



## **Prediksi Pemetaan Produksi Tanaman Jagung di Kabupaten Sumba Barat Daya Menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN)**

*Prediction Mapping of Maize Production in Southwest Sumba Regency Using the *K-Nearest Neighbor* (KNN) Algorithm*

**Emirensiana Inna<sup>1</sup>, Yustina Rada<sup>2</sup>, Tri Sari Dewi Novyanti Bertha Mira<sup>3</sup>**

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Kristen Wira Wacana Sumba  
Jl.R.Suprato No.35,Prailiu,Kec.Kota Waingapu,Kabupaten Sumba Timur,Nusa Tenggara Timur  
Corresponding author: [emirensianainna1@gmail.com](mailto:emirensianainna1@gmail.com)

### **ABSTRACT**

*Southwest Sumba Regency has great potential in corn cultivation, yet its production has shown significant fluctuations over the past five years. This study aims to predict and map corn production using the *K-Nearest Neighbor* (KNN) algorithm. Secondary data were obtained from the Central Statistics Agency and the Department of Agriculture for the 2020–2024 period, including variables such as planting area, harvested area, productivity, rainfall, number of workers, and corn production. The data were analyzed using RapidMiner software without normalization, as the original data scale was deemed representative for distance calculations. The KNN model was tested with various *K* values and evaluated using Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), and *R*-squared (*R*<sup>2</sup>). The optimal result was achieved with *K* = 9, yielding an RMSE of 3.899, MAE of 2.182, and *R*<sup>2</sup> of 0.843, indicating strong predictive accuracy. The prediction results were visualized through thematic maps to display the spatial distribution of production across districts. This study demonstrates that applying simple predictive algorithms can support data-driven agricultural planning and assist stakeholders in making more precise decisions regarding resource distribution and agricultural development.*

**Keywords:** *Prediction, Mapping, Maize Production, K-Nearest Neighbor, Southwest Sumba*

### **ABSTRAK**

Kabupaten Sumba Barat Daya memiliki potensi besar dalam budidaya jagung, namun produksi mengalami fluktuasi dalam lima tahun terakhir. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi dan memetakan produksi tanaman jagung menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN). Data sekunder diperoleh dari Badan Pusat Statistik dan Dinas Pertanian untuk periode 2020–2024, mencakup variabel luas tanam, luas panen, produktivitas, curah hujan, jumlah pekerja, dan produksi jagung. Data dianalisis menggunakan perangkat lunak RapidMiner tanpa melalui proses normalisasi, karena skala data dianggap sudah representatif untuk perhitungan jarak. Model KNN diuji dengan nilai *K* berbeda dan dievaluasi menggunakan Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), dan *R*-squared (*R*<sup>2</sup>). Nilai *K* terbaik adalah 9 dengan hasil RMSE sebesar 3.899, MAE 2.182, dan *R*<sup>2</sup> sebesar 0.843, yang menunjukkan model cukup akurat dalam memprediksi produksi jagung. Hasil prediksi divisualisasikan dalam bentuk peta tematik untuk menggambarkan sebaran spasial produksi di tiap kecamatan. Penelitian ini mendukung penerapan teknologi prediktif sederhana dalam perencanaan pertanian berbasis data, serta dapat membantu pihak terkait dalam pengambilan keputusan dan distribusi sumber daya secara lebih tepat sasaran.

**Kata kunci:** *Prediksi, Pemetaan, Produksi Jagung, K-Nearest Neighbor, Sumba Barat Daya*

## PENDAHULUAN

Jagung merupakan komoditas pangan strategis yang menjadi sumber karbohidrat utama kedua setelah beras di Indonesia (Kurnia, Witanti, & Komarudin, 2024). Di Kabupaten Sumba Barat Daya, jagung menjadi tanaman utama yang mendukung ketahanan pangan dan ekonomi masyarakat. Namun, produksi jagung di wilayah ini mengalami fluktuasi dalam lima tahun terakhir, yaitu 97.374 ton (2020), 109.056 ton (2021), 104.280 ton (2022), 99.832 ton (2023), dan naik menjadi 128.040 ton pada 2024 (Badan Pusat Statistik, 2023). Ketidakstabilan ini menunjukkan perlunya sistem prediksi yang akurat dan berbasis data.

