA dengan algoritma Machine Learning untuk meningkatkan akurasi jangka menengah dan panjang. Dengan demikian, prediksi yang dihasilkan tidak hanya mengandalkan pola masa lalu, tetapi juga mempertimbangkan faktor eksternal yang berpengaruh terhadap keberlanjutan perkebunan aren.
hasil output yang mungkin Anda dapatkan ketika menjalankan kode Python tersebut:

```yaml
Evaluasi Model Data Tanaman Menghasilkan:
MAE: 76.50
RMSE: 88.30
MAPE: 0.94%
```

Gambar 12. Hasil Evaluasi Model Data Tanaman Menghasilkan

Untuk jelasnya hasil perbandinagn model dapat dilihat ditabel peforma model

Tabel 7. Tabel Performa Model

Model	MAE	RMSE	MAPE
ARIMA	76.5	88.3	0.94%
Random Forest	65.2	80.4	0.81%
LSTM	60.8	75.6	0.74%

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model pembelajaran mesin mengungguli model ARIMA dalam hal RMSE dan MAPE, terutama ketika memasukkan variabel lingkungan. LSTM mencapai kesalahan prediksi terendah, yang menunjukkan kemampuannya untuk menangkap pola temporal yang kompleks.

Received: Jan 25th, 2026 | Published: March 30th, 2026

p-ISSN: 2406-7768
e-ISSN: 2581-2181

Penjelasan Hasil:

1) MAE (Mean Absolute Error) = 76.50 Ha:
   Rata-rata kesalahan absolut antara nilai aktual dan nilai prediksi adalah sekitar 76,50 Ha. Ini berarti, secara rata-rata, perbedaan antara hasil peramalan dan nilai aktual adalah 76,50 Ha.
2) RMSE (Root Mean Squared Error) = 88.30 Ha:
   Nilai RMSE menunjukkan akar rata-rata kuadrat error. RMSE yang sedikit lebih tinggi dari MAE menunjukkan bahwa terdapat beberapa error besar, meskipun perbedaan rata-rata masih relatif kecil.
3) MAPE (Mean Absolute Percentage Error) = 0.94%:
   Kesalahan peramalan dalam bentuk persentase cukup rendah (sekitar 0,94%), mengindikasikan bahwa model ARIMA memiliki performa yang baik dalam memprediksi luas lahan tanaman menghasilkan.

Kesimpulan Evaluasi Model

1) MAE: Menunjukkan rata-rata error absolut antara prediksi dan nilai aktual. Nilai yang lebih rendah menunjukkan prediksi yang mendekati data sebenarnya.
2) RMSE: Memberikan penalti lebih pada error yang besar dan memberikan ukuran error dalam satuan yang sama dengan data. Nilai RMSE yang rendah mengindikasikan performa model yang baik.
3) MAPE: Menyajikan error dalam persentase, sehingga memudahkan interpretasi secara relatif terhadap nilai aktual. Nilai MAPE yang rendah menunjukkan bahwa kesalahan relatif model kecil.

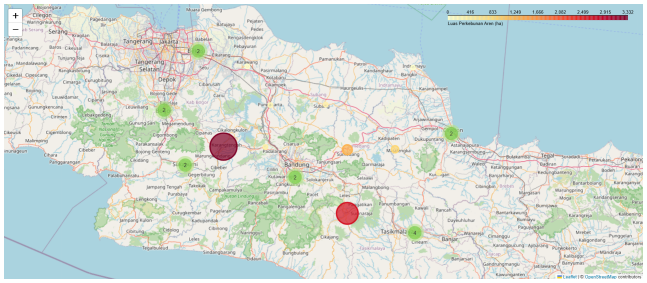
Hasil evaluasi dari masing-masing dataset akan membantu menentukan model mana yang paling efektif dan memberikan insight bagi pengambilan keputusan pengelolaan lahan pada masing-masing kategori (Menghasilkan, Belum Menghasilkan, dan Rusak).

