

PREDIKSI HASIL PANEN JAGUNG DI KABUPATEN SUMBA TIMUR MENGUNAKAN TIME SERIES SATELITE IMAGERY

Sitti Masyitoh, Franki Yusuf Bisilisin, Dewi Anggraini

Teknik Informatika, Stikom Uyelindo Kupang
Jalan Perintis Kemerdekaan I, Kayu Putih Kota Kupang, Indonesia
sitimasyita133@gmail.com

ABSTRAK

Jagung merupakan salah satu komoditas pangan utama di Provinsi Nusa Tenggara Timur yang berperan penting dalam mendukung ketahanan pangan daerah. Namun, produksi jagung sering mengalami fluktuasi akibat perubahan iklim dan ketidakpastian pola curah hujan sehingga menyulitkan perencanaan produksi. Penelitian ini bertujuan memprediksi hasil panen jagung di Kabupaten Sumba Timur menggunakan pendekatan time series satellite imagery. Metode yang digunakan adalah model Autoregressive (AR) dengan memanfaatkan data produksi jagung serta indeks vegetasi yang diperoleh dari citra satelit multispektral, yaitu NDVI, EVI2, SAVI, dan NDMI. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, ekstraksi indeks vegetasi menggunakan Google Earth Engine, analisis ACF dan PACF untuk menentukan orde model, pemodelan AR, serta evaluasi kinerja menggunakan MAE, RMSE, R^2 , dan NRMSE. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model AR(2) merupakan model terbaik untuk memprediksi produksi jagung karena mampu menangkap pola temporal data menggunakan dua periode sebelumnya sebagai prediktor. Model menghasilkan nilai MAE sebesar 4.896,57, RMSE sebesar 6.803,74, R^2 sebesar 0,6346, dan NRMSE sebesar 23,20%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model dapat digunakan untuk mendukung perencanaan produksi dan distribusi jagung di Kabupaten Sumba Timur.

Kata kunci : *Prediksi, Time Series Satellite Imagery, jagung*

1. PENDAHULUAN

Jagung merupakan salah satu komoditas pertanian utama di Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT) yang berperan penting dalam mendukung ketahanan pangan dan perekonomian masyarakat. Sebagai sumber pangan dan bahan baku pakan ternak, jagung menjadi komoditas strategis yang banyak dibudidayakan di berbagai wilayah NTT [1].

Data Badan Pusat Statistik (BPS) menunjukkan bahwa produksi jagung di NTT selama periode 2019–2024 mengalami fluktuasi, yaitu sebesar 648.305 ton pada tahun 2023 dan menurun menjadi 629.061 ton pada tahun 2024 [1].

Kondisi serupa juga terjadi di Kabupaten Sumba Timur sebagai salah satu sentra produksi jagung di NTT. Pada tahun 2019, produksi jagung mencapai 49.724 ton dengan produktivitas rata-rata sekitar 3 ton per hektar atau meningkat sekitar 22% dibandingkan tahun sebelumnya [3]. Fluktuasi produksi tersebut menunjukkan bahwa hasil panen jagung sangat dipengaruhi oleh berbagai faktor lingkungan dan kondisi pertanian yang dinamis.

Produksi jagung di NTT masih menghadapi berbagai permasalahan, antara lain perubahan iklim, pola curah hujan yang tidak menentu, serta ancaman kekeringan yang menyebabkan tingginya ketidakpastian hasil panen. Kondisi tersebut mengakibatkan produktivitas jagung sulit diprediksi dan berpotensi menimbulkan kerugian bagi petani maupun pihak yang terlibat dalam rantai distribusi pangan. Selain itu, keterbatasan teknologi pemantauan pertanian dan minimnya informasi prediksi hasil panen yang akurat serta tepat waktu menjadi kendala dalam menentukan waktu tanam, pengelolaan lahan, dan

perencanaan distribusi hasil panen. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode yang mampu memberikan informasi prediksi hasil panen secara lebih cepat dan akurat guna mendukung pengambilan keputusan dalam sektor pertanian.

Perkembangan teknologi komputasi, machine learning, dan penginderaan jauh memberikan peluang untuk meningkatkan akurasi prediksi hasil panen. Penelitian Tendulkar (2019) menunjukkan bahwa model prediksi berbasis *time series remote sensing* mampu memberikan performa yang baik dalam memperkirakan hasil panen menggunakan data penginderaan jauh [10].

Selain itu, berbagai metode data mining seperti regresi, *decision tree*, dan *ensemble model* juga terbukti efektif dalam meningkatkan akurasi prediksi hasil panen pada berbagai komoditas pertanian [5], [9].

Salah satu pendekatan yang berkembang saat ini adalah *time series satellite imagery*, yaitu teknik pemantauan menggunakan citra satelit secara berkala untuk menganalisis perubahan kondisi lahan dan pertumbuhan tanaman dari waktu ke waktu [11].