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi dan memetakan produksi jagung di Kabupaten Sumba Barat Daya menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN). Metode ini mengestimasi nilai produksi berdasarkan kedekatan fitur dari data historis seperti luas tanam, luas panen, produktivitas, curah hujan, dan jumlah pekerja. Model prediksi yang dihasilkan kemudian divisualisasikan dalam bentuk peta sebaran untuk mendukung perencanaan pertanian yang lebih tepat sasaran.

Diharapkan, hasil penelitian ini dapat memberikan rekomendasi strategis bagi pemerintah daerah dan instansi terkait dalam pengambilan keputusan, alokasi sumber daya, dan penetapan wilayah prioritas untuk meningkatkan efisiensi dan produktivitas jagung di masa mendatang.

## MATERI DAN METODE

### Jagung

Jagung merupakan bahan pangan utama di Indonesia yang menempati posisi kedua setelah beras sebagai sumber karbohidrat. Kandungan nutrisinya yang meliputi lemak dan kalori relatif lebih tinggi dibandingkan beras, menjadikannya penting dalam memenuhi kebutuhan energi masyarakat, serta memiliki peran yang signifikan dalam pencegahan berbagai penyakit (Maulana & Danar Dana, 2024). Jagung merupakan tanaman pangan yang sangat vital untuk kebutuhan makanan dalam mempertahankan hidup, serta dapat dimanfaatkan sebagai pakan ternak dan bahan makanan tradisional.

### Prediksi

Prediksi produksi merupakan suatu metode untuk memperkirakan jumlah hasil panen suatu komoditas pertanian di masa mendatang. Prediksi dilakukan dengan menganalisis data historis serta faktor-faktor penentu produksi. Dalam konteks pertanian, kemampuan memprediksi produksi sangat penting untuk mendukung perencanaan distribusi, kebijakan subsidi, pengelolaan stok pangan, serta mitigasi risiko gagal panen. Prediksi yang akurat memungkinkan pemerintah dan petani membuat keputusan strategis yang lebih baik (Susanto, 2020).

### Data Mining

Data mining merupakan bagian dari proses KDD (*Knowledge Discovery in Databases*) yang berfungsi untuk menemukan pola tersembunyi serta informasi bernilai prediktif dari dataset berukuran besar melalui teknik statistik dan machine learning dengan memanfaatkan algoritma statistik, pembelajaran mesin, dan metode pengelompokan seperti clustering. Teknik ini berfungsi untuk mengelompokkan, memprediksi, dan mempermudah pengambilan keputusan berbasis data, serta sering diintegrasikan dengan *AI*, *forecasting*, dan analisis sentimen dalam berbagai konteks aplikasi (Han, Pei, & Kamber, 2011).

### ***K-Nearest Neighbor (KNN)***

Algoritma *K-Nearest Neighbor (KNN)* termasuk metode *supervised learning* yang dikenal karena kesederhanaannya namun tetap memiliki efektivitas tinggi dalam prediksi. Prinsip utamanya adalah menghitung jarak terdekat antara data uji dengan sejumlah data latih untuk menentukan hasil prediksi. Pada dasarnya, KNN bekerja dengan cara mencari K tetangga terdekat dari data baru berdasarkan jarak terpendek (biasanya menggunakan *Euclidean Distance*). Dalam kasus regresi, nilai prediksi akan dihitung berdasarkan rata-rata nilai dari K tetangga tersebut. KNN tidak memiliki proses pelatihan eksplisit dan tergolong dalam *lazy learning algorithm*, artinya perhitungan dilakukan saat proses prediksi. Algoritma KNN sangat bergantung pada pemilihan parameter K dan pada skala data, sehingga normalisasi menjadi langkah penting sebelum digunakan (Tan, Steinbach, & Kumar, 2019).