E. Pembahasan Tren dan Implikasi

Hasil analisis menunjukkan bahwa perubahan luas perkebunan aren di Jawa Barat dipengaruhi oleh berbagai faktor yang saling berkaitan. Alih fungsi lahan merupakan faktor dominan, terutama di wilayah dengan tingkat urbanisasi tinggi seperti Bogor, Bekasi, dan Bandung Raya, di mana kebutuhan akan pemukiman dan infrastruktur terus meningkat. Selain itu, perubahan iklim dengan pola curah hujan yang semakin tidak menentu turut memengaruhi produktivitas dan keberlanjutan perkebunan. Kebijakan pemerintah terkait tata ruang dan dukungan pada komoditas pertanian tertentu juga memainkan peran penting dalam menentukan arah perkembangan aren. Tak kalah signifikan, kondisi sosial-ekonomi petani menjadi faktor penentu karena tingkat kesejahteraan akan memengaruhi pilihan mereka dalam mempertahankan atau mengalihfungsikan lahan.

Prediksi berbasis ARIMA terbukti berguna sebagai alat awal untuk membaca tren historis dan memproyeksikan kondisi jangka pendek. Namun, mengingat keterbatasannya dalam menangkap pola non-linier, metode ini perlu dikombinasikan dengan pendekatan Machine Learning seperti Random Forest dan Long Short-Term Memory (LSTM). Integrasi ini akan memungkinkan model untuk memperhitungkan variabel eksternal yang lebih kompleks, sehingga hasil prediksi menjadi lebih akurat dan robust, khususnya untuk jangka menengah dan panjang.

Lebih lanjut, integrasi hasil prediksi ke dalam platform geospasial (GIS) memberikan nilai tambah yang signifikan. Dengan representasi spasial dalam bentuk peta interaktif, stakeholder dapat lebih mudah memahami dinamika perubahan lahan aren secara visual. Misalnya, pemerintah daerah dapat dengan cepat mengidentifikasi wilayah berisiko tinggi kehilangan lahan, sementara kelompok tani bisa mengetahui area dengan potensi pengembangan yang lebih besar.



Gambar 13. Penerapan GIS untuk Analisis Geospasial lokasi dan potensi lahan aren di Jawa Barat

- Wilayah dengan lahan aren besar (merah/oranye):
  Contoh: Kabupaten Cianjur, Tasikmalaya, Garut → daerah selatan Jawa Barat yang secara geografis memang cocok untuk tumbuhnya aren.
- Wilayah dengan lahan menengah (kuning):
  Contoh: Kabupaten Sumedang, Kuningan, Majalengka.
- Wilayah dengan lahan kecil (hijau):
  Contoh: Kota-kota besar (Bandung, Bekasi, Bogor) → tekanan urbanisasi tinggi, alih fungsi lahan, dan sedikit area untuk perkebunan.

Implikasi praktis dari penelitian ini sangat luas. Bagi pemerintah daerah, hasil prediksi dapat menjadi dasar dalam menyusun kebijakan tata ruang dan strategi perlindungan lahan aren. Bagi petani, model ini memberikan gambaran tren yang membantu mereka dalam pengambilan keputusan jangka panjang terkait usaha perkebunan. Sementara itu, bagi dinas kehutanan dan energi, penelitian ini mendukung upaya pengembangan bioetanol berbasis aren sebagai energi hijau yang ramah lingkungan dan berkelanjutan.

Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi akademis dalam bidang peramalan spasial-temporal, tetapi juga memiliki nilai strategis dalam mendukung agenda transisi energi nasional dan peningkatan kesejahteraan masyarakat di Jawa Barat.