Pendekatan ini mampu mengintegrasikan informasi spasial dan temporal sehingga memungkinkan pemantauan kondisi vegetasi secara berkelanjutan dan hampir *real-time* [2].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk memprediksi hasil panen jagung di Kabupaten Sumba Timur menggunakan pendekatan *time series satellite imagery* dan metode *Autoregressive (AR)*. Penyelesaian masalah dilakukan melalui pengolahan citra satelit Sentinel-2 menggunakan *Google Earth Engine (GEE)* untuk memperoleh indeks vegetasi *Normalized Difference*

Vegetation Index (NDVI), *Enhanced Vegetation Index 2 (EVI2)*, *Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI)*, dan *Normalized Difference Moisture Index (NDMI)* sebagai indikator kondisi tanaman. Data yang diperoleh kemudian dianalisis menggunakan model AR untuk mengidentifikasi pola temporal dan menghasilkan prediksi hasil panen jagung. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik *Mean Absolute Error (MAE)*, *Root Mean Square Error (RMSE)*, *Coefficient of Determination (R^2)*, dan *Normalized Root Mean Square Error (NRMSE)*. Melalui pendekatan ini saya harap dapat menghasilkan model prediksi yang lebih akurat dan tepat waktu sehingga dapat mendukung perencanaan produksi, distribusi jagung, serta pengambilan keputusan dalam upaya meningkatkan ketahanan pangan di Kabupaten Sumba Timur secara berkelanjutan..

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Pada penelitian berjudul “Mid-Season High-Resolution Satellite Imagery for Forecasting Site-Specific Corn Yield”, digunakan citra RapidEye beresolusi tinggi (5 m) untuk memprediksi hasil panen jagung. Penelitian tersebut membandingkan performa Ordinary Least Squares Regression (OLS) dengan model ekonometrika spasial (Spatial Lag Model atau SPL) yang mengakomodasi autokorelasi spasial. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SPL memiliki performa yang lebih baik dengan nilai Akaike Information Criterion (AIC) yang lebih rendah dan nilai RMSE validasi sekitar 0,02 Mg/ha. Selain itu, indeks vegetasi red-edge NDVI menunjukkan korelasi tertinggi terhadap hasil panen jagung. Hasil penelitian menyimpulkan bahwa citra satelit resolusi tinggi yang dipadukan dengan model spasial efektif dalam memprediksi variabilitas hasil panen pada tingkat lahan, serta indeks red-edge lebih sensitif terhadap biomassa dan Leaf Area Index (LAI) yang tinggi dibandingkan NDVI konvensional [13].

Penelitian berjudul “Delineating Smallholder Maize Farms from Sentinel-1 Coupled with Sentinel-2 Data Using Machine Learning” membandingkan akurasi metode Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM), dan Stacking Ensemble dalam memetakan lahan jagung skala kecil menggunakan data Sentinel-1 dan Sentinel-2. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi kedua jenis data tersebut mampu meningkatkan akurasi masing-masing metode sebesar 24,2%, 8,7%, dan 9,1% dibandingkan penggunaan data Sentinel-1 saja. Metode terbaik memperoleh akurasi sebesar 0,99 dengan nilai koefisien Kappa lebih dari 0,98 serta menghasilkan estimasi luas lahan jagung yang konsisten antar metode. Penelitian tersebut menyimpulkan bahwa data Sentinel-1 saja belum cukup untuk menghasilkan pemetaan yang optimal, sedangkan kombinasi Sentinel-1 dan Sentinel-2 mampu memetakan lahan jagung skala kecil secara akurat [14].

Penelitian berjudul “In-Season Prediction of Corn Grain Yield through PlanetScope and Sentinel-2 Images” menggunakan citra PlanetScope dengan resolusi spasial 3 m dan Sentinel-2 dengan resolusi 10 m untuk melakukan prediksi hasil panen jagung sebelum masa panen (in-season prediction). Metode yang digunakan meliputi Univariate Linear Regression (ULR), Stepwise Multiple Linear Regression (SMLR), dan Random Forest Regression (RFR). Hasil penelitian menunjukkan bahwa indeks vegetasi Green Chlorophyll Vegetation Index (GCVI) merupakan indikator yang paling efektif karena mampu menjelaskan hingga 72% variabilitas hasil panen pada citra PlanetScope dan 64% pada Sentinel-2. Model terbaik diperoleh dari metode SMLR dengan nilai R^2 sebesar 0,81 dan RMSE sebesar 0,94 Mg/ha pada citra PlanetScope yang diakuisisi 86 hari setelah tanam. Selain itu, PlanetScope mampu menjelaskan variabilitas hasil panen sekitar 15% lebih tinggi dibandingkan Sentinel-2, sedangkan metode RFR menunjukkan kecenderungan overfitting. Penelitian tersebut menyimpulkan bahwa citra beresolusi tinggi dapat digunakan untuk memprediksi hasil panen jagung satu hingga dua bulan sebelum panen dengan tingkat akurasi yang tinggi [15].