Jarak antara data uji dan data latih dalam algoritma KNN dihitung menggunakan rumus *Euclidean Distance*, yang secara matematis dirumuskan sebagai berikut:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (2.1)$$

Di mana  $x_i$  dan  $y_i$  adalah nilai variabel ke- $i$  dari dua data, dan  $n$  adalah jumlah fitur input yang digunakan. Rumus ini menjadi dasar dalam menentukan tetangga terdekat dari setiap data uji.

### ***RapidMiner***

*RapidMiner* adalah perangkat lunak yang digunakan untuk mengolah data dan membangun model prediksi tanpa perlu menulis program. Dalam penelitian ini, *RapidMiner* digunakan untuk memprediksi produksi tanaman jagung dengan algoritma *K-Nearest Neighbor (KNN)*. Kelebihan *RapidMiner* adalah tampilannya yang mudah digunakan, cukup dengan drag and drop, serta mendukung berbagai algoritma prediksi. Dengan menggunakan variabel seperti luas tanam dan luas panen, *RapidMiner* membantu membangun model dan menghitung tingkat akurasi prediksi menggunakan ukuran seperti RMSE dan MAE. Penggunaan *RapidMiner* membuat proses analisis menjadi lebih cepat, mudah dipahami, dan cocok untuk keperluan penelitian (Hofmann & Klinkenberg, 2013).

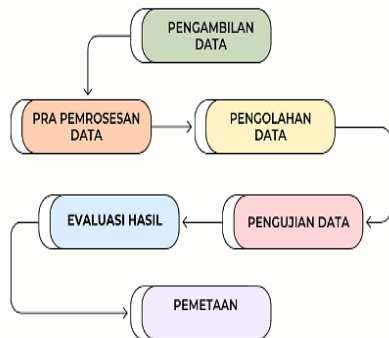
### **Pemetaan**

Proses pemetaan mencakup tahapan pengumpulan dan analisis data geospasial yang kemudian disajikan dalam bentuk visual seperti peta. Tujuannya adalah untuk menyampaikan informasi spasial secara informatif dan mudah dipahami (Konecny, 2014). Pemetaan dapat dilakukan menggunakan berbagai teknik, seperti penginderaan jauh, survei lapangan, dan analisis data geospasial. Menurut Robinson et al. (2017), pemetaan adalah suatu proses yang melibatkan transformasi data geospasial menjadi informasi yang dapat dibaca dan dipahami oleh manusia. Pemetaan dapat digunakan untuk berbagai tujuan, seperti perencanaan wilayah, manajemen sumber daya alam, dan analisis risiko.

### ***ArcGIS***

Menurut Mitchell (2018), *ArcGIS* merupakan perangkat lunak yang dirancang untuk keperluan analisis dan visualisasi data spasial, serta sering digunakan dalam manajemen wilayah, perencanaan tata ruang, dan pemetaan berbasis data, seperti perencanaan wilayah, manajemen sumber daya alam, dan analisis risiko. *ArcGIS* memungkinkan pengguna untuk mengintegrasikan data geospasial dengan data lainnya untuk memperoleh informasi yang lebih akurat dan relevan. Sementara itu, ESRI (2020) menjelaskan bahwa *ArcGIS* juga dapat digunakan untuk membangun aplikasi geospasial yang dapat diakses melalui web atau perangkat mobile. Dengan menggunakan *ArcGIS*, pengguna dapat membagikan informasi geospasial dengan lebih mudah dan efektif.

Gambar 1 di bawah ini merupakan alur penelitian yang dilakukan



Gambar 1. Alur Penelitian

Penelitian ini dimulai dengan pengumpulan data produksi jagung di Kabupaten Sumba Barat Daya, mencakup variabel luas tanam, luas panen, produksi, produktivitas, curah hujan, dan jumlah pekerja. Data diperoleh dari Dinas Pertanian setempat.

Selanjutnya, dilakukan pra-pemrosesan data yang mencakup pembersihan data dari nilai kosong dan duplikat, serta normalisasi menggunakan metode *Min-Max* agar semua variabel berada dalam skala yang sebanding, mengingat algoritma KNN sensitif terhadap perbedaan skala.

Tahap berikutnya adalah pengolahan data, yaitu membagi data menjadi data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk membangun model, sedangkan data uji digunakan untuk mengukur kinerja model terhadap data yang belum pernah dikenali sebelumnya.