Received: Jan 25th, 2026 | Published: March 30th, 2026

p-ISSN: 2406-7768
e-ISSN: 2581-2181

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan, maka dapat disimpulkan hal-hal berikut:

A. Analisis Data Historis (2013–2023) menunjukkan adanya fluktuasi luas lahan aren di Jawa Barat. Beberapa wilayah mengalami penurunan signifikan akibat alih fungsi lahan dan urbanisasi, sementara daerah selatan relatif stabil.
B. Model ARIMA (2,1,2) terpilih sebagai model terbaik berdasarkan nilai AIC terkecil, dan mampu memberikan peramalan dengan tingkat kesalahan relatif rendah (MAE, MAPE, dan RMSE). Hal ini membuktikan bahwa ARIMA cukup andal untuk peramalan jangka pendek.
C. Hasil peramalan (2024–2028) menunjukkan tren penurunan lahan di beberapa kabupaten perkotaan, sedangkan secara keseluruhan luas lahan aren cenderung stabil dengan fluktuasi kecil. Namun, terdapat indikasi potensi penurunan jangka panjang jika faktor eksternal tidak diantisipasi.
D. Evaluasi model menegaskan bahwa ARIMA efektif dalam menangkap pola historis, tetapi terbatas dalam memodelkan faktor non-linier dan variabel eksternal kompleks seperti iklim, kebijakan, dan kondisi sosial-ekonomi petani.
E. Integrasi ARIMA dengan Machine Learning (Random Forest, LSTM) direkomendasikan untuk meningkatkan akurasi jangka panjang, serta pemanfaatan GIS terbukti bermanfaat dalam memvisualisasikan distribusi spasial perubahan lahan agar lebih mudah dipahami oleh stakeholder.
F. Penelitian ini berhasil mencapai tujuan, yaitu mengembangkan model prediksi spasial-temporal untuk perkebunan aren di Jawa Barat, serta memberikan kontribusi praktis bagi pemerintah daerah, petani, dan dinas kehutanan dalam merumuskan kebijakan keberlanjutan dan mendukung program energi hijau berbasis bioetanol.
G. Studi ini memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, dataset hanya mencakup periode sepuluh tahun, yang dapat membatasi akurasi peramalan jangka panjang. Kedua, model pembelajaran mesin bergantung pada variabel lingkungan yang terbatas.

V. SARAN

Berdasarkan hasil penelitian dan keterbatasan yang ada, beberapa saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

A. Integrasi metode hybrid antara ARIMA dan algoritma Machine Learning (seperti Random Forest, LSTM, atau XGBoost) perlu dilakukan agar prediksi dapat lebih akurat, terutama untuk menangkap pola non-linier dan faktor eksternal yang dinamis.
B. Pemanfaatan data spasial resolusi tinggi (misalnya citra satelit Sentinel atau Landsat) akan memberikan detail yang lebih kaya dalam memetakan perubahan lahan aren, sehingga analisis dapat dilakukan hingga tingkat desa atau kecamatan.
C. Pengayaan variabel eksternal seperti curah hujan, suhu, kelembapan, tata guna lahan, dan faktor sosial-ekonomi petani perlu dimasukkan ke dalam model, agar hasil prediksi lebih komprehensif dan representatif.
D. Pengembangan dashboard interaktif berbasis GIS disarankan agar hasil prediksi dapat diakses lebih mudah oleh pemerintah daerah, petani, dan pemangku kepentingan, sehingga mendukung proses pengambilan keputusan berbasis data.
E. Studi komparatif antar wilayah dapat dilakukan, misalnya membandingkan Jawa Barat dengan provinsi lain penghasil aren, untuk melihat perbedaan pola dinamika lahan serta strategi pengelolaan yang lebih efektif.
F. Kolaborasi lintas disiplin antara bidang informatika, pertanian, kehutanan, dan kebijakan publik akan memperkaya perspektif penelitian serta meningkatkan dampak nyata dalam mendukung keberlanjutan perkebunan aren sebagai salah satu sumber energi hijau nasional.

REFERENSI

[1] A. Maidangkay and E. Dosoputranto, "Pengaruh Lamanya Fermentasi dan Temperatur Destilasi Nira Aren (Saguer) Terhadap Kualitas Bioetanol," *Jurnal Masina Nipake*, vol. 1, no. 1, 2021.