Penelitian berjudul “Scalable Crop Yield Prediction with Sentinel-2 Time Series and Temporal Convolutional Network” memanfaatkan data time series Sentinel-2 dengan membandingkan metode Temporal Convolutional Network (TCN) dan Random Forest (RF). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model TCN yang menggunakan representasi histogram tanpa proses cloud masking dan temporal compositing menghasilkan performa terbaik dengan nilai RMSE rata-rata sebesar 617 kg/ha. Model tersebut lebih unggul dibandingkan RF yang memiliki akurasi relatif stabil namun tidak menunjukkan peningkatan signifikan sepanjang musim tanam. Validasi pada tingkat wilayah administratif menunjukkan nilai korelasi antara 0,54 hingga 0,67, sedangkan prediksi TCN memiliki tingkat akurasi sekitar 2,5 poin persentase lebih tinggi dibandingkan prediksi nasional. Selain itu, model TCN terbukti lebih robust terhadap kontaminasi awan tanpa memerlukan proses pre-processing yang kompleks. Penelitian tersebut menyimpulkan bahwa TCN mampu menghasilkan prediksi hasil panen pada skala regional secara efektif dan dapat diterapkan mulai dari tingkat petak lahan hingga wilayah yang lebih luas [8].

Berdasarkan kajian penelitian terdahulu, terdapat beberapa perbedaan signifikan dengan penelitian yang diusulkan. Pertama, penelitian ini berfokus pada Kabupaten Sumba Timur, Nusa Tenggara Timur, yang memiliki karakteristik agroekologi lahan kering dan keterbatasan data pertanian, berbeda dengan penelitian sebelumnya yang dilakukan di Amerika Serikat [13], Afrika Selatan [14], Tiongkok [15], dan Finlandia [8]. Kedua, penelitian ini menggunakan pendekatan time series satellite imagery Sentinel-2 yang dipadukan dengan indeks vegetasi NDVI, EVI2, SAVI, dan

NDMI untuk menganalisis dinamika pertumbuhan tanaman jagung. Ketiga, penelitian ini menerapkan metode Autoregressive (AR) untuk memodelkan pola temporal produksi jagung berdasarkan data historis dan indeks vegetasi. Keempat, hasil penelitian diharapkan dapat menghasilkan informasi prediksi hasil panen yang mendukung perencanaan produksi, distribusi, dan kebijakan pertanian daerah sehingga memberikan kontribusi nyata terhadap peningkatan ketahanan pangan di Kabupaten Sumba Timur.

2.2. Data Mining

Data mining merupakan teknik analisis untuk mengekstrak pola dan informasi tersembunyi dari data berukuran besar guna mendukung pengambilan keputusan [5].

Dalam prediksi hasil panen jagung menggunakan time series satellite imagery di Kabupaten Sumba Timur, data mining digunakan untuk menganalisis pola temporal dan spasial dari citra satelit. Teknik yang umum digunakan meliputi multiple linear regression, regression trees, artificial neural network, support vector regression, dan KNN [5].

Prosesnya mencakup pengumpulan data, preprocessing, ekstraksi fitur indeks vegetasi seperti NDVI dan EVI, pelatihan model, hingga validasi prediksi. Melalui analisis time series citra satelit, data mining mampu mengidentifikasi dinamika pertumbuhan tanaman jagung dan memprediksi produktivitas sebelum masa panen [5].

2.3. Prediksi

Prediksi hasil panen merupakan komponen penting dalam sistem pemantauan pertanian yang menyediakan informasi tepat waktu dan objektif mengenai luas lahan serta hasil tanaman [2].

Dalam penelitian ini, prediksi hasil panen jagung dilakukan menggunakan time series satellite imagery dengan memanfaatkan data produksi jagung dan indeks vegetasi hasil ekstraksi citra satelit multi-temporal. Proses prediksi meliputi pengumpulan data, preprocessing seperti cloud masking, penanganan missing value, ekstraksi indeks vegetasi NDVI, EVI, dan NDMI, pengujian stasioneritas menggunakan ADF Test, differencing, analisis ACF dan PACF, serta pembentukan fitur lag autoregresi. Metode yang digunakan adalah Autoregressive (AR), yaitu model time series yang memanfaatkan nilai produksi pada periode sebelumnya untuk memprediksi produksi periode berikutnya [14].

2.4. Time Series Satellite Imagery

Time Series Satellite Imagery merupakan metode analisis data citra satelit secara berurutan untuk memantau pertumbuhan tanaman dan memprediksi hasil panen [11].