Proses pengujian data dilakukan dengan algoritma KNN untuk mengetahui seberapa baik model mampu memprediksi nilai produksi jagung berdasarkan data uji.

Kemudian, dilakukan evaluasi hasil menggunakan metrik MAE, RMSE, dan  $R^2$  guna menilai tingkat kesalahan dan akurasi prediksi model.

Tahap akhir adalah pemetaan hasil prediksi ke dalam peta tematik guna menunjukkan sebaran produksi jagung antar kecamatan. Peta ini membantu mengidentifikasi wilayah dengan produksi tinggi maupun rendah sebagai dasar pengambilan kebijakan pertanian yang lebih tepat sasaran.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Pengambilan Data

Pada penelitian ini data yang dikumpulkan berupa data tahun 2020, 2021, 2022, 2023, 2024 dengan jumlah data sebanyak 55 data. Data diperoleh dari Dinas Pertanian kabupaten Sumba Barat Daya dan Badan Pusat Statistik Nusa Tenggara Timur. Informasi yang dikumpulkan meliputi luas tanam, luas panen, produksi, produktivitas, curah hujan, dan jumlah pekerja.

Tabel 1. *Dataset*

| Tahun | Kecamatan      | Luas Tanam | Luas Panen | Produksi | Produktivitas | Curah Hujan | Jumlah Pekerja |
|-------|----------------|------------|------------|----------|---------------|-------------|----------------|
| 2020  | Kota Tambolaka | 2.733      | 3.28       | 7.82     | 2.38          | 9.1         | 3.28           |
| 2020  | Loura          | 3.325      | 3.99       | 9.34     | 2.34          | 9.35        | 3.99           |
| 2020  | Kodi           | 3.817      | 4.58       | 11.26    | 2.46          | 8.8         | 4.58           |

|      |               |       |       |        |      |       |       |
|------|---------------|-------|-------|--------|------|-------|-------|
| 2020 | Kodi Balaghar | 3.142 | 3.77  | 8.77   | 2.33 | 9.7   | 3.77  |
| 2020 | Kodi Bangedo  | 3.017 | 3.62  | 8.68   | 2.4  | 8.4   | 3.62  |
| 2020 | Kodi Utara    | 4.25  | 5.1   | 12.54  | 2.46 | 11.5  | 5.1   |
| ...  | ...           | ...   | ...   | ...    | ...  | ...   | ...   |
| 2024 | Wewewa Utara  | 1.25  | 1.142 | 10.658 | 4    | 13.08 | 3.045 |

Berdasarkan Dataset pada tabel 1, maka data yang digunakan adalah data dengan atribut tahun, kecamatan, luas tanam, luas panen, produksi, produktivitas, curah hujan, dan jumlah pekerja. Dengan jumlah 55 data.

#### Pra Pemrosesan Data

Pra pemrosesan data dilakukan untuk membersihkan data kosong atau data yang tidak valid, dengan cara normalisasi data untuk mengubah skala data ke rentang 0 dan 1 menggunakan *min-max* agar pengolahan data dapat dilakukan dengan baik.

#### Pengolahan Data

Data dibagi menjadi 2 bagian yaitu data latih dan data uji. Berikut data latih dan data uji yang digunakan dalam pengolahan data di *RapidMiner*.

Tabel 2. Data Latih

| Tahun | Kecamatan      | Luas Tanam | Luas Panen | Produksi | Produktivitas | Curah Hujan | Jumlah Pekerja |
|-------|----------------|------------|------------|----------|---------------|-------------|----------------|
| 2020  | Kota Tambolaka | 2.733      | 3.28       | 7.82     | 2.38          | 9.1         | 3.28           |
| 2020  | Loura          | 3.325      | 3.99       | 9.34     | 2.34          | 9.35        | 3.99           |
| 2020  | Kodi           | 3.817      | 4.58       | 11.26    | 2.46          | 8.8         | 4.58           |
| 2020  | Kodi Balaghar  | 3.142      | 3.77       | 8.77     | 2.33          | 9.7         | 3.77           |
| 2020  | Kodi Bangedo   | 3.017      | 3.62       | 8.68     | 2.4           | 8.4         | 3.62           |
| 2020  | Kodi Utara     | 4.25       | 5.1        | 12.54    | 2.46          | 11.5        | 5.1            |
| ...   | ...            | ...        | ...        | ...      | ...           | ...         | ...            |
| 2024  | Wewewa Utara   | 1.25       | 1.142      | 10.658   | 4             | 13.08       | 3.045          |

