

## Penerapan Algoritma k-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Kondisi Lingkungan Pertanian Berbasis IoT

Panji Pangestu Saputra<sup>1\*</sup>, Hasbi Firmansyah<sup>2</sup>, Rizki Prasetyo Tulodo<sup>3</sup>, Priyo Haryoko<sup>4</sup>, Wahyu Asriyani<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Prodi Informatika, Universitas Pancasakti Tegal, Jl. Halmahera KM. 01, Mintaragen, Tegal Tim., Kota Tegal, Jawa Tengah, 52121, Indonesia.

<sup>5</sup>Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan, Prodi Pendidikan Bahasa dan Sastra Indonesia, Universitas Pancasakti Tegal, Jl. Halmahera KM. 01, Mintaragen, Tegal Tim., Kota Tegal, Jawa Tengah, 52121, Indonesia.

E-mail: [Panjipangestra@gmail.com](mailto:Panjipangestra@gmail.com)

\* Corresponding Author



<https://doi.org/10.31004/jerkin.v4i3.4566>

### ARTICLE INFO

### ABSTRACT

#### Article history

Received: 12 Dec 2025

Revised: 18 Dec 2025

Accepted: 24 Dec 2025

#### Kata Kunci:

Klasifikasi, Internet of Things, K-Nearest