Metode ini menyediakan informasi spasial dan temporal yang objektif dan real-time untuk mendukung monitoring pertanian dan ketahanan pangan. Dalam penelitian ini, data time series

diintegrasikan dengan data produksi jagung menggunakan model Autoregressive (AR), dimana nilai produksi periode sebelumnya dikombinasikan dengan indeks vegetasi untuk meningkatkan akurasi prediksi. Citra Landsat 7, Landsat 8, dan Sentinel-2 diproses melalui cloud masking, kemudian diekstraksi menjadi indeks vegetasi NDVI, EVI, dan NDMI. NDVI digunakan untuk mengukur tingkat kehijauan dan kepadatan vegetasi jagung guna mendukung prediksi produktivitas sebelum masa panen [12].

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan memanfaatkan teknologi time series satellite imagery dan metode Autoregressive (AR) untuk memprediksi hasil panen jagung di Kabupaten Sumba Timur, Nusa Tenggara Timur. Pendekatan ini dipilih karena mampu menganalisis pola perubahan data produksi jagung dari waktu ke waktu serta mengintegrasikan informasi kondisi vegetasi yang diperoleh dari citra satelit. Data yang digunakan dalam penelitian terdiri atas data produksi jagung tahunan Kabupaten Sumba Timur periode 2002–2024 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) dan Dinas Pertanian Kabupaten Sumba Timur, serta data citra satelit multispektral Sentinel-2 yang diperoleh melalui platform Google Earth Engine (GEE). Selain itu, dilakukan wawancara terstruktur dan semi-terstruktur dengan petani jagung, penyuluh pertanian lapangan (PPL), dan staf Dinas Pertanian untuk memperoleh informasi terkait pola tanam, kondisi lahan, serta faktor-faktor yang memengaruhi produktivitas jagung. Observasi lapangan juga dilakukan untuk mendukung validasi kondisi vegetasi dan kesesuaian hasil analisis citra satelit.

Tahap penelitian diawali dengan pengumpulan dan persiapan data. Data produksi jagung historis diperiksa kelengkapan dan konsistensinya sebelum digunakan dalam proses analisis. Selanjutnya dilakukan akuisisi citra Sentinel-2 Level-2A yang memiliki koreksi atmosfer sehingga dapat digunakan untuk analisis vegetasi. Untuk meningkatkan kualitas data citra, dilakukan proses cloud masking menggunakan Quality Assessment Band (QA60) guna menghilangkan piksel yang terkontaminasi awan dan bayangan awan. Setelah proses cloud masking, dilakukan perhitungan indeks vegetasi yang terdiri atas Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Enhanced Vegetation Index 2 (EVI2), Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI), dan Normalized Difference Moisture Index (NDMI). Keempat indeks tersebut digunakan karena mampu merepresentasikan tingkat kehijauan vegetasi, kesehatan tanaman, pengaruh latar belakang tanah, dan kandungan kelembapan vegetasi yang berhubungan erat dengan produktivitas tanaman jagung.

Tahap berikutnya adalah pembentukan data time series dari hasil ekstraksi indeks vegetasi dan data produksi jagung. Data kemudian dianalisis menggunakan metode Autoregressive (AR) untuk

mengidentifikasi hubungan antara nilai produksi jagung saat ini dengan nilai produksi pada periode sebelumnya. Penentuan orde model AR dilakukan melalui analisis fungsi autokorelasi (Autocorrelation Function / ACF) dan fungsi autokorelasi parsial (Partial Autocorrelation Function / PACF). Berdasarkan hasil analisis tersebut, dipilih model AR yang paling sesuai untuk menggambarkan pola temporal data produksi jagung. Model yang terbentuk selanjutnya digunakan untuk menghasilkan prediksi hasil panen jagung pada periode berikutnya berdasarkan data historis dan informasi indeks vegetasi yang telah diperoleh dari citra satelit.

Untuk mengevaluasi kinerja model prediksi, digunakan beberapa metrik evaluasi yaitu Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE), Coefficient of Determination (R^2), dan Normalized Root Mean Square Error (NRMSE). Nilai MAE dan RMSE digunakan untuk mengukur besar kesalahan prediksi, sedangkan nilai R^2 digunakan untuk mengetahui kemampuan model dalam menjelaskan variasi data aktual. Sementara itu, NRMSE digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan relatif terhadap rata-rata data sehingga memudahkan interpretasi tingkat akurasi model. Hasil evaluasi tersebut digunakan untuk menilai kemampuan model AR dalam memprediksi hasil panen jagung serta menentukan kelayakan model sebagai pendukung pengambilan keputusan dalam perencanaan produksi dan distribusi jagung di Kabupaten Sumba Timur.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