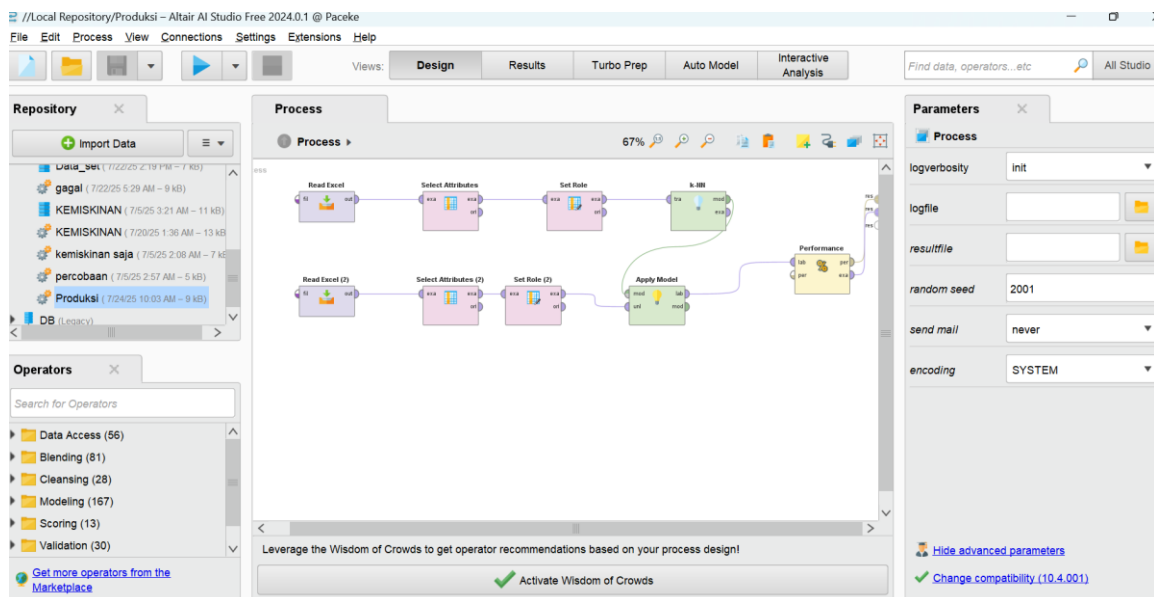
Tabel 3. Data Uji

| Kecamatan      | Luas Tanam | Luas Panen | Produksi | Produktivitas | Curah Hujan (mm) | Jumlah Pekerja |
|----------------|------------|------------|----------|---------------|------------------|----------------|
| Kota Tambolaka | 2.69       | 3.229      | 9.214    | 2.76          | 3.876            | 3.338          |
| Loura          | 3.048      | 3.658      | 9.905    | 2.82          | 10.346           | 3.512          |
| Kodi Utara     | 4.355      | 4.596      | 15.536   | 3.468         | 10.078           | 4.48           |
| Kodi           | 2.024      | 2.415      | 9.821    | 4             | 10.516           | 2.455          |
| Kodi Bangedo   | 1.885      | 2.224      | 7.194    | 3.34          | 9.708            | 2.154          |
| Kodi Balaghar  | 4.986      | 5.08       | 21.419   | 3.9           | 10.788           | 5.492          |
| ...            | ...        | ...        | ...      | ...           | ...              | ...            |
| Wewewa Tengah  | 2.634      | 3.161      | 9.378    | 2.66          | 9.784            | 3.526          |

Data pada tabel 2 merupakan data latih yang di ambil dari *dataset* tahun 2020-2024. Sedangkan tabel 3 merupakan data uji yang di didapatkan dari perhitungan rata-rata semua data 2020-2024 setiap kecamatan.