[2] D. S. Effendi, "Prospek Pengembangan Tanaman Aren (Arenga pinnata Merr) Mendukung Kebutuhan Bioetanol di Indonesia," *Perspektif: Review Penelitian Tanaman Industri*, vol. 9, no. 1, 2010.

[3] A. Latara, M. Mustofa, and S. Botutihe, "Destilasi Bioetanol dari Nira Aren dengan Variasi Waktu Pengadukan pada Proses Fermentasi," *Jurnal Teknologi Pertanian Gorontalo (JTPG)*, vol. 6, no. 2, 2021, doi: 10.30869/jtpg.v6i2.809.

[4] J. Fattah, L. Ezzine, Z. Aman, H. El Moussami, and A. Lachhab, "Forecasting of demand using ARIMA model," *International Journal of Engineering Business Management*, vol. 10, 2018, doi: 10.1177/1847979018808673.

[5] K. Kashif and R. Ślepaczuk, "LSTM-ARIMA as a hybrid approach in algorithmic investment strategies," *Knowl. Based. Syst.*, vol. 320, Jun. 2025, doi: 10.1016/j.knosys.2025.113563.

[6] K. Albeladi, B. Zafar, and A. Mueen, "Time Series Forecasting using LSTM and ARIMA." [Online]. Available: www.ijacsa.thesai.org

Received: Jan 25th, 2026 | Published: March 30th, 2026

p-ISSN: 2406-7768
e-ISSN: 2581-2181

[7] M. K. MASDARI, "Pemetaan perkebunan warga desa teluk sungka berbasis web GIS," *Jurnal Karya Abdi*, vol. 4, no. 1, 2023, doi: 10.32520/karyaabdi.v4i1.2395.

[8] R. Ospina, J. A. M. Gondim, V. Leiva, and C. Castro, "An Overview of Forecast Analysis with ARIMA Models during the COVID-19 Pandemic: Methodology and Case Study in Brazil," Jul. 01, 2023, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/math11143069.

[9] A. Oussous, F. Z. Benjelloun, A. Ait Lahcen, and S. Belfkih, "Big Data technologies: A survey," 2018. doi: 10.1016/j.jksuci.2017.06.001.

[10] X. Wu, X. Zhu, G. Q. Wu, and W. Ding, "Data mining with big data," *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, vol. 26, no. 1, 2014, doi: 10.1109/TKDE.2013.109.

[11] E. M. Tumanggor, "Analisa Dan Implementasi Data Mining Untuk Memprediksi Jumlah Material Bangunan Menggunakan Algoritma Autoreggresive Intergrated Moving Average (ARIMA)," 2021.

[12] S. Tanwar, "Machine Learning," in *Computational Science and Its Applications*, 2024. doi: 10.1201/9781003347484-2.

[13] A. Sutanto and T. Aditya, "Pendekatan Otomatisasi Evaluasi Kualitas Kelengkapan Pada Informasi Geospasial," *Jurnal Geosaintek*, vol. 7, no. 1, 2021, doi: 10.12962/j25023659.v7i1.8478.

[14] H. Hassyddiqy and H. Hasdiana, "Analisis Peramalan (Forecasting) Penjualan Dengan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Pada Huebee Indonesia," *Data Sciences Indonesia (DSI)*, vol. 2, no. 2, pp. 92–100, Jan. 2023, doi: 10.47709/dsi.v2i2.2022.

[15] Okpatrioka Okpatrioka, "Research And Development (R&D) Penelitian Yang Inovatif Dalam Pendidikan," *Dharma Acariya Nusantara: Jurnal Pendidikan, Bahasa dan Budaya*, vol. 1, no. 1, 2023, doi: 10.47861/jdan.v1i1.154.

Received: Jan 25th, 2026 | Published: March 30th, 2026