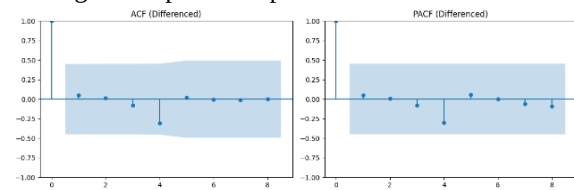
4.1. Data Jagung

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data produksi jagung dari tahun 2002-2024 di Kabupaten Sumba Timur serta data citra satelit yang digunakan untuk memperoleh *indeks vegetasi*. *Data citra satelit multispektral* diolah menggunakan *Google Earth Engine* untuk menghasilkan *indeks vegetasi NDVI, EVI, dan NDMI* yang digunakan sebagai variabel pendukung dalam prediksi hasil panen jagung. Kemudian data diinputkan ke dalam bahasa pemrograman *Python* untuk dilakukan proses *preprocessing, analisis time series, pelatihan model*, dan evaluasi hasil prediksi.

4.2. Preprocessing Data

Tahap preprocessing dilakukan melalui penghapusan data duplikat, penanganan missing value, konversi data numerik, dan deteksi outlier menggunakan metode IQR sehingga jumlah data berkurang dari 27 menjadi 24 data. Selanjutnya dilakukan penggabungan data produksi dan indeks vegetasi, pembentukan fitur lag, trend, dan differencing untuk menangkap pola temporal data. Hasil analisis statistik deskriptif menunjukkan nilai mean produksi sebesar 177733 dengan standar deviasi 263626.40. Uji stasioneritas menggunakan ADF Test menghasilkan p-value awal 0,295 sehingga dilakukan differencing satu kali hingga diperoleh p-value 0,044

yang menunjukkan data telah stasioner. Setelah itu, data dibagi menjadi data training dan testing serta dinormalisasi menggunakan *MinMaxScaler* untuk meningkatkan performa prediksi.



Gambar 1. Grafik ACF dan PACF setelah differencing

4.3. Time Series Satellite Imagery

Pengolahan time series satellite imagery menggunakan citra multi-temporal Landsat 7 (2002–2012), Landsat 8 (2013–2016), dan Sentinel-2 (2017–2024) melalui *Google Earth Engine* berdasarkan wilayah Kabupaten Sumba Timur. Tahap awal dilakukan cloud masking menggunakan QA band untuk menghilangkan piksel yang tertutup awan agar tidak mengganggu analisis vegetasi. Selanjutnya dilakukan ekstraksi indeks vegetasi NDVI, EVI, dan NDMI dari kombinasi kanal NIR, RED, BLUE, dan SWIR untuk memantau kondisi kehijauan, kerapatan, dan kelembapan tanaman jagung. Hasil perhitungan menunjukkan nilai NDVI dan EVI sebesar 0,49 yang mengindikasikan vegetasi jagung dalam kondisi baik, sedangkan nilai NDMI sebesar 0,278 menunjukkan tingkat kelembapan tanaman yang cukup baik. Data hasil ekstraksi kemudian dikomposit menggunakan metode median compositing untuk membentuk data time series tahunan.

4.4. Model Autoregressive (AR)

Setelah preprocessing selesai, dilakukan implementasi model Autoregressive (AR) untuk memprediksi hasil panen jagung berdasarkan hubungan temporal data periode sebelumnya. Penentuan orde model dilakukan menggunakan analisis ACF dan PACF, dimana hasil terbaik diperoleh pada model AR(2). Data produksi jagung ditransformasi menggunakan logaritma natural sebelum proses pelatihan model.

$$Y_t = \log X_t + 1$$

Selanjutnya, model digunakan untuk prediksi data testing dan future forecasting. Hasil prediksi dalam bentuk log space kemudian dikembalikan ke skala asli menggunakan invers transform untuk memperoleh nilai produksi jagung dalam satuan ton.

Tabel 1. Hasil koefisien model

Parameter	Nilai Koefisien
Intercept (c)	92079.5602
ϕ_1 (Lag-1)	0.796364
ϕ_2 (Lag-2)	-0.050430
ϕ_3 (Lag-3)	-0.277015

Sehingga persamaan model Autoregressive AR(2) yang diperoleh adalah:

$$Y_t = 92079.56 + 0.796Y_{t-1} - 0.050Y_{t-1} - 0.277Y_{t-3}$$

Model AR(2) selanjutnya digunakan untuk melakukan prediksi hasil panen jagung pada periode 2020-2024. Pada tahap ini, prediksi dilakukan secara recursive forecasting, yaitu menggunakan hasil output sebelumnya sebagai input lag pada periode berikutnya.

Tabel 2. Hasil Prediksi Tahun 2020-2024

Tahun	Actual	Prediksi
2020	48011	34286
2021	36030	116516
2022	24611	104577,1
2023	17722	96562,15
2024	673112	94970,76

Selanjutnya, dilakukan prediksi untuk tahun 2025 menggunakan data dua periode sebelumnya dalam bentuk logaritma natural.