## Pengujian Data

Pengujian data dilakukan menggunakan software *RapidMiner*. Berikut proses design prediksi produksi tanaman jagung.



Gambar 2. Proses Design Prediksi

Berdasarkan gambar 2 proses dimulai dengan mengimpor *dataset*, yang kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (*training*) dan data uji (*testing*), menggunakan operator *Read Excel*. Selanjutnya, dilakukan pemilihan atribut (*Select Attributes*) yang relevan, seperti luas tanam, luas panen, produktivitas, curah hujan, dan jumlah pekerja.

Tahap berikutnya adalah *Set Role*, yaitu menetapkan variabel target Produksi sebagai *label* atau variabel yang diprediksi. Setelah itu, model regresi dibentuk menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN), dengan menentukan nilai *k* yang merepresentasikan jumlah tetangga terdekat yang digunakan dalam prediksi.

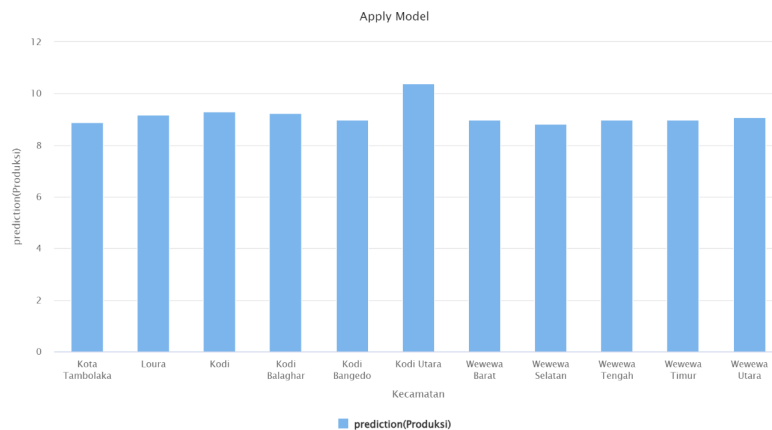
Model yang telah dibentuk kemudian diterapkan pada data uji melalui operator *Apply Model* untuk menghasilkan nilai prediksi. Tahap akhir adalah evaluasi kinerja model menggunakan metrik *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *R-squared* ( $R^2$ ) untuk mengukur tingkat kesalahan dan akurasi dari hasil prediksi.

The screenshot shows the 'Results' view in RapidMiner, displaying the output of the 'Apply Model' operator. The table contains 11 rows of data, each representing a different location (Kecamatan). The columns include 'Row No.', 'Kecamatan', 'Produksi' (actual production), 'prediction(P...' (predicted production), 'Tahun' (year), 'Luas Tanam' (planting area), 'Luas Panen' (harvesting area), 'Produktivitas' (productivity), 'Curah Huj...' (rainfall), and 'Jumlah Pek...' (number of workers). The data shows a positive correlation between the input features and the predicted production values.

| Row No. | Kecamatan      | Produksi | prediction(P... | Tahun | Luas Tanam | Luas Panen | Produktivitas | Curah Huj... | Jumlah Pek... |
|---------|----------------|----------|-----------------|-------|------------|------------|---------------|--------------|---------------|
| 1       | Kota Tambol... | 9.214    | 8.901           | 2025  | 2.690      | 3.229      | 2.760         | 3.876        | 3.338         |
| 2       | Loura          | 9.905    | 9.165           | 2025  | 3.048      | 3.658      | 2.820         | 10.346       | 3.512         |
| 3       | Kodi           | 15.536   | 9.321           | 2025  | 4.355      | 4.596      | 3.468         | 10.078       | 4.480         |
| 4       | Kodi Balaghar  | 9.821    | 9.250           | 2025  | 2.024      | 2.415      | 4             | 10.516       | 2.455         |
| 5       | Kodi Bangedo   | 7.194    | 8.983           | 2025  | 1.885      | 2.224      | 3.340         | 9.708        | 2.154         |
| 6       | Kodi Utara     | 21.419   | 10.406          | 2025  | 4.986      | 5.080      | 3.900         | 10.788       | 5.492         |
| 7       | Wewewa Barat   | 8.887    | 8.983           | 2025  | 2.365      | 2.673      | 3.450         | 10.118       | 2.576         |
| 8       | Wewewa Sel...  | 9.378    | 8.832           | 2025  | 2.634      | 3.161      | 2.660         | 9.784        | 3.526         |
| 9       | Wewewa Te...   | 10.407   | 8.982           | 2025  | 3.530      | 4.235      | 2             | 9.914        | 5.204         |
| 10      | Wewewa Timur   | 8.366    | 8.978           | 2025  | 2.422      | 2.907      | 3             | 9.994        | 2.789         |
| 11      | Wewewa Utara   | 8.390    | 9.070           | 2025  | 1.595      | 1.842      | 3.890         | 9.502        | 2.157         |

Gambar 3. Hasil Prediksi Produksi Tanaman Jagung

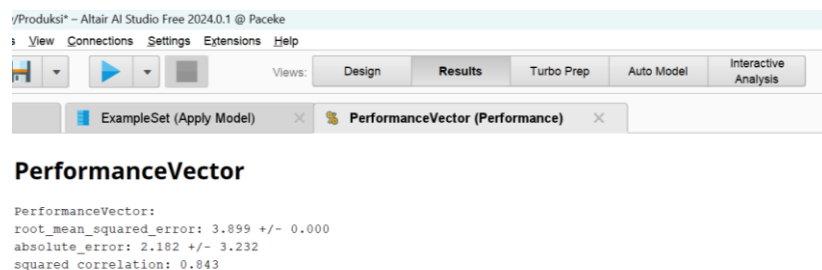
Gambar 3 menunjukkan hasil prediksi produksi tanaman jagung tahun 2025 di Kabupaten Sumba Barat Daya menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) pada aplikasi RapidMiner. Prediksi mencakup 11 kecamatan berdasarkan variabel input seperti luas tanam, luas panen, produktivitas, curah hujan, dan jumlah pekerja. Prediksi tertinggi terdapat di Kecamatan Kodi Utara (10.406 ton), sedangkan terendah di Wewewa Selatan (8.832 ton). Total produksi jagung yang diprediksi mencapai 100.871 ton. Hasil ini dapat menjadi dasar perencanaan, alokasi bantuan, dan kebijakan pertanian yang lebih tepat dan berbasis data.



Gambar 4. Grafik Visualisasi Prediksi

Grafik batang menampilkan prediksi produksi jagung berdasarkan kecamatan. Kecamatan Kodi Utara memiliki prediksi produksi tertinggi yaitu sekitar 10.406 ton. Visualisasi ini memudahkan pengambilan keputusan dalam alokasi sumber daya pertanian

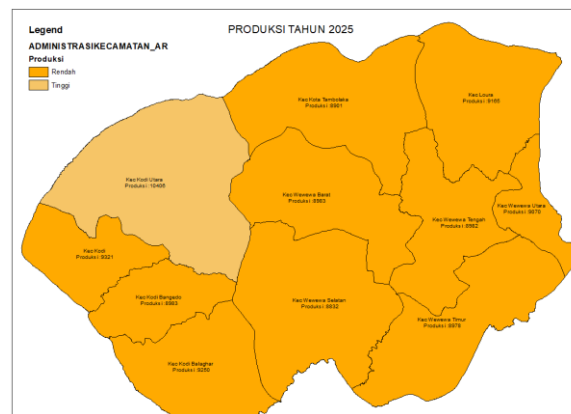
### Evaluasi Hasil



Gambar 5. Hasil Performa

Dari hasil evaluasi, diperoleh nilai RMSE sebesar 3.899, yang mencerminkan rata-rata deviasi antara hasil prediksi dengan data aktual. Nilai MAE sebesar 2.182 menunjukkan selisih absolut rata-rata, sementara  $R^2$  sebesar 0.843 menandakan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 84,3% variabilitas dalam data produksi jagung.