Tabel 3. Hasil Prediksi Tahun 2025-2034

Tahun	Prediksi
2025	20846
2026	20384
2027	19767
2028	19392
2029	19277
2030	19311
2031	19382
2032	19434
2033	19454
2034	19453

Berdasarkan hasil future forecast, prediksi produksi jagung diperkirakan mengalami penurunan pada awal periode prediksi, yaitu dari 20846 ton pada tahun 2025 menjadi 19277 ton pada tahun 2029. Setelah itu, produksi jagung cenderung stabil pada kisaran 19300-19450 ton hingga tahun 2034. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model AR(2) mampu menangkap pola historis data produksi jagung yang bergerak menuju kondisi stabil.

4.5. Evaluasi

Tahap evaluasi dilakukan untuk mengukur performa model prediksi hasil panen jagung berdasarkan tingkat kesalahan dan kemampuan model dalam menjelaskan data aktual. *Evaluasi model* dilakukan menggunakan beberapa metrik, yaitu *Mean Absolute Error (MAE)*, *Root Mean Square Error (RMSE)*, *koefisien determinasi (R²)*, dan *Normalized Root Mean Square Error (NRMSE)*.

Tabel 4. Selisih Nilai Aktual dan Prediksi

Tahun	$Y - \hat{Y}$
2020	13725
2021	5125
2022	379
2023	1432
2024	3822

MAE digunakan untuk menghitung rata-rata selisih absolut antara nilai aktual dan nilai prediksi.

$$13725 + 5125 + 379 + 1432 + 3822 = 24483$$

$$n = 5$$

$$MAE = \frac{24483}{5}$$

$$MAE = 4896.6$$

Hasil MAE menunjukkan rata-rata kesalahan prediksi model sebesar 4896.6.

Tabel 5. Kuadrat Error Prediksi

Tahun	$(Y - \hat{Y})^2$
2020	188,375.625
2021	26,265.652
2022	143,641
2023	2,050.624
2024	14,607.684

RMSE digunakan untuk mengukur besar error prediksi model berdasarkan kuadrat selisih antara nilai aktual dan prediksi.

$$188375625 + 26265652 + 143641 + 2050624 + 14607684 = 231443199$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{231443199}{5}}$$

$$RMSE = 6803.74$$

Nilai RMSE sebesar 6803.74 menunjukkan bahwa tingkat kesalahan prediksi model relatif cukup rendah terhadap data aktual. R^2 digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam menjelaskan variasi data aktual.

Rata-rata data aktual:

$$\bar{Y} = \frac{48011 + 36030 + 24611 + 17722 + 20245}{5}$$

$$\bar{Y} = 29323.8$$

Hitung total variasi data:

$$\sum (Y_i - \bar{Y})^2 = (48011 - 29323.8)^2$$

$$+ (36030 - 29323.8)^2$$

$$+ (24611 - 29323.8)^2$$

$$+ (17722 - 29323.8)^2$$

$$+ (20245 - 29323.8)^2$$

$$= 633421851.8$$

Kemudian:

$$R^2 = 1 - \frac{231443199}{633421851.8}$$

$$R^2 = 0.6346$$

Nilai R^2 sebesar 0.6346 menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan variasi data produksi jagung sebesar 63,46%, sehingga model memiliki kemampuan prediksi yang cukup baik. *NRMSE* digunakan untuk menormalisasi nilai *RMSE* terhadap rata-rata data aktual.

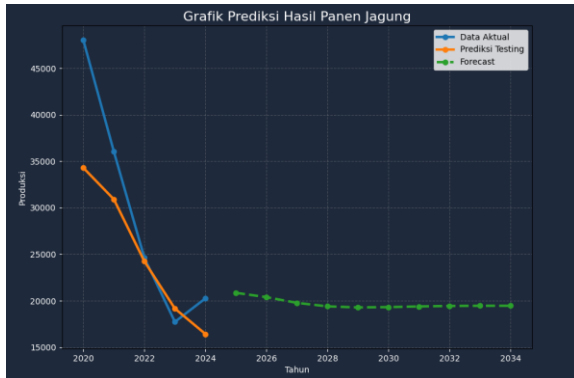
$$RMSE = 6803.74$$

$$\bar{Y} = 29323.8$$

$$NRMSE = \frac{6803.74}{29323.8} \times 100\%$$

$$NRMSE = 23.20\%$$

Nilai NRMSE sebesar 23,20% mengindikasikan tingkat kesalahan prediksi berada pada kategori cukup baik dan masih dapat diterima untuk analisis prediksi time series. Hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa model Autoregressive (AR) berbasis time series satellite imagery cukup efektif dalam memprediksi produksi jagung.

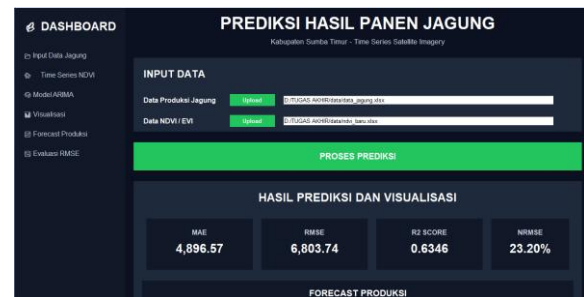


Gambar 2. Grafik Perbandingan Produksi Aktual dan Prediksi Jagung

4.5. Tampilan Antarmuka Sistem

Sistem prediksi hasil panen jagung dibangun menggunakan antarmuka berbasis *GUI* (Graphical User Interface) untuk memudahkan pengguna dalam melakukan proses input data, pemilihan model, pengujian, visualisasi, serta melihat hasil prediksi

produksi jagung. Tampilan antarmuka sistem dirancang menggunakan konsep dashboard sehingga pengguna dapat mengakses seluruh fitur sistem secara terintegrasi.



Gambar 3. Tampilan GUI Sistem Prediksi Hasil Panen Jagung

4.6. Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan untuk memastikan seluruh fitur pada sistem prediksi hasil panen jagung dapat berjalan sesuai dengan fungsinya. Metode pengujian yang digunakan adalah Black Box Testing, yaitu pengujian yang berfokus pada fungsi-fungsi sistem tanpa memperhatikan struktur kode program. Pengujian dilakukan pada setiap fitur utama yang tersedia pada aplikasi, meliputi proses input data, pemuatan data historis, pemilihan model prediksi, proses prediksi, visualisasi hasil, serta penyimpanan hasil prediksi.

Table 6. Hasil Pengujian Aplikasi Sistem Prediksi Hasil Panen Jagung

No	Fitur yang Diuji	Skenario Pengujian	Hasil yang Diharapkan	Hasil Pengujian	Status
1	Input Data	Memasukkan data produksi jagung	Data berhasil tersimpan dan ditampilkan	Sesuai harapan	Berhasil
2	Load Dataset	Memuat dataset produksi jagung	Dataset berhasil ditampilkan pada tabel	Sesuai harapan	Berhasil
3	Perhitungan Indeks Vegetasi	Menjalankan proses ekstraksi indeks vegetasi	Nilai NDVI, EVI2, SAVI, dan NDMI berhasil dihitung	Sesuai harapan	Berhasil
4	Pemodelan AR	Menjalankan proses pelatihan model AR	Model AR berhasil dibentuk	Sesuai harapan	Berhasil
5	Prediksi Produksi	Melakukan prediksi hasil panen	Nilai prediksi berhasil ditampilkan	Sesuai harapan	Berhasil
6	Visualisasi Grafik	Menampilkan grafik aktual dan prediksi	Grafik berhasil ditampilkan	Sesuai harapan	Berhasil
7	Penyimpanan Hasil	Menyimpan hasil prediksi	File hasil prediksi berhasil tersimpan	Sesuai harapan	Berhasil

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, seluruh fitur utama pada aplikasi dapat berjalan sesuai dengan kebutuhan sistem. Proses input data, pengolahan data, pemodelan Autoregressive (AR), visualisasi hasil prediksi, serta penyimpanan data dapat dieksekusi tanpa mengalami kesalahan. Hal ini menunjukkan bahwa aplikasi yang dikembangkan telah mampu mendukung proses prediksi hasil panen jagung secara fungsional.

Selain pengujian fungsional, dilakukan pula pengujian menggunakan data produksi jagung Kabupaten Sumba Timur untuk memastikan bahwa hasil prediksi yang dihasilkan aplikasi sesuai dengan