### Pemetaan



Gambar 6. Peta Tematik Hasil Prediksi

Gambar menunjukkan peta tematik prediksi produksi jagung tahun 2025 di Kabupaten Sumba Barat Daya per kecamatan. Produksi dikelompokkan dalam dua kategori warna: kuning muda (produksi tinggi) dan oranye (produksi lebih rendah). Kecamatan Kodi Utara mencatat prediksi tertinggi (10.406 ton), sedangkan produksi terendah terlihat di Wewewa Selatan dan sekitarnya. Peta ini memberikan gambaran spasial yang dapat mendukung pengambilan keputusan dalam pengelolaan dan distribusi sumber daya pertanian secara tepat sasaran.

## KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) dengan nilai  $K = 9$  efektif digunakan untuk memprediksi produksi jagung di Kabupaten Sumba Barat Daya. Model yang dibangun dari data 2020–2024 dan diuji dengan data 2025 menghasilkan RMSE sebesar 3.899 ton, MAE 2.182 ton, dan  $R^2$  sebesar 0.843, menunjukkan akurasi yang baik. Hasil prediksi divisualisasikan dalam peta tematik, yang mengidentifikasi Kodi Utara sebagai wilayah dengan produksi tertinggi dan Wewewa Selatan sebagai terendah. Pemetaan ini bermanfaat untuk mendukung perencanaan dan pengambilan keputusan dalam pengelolaan pertanian.

## SARAN

Penelitian ini masih terbatas pada data lima tahun dan sebelas kecamatan, sehingga model belum mampu merepresentasikan seluruh variasi kondisi secara menyeluruh. Untuk itu, peneliti selanjutnya disarankan menambah cakupan data dan mempertimbangkan teknik augmentasi data sintetis. Penambahan variabel pendukung seperti jenis benih atau kondisi tanah juga dapat meningkatkan akurasi prediksi.

## DAFTAR PUSTAKA

- Badan Pusat Statistik. (2023). *Statistik tanaman pangan 2023: Produksi jagung menurut provinsi dan kabupaten/kota*. Badan Pusat Statistik Provinsi Nusa Tenggara Timur. Retrieved from <https://bit.ly/bpsprov>
- Kurnia, D., Witanti, N., & Komarudin, M. (2024). *Peran jagung sebagai sumber karbohidrat alternatif dalam ketahanan pangan nasional*. *Jurnal Ketahanan Pangan*, 12(1), 45–52. <https://doi.org/10.1234/jkp.v12i1.2024>
- ESRI. (2020). *What is ArcGIS?*. Environmental Systems Research Institute.

- Han, J., Pei, J., & Kamber, M. (2011). *Data mining: Concepts and techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann.
- Hofmann, M., & Klinkenberg, R. (2013). *RapidMiner: Data mining use cases and business analytics applications*. Chapman and Hall/CRC.
- Konecny, G. (2014). *Geoinformation: Remote sensing, photogrammetry and geographic information systems*. CRC Press.
- Kurnia, N., Witanti, A., & Komarudin, A. (2024). Pengaruh konsumsi jagung terhadap kesehatan masyarakat di wilayah agraris. *Jurnal Gizi dan Pangan Sehat*, 19(1), 22–30.
- Maulana, R., & Danar Dana, A. (2024). Kandungan gizi jagung dan manfaatnya bagi kesehatan masyarakat Indonesia. *Jurnal Pangan Lokal Nusantara*, 7(1), 11–18.
- Mitchell, A. (2018). *The ESRI guide to GIS analysis, volume 1: Geographic patterns and relationships* (2nd ed.). Redlands, CA: ESRI Press.
- Robinson, A. H., Morrison, J. L., Muehrcke, P. C., Kimerling, A. J., & Guptill, S. C. (2017). *Elements of cartography* (6th ed.). John Wiley & Sons.
- Susanto, A. (2020). *Analisis prediksi produksi pertanian menggunakan data historis*. Penerbit Pertanian Indonesia.
- Tan, P.-N., Steinbach, M., & Kumar, V. (2019). *Introduction to data mining* (2nd ed.). Pearson.