hasil perhitungan model. Hasil pengujian menunjukkan bahwa aplikasi mampu menghasilkan nilai prediksi yang konsisten dengan model Autoregressive (AR) yang telah dibangun. Nilai evaluasi model yang diperoleh yaitu MAE sebesar 4.896,57, RMSE sebesar 6.803,74, R^2 sebesar 0,6346, dan NRMSE sebesar 23,20%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa sistem dapat digunakan sebagai alat bantu dalam memprediksi hasil panen jagung serta mendukung pengambilan keputusan dalam perencanaan produksi dan distribusi jagung di Kabupaten Sumba Timur.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, metode Autoregressive (AR) berbasis time series satellite imagery dapat digunakan untuk memprediksi produksi jagung di Kabupaten Sumba Timur dengan memanfaatkan data historis produksi dan indeks vegetasi. Model AR(2) mampu menangkap pola temporal produksi jagung sehingga dapat mendukung perencanaan produksi, distribusi, dan pengelolaan pertanian. Hasil evaluasi menunjukkan nilai MAE sebesar 4,896.57, RMSE sebesar 6,803.74, R^2 sebesar 0.6346, dan NRMSE sebesar 23,20%, yang menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi cukup baik meskipun masih terdapat error prediksi akibat fluktuasi produksi jagung pada beberapa periode pengamatan. Oleh karena itu, pengembangan selanjutnya disarankan menggunakan data time series yang lebih panjang, citra satelit dengan resolusi lebih tinggi, serta penambahan faktor eksternal seperti curah hujan, suhu, dan kondisi iklim agar performa dan akurasi prediksi hasil panen jagung dapat ditingkatkan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Badan Pusat Statistik Provinsi Nusa Tenggara Timur, *Produksi Jagung Provinsi Nusa Tenggara Timur Tahun 2024*. Kupang: BPS Provinsi Nusa Tenggara Timur, 2024.
- [2] A. Boukhris, W. Kadiri, M. Zegrari, M. Berrada, dan N. Brhadda, "Satellite imagery, big data, IoT and deep learning techniques for wheat yield prediction in Morocco," *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, vol. 10, no. 2, art. 100268, 2024. doi: 10.1016/j.joitmc.2024.100268.
- [3] Badan Pusat Statistik Kabupaten Sumba Timur, *Kabupaten Sumba Timur Dalam Angka 2019*. Waingapu: BPS Kabupaten Sumba Timur, 2019.
- [4] Badan Pusat Statistik Provinsi Nusa Tenggara Timur, *Provinsi Nusa Tenggara Timur Dalam Angka 2022*. Kupang: BPS Provinsi Nusa Tenggara Timur, 2022. [Online]. Available: <https://ntt.bps.go.id>
- [5] Y. Gandge dan S. Sandhya, "Analysis of agriculture data using data mining techniques: Application of big data," *Journal of Big Data*, vol. 4, no. 1, art. 20, 2017. doi: 10.1186/s40537-017-0077-4.
- [6] P. Kamath, "Crop yield forecasting using data mining," *Global Transitions Proceedings*, vol. 2, no. 2, pp. 402–407, 2021. doi: 10.1016/j.gltp.2021.08.033.
- [7] Badan Pusat Statistik Provinsi Nusa Tenggara Timur, *Provinsi Nusa Tenggara Timur Dalam Angka 2023*. Kupang: BPS Provinsi Nusa Tenggara Timur, 2023. [Online]. Available: <https://ntt.bps.go.id>
- [8] M. Yli-Heikkilä, S. Wittke, M. Luotamo, E. Puttonen, M. Sulkava, P. Pellikka, J. Heiskanen, dan A. Klami, "Scalable crop yield prediction with Sentinel-2 time series and temporal convolutional network," *Remote Sensing*, vol. 14, no. 17, art. 4193, 2022. doi: 10.3390/rs14174193.
- [9] J. W. Rouse, R. H. Haas, J. A. Schell, dan D. W. Deering, "Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS," dalam *Proceedings of the Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium*, vol. 1, NASA SP-351, Washington, DC, USA, 1974, pp. 309–317.
- [10] S. Khaki dan L. Wang, "Crop Yield Prediction Using Deep Neural Networks," *Frontiers in Plant Science*, vol. 10, art. 621, 2019. doi: 10.3389/fpls.2019.00621.
- [11] Badan Pusat Statistik, "Luas panen dan produksi jagung Indonesia tahun 2025," *Berita Resmi Statistik*, Jakarta: BPS, 2 Juni 2025. [Online]. Available: [BPS Luas Panen dan Produksi Jagung 2025](https://www.bps.go.id/berita-resmi-statistik)
- [12] G. E. P. Box dan G. M. Jenkins, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 2nd ed. San Francisco, CA, USA: Holden-Day, 1976.
- [13] N. R. Peralta, Y. Assefa, J. Du, C. J. Barden, dan I. A. Ciampitti, "Mid-season high-resolution satellite imagery for forecasting site-specific corn yield," *Remote Sensing*, vol. 8, no. 10, art. 848, 2016. doi: 10.3390/rs8100848.
- [14] Z. Mashaba-Munghemezulu, G. J. Chirima, dan C. Munghemezulu, "Delineating smallholder maize farms from Sentinel-1 coupled with Sentinel-2 data using machine learning," *Sustainability*, vol. 13, no. 9, art. 4728, 2021. doi: 10.3390/su13094728.
- [15] F. Li, Y. Miao, X. Chen, Z. Sun, K. Stueve, dan F. Yuan, "In-season prediction of corn grain yield through PlanetScope and Sentinel-2 images," *Agronomy*, vol. 12, no. 12, art. 3176, 2022. doi: 10.3390/agronomy12123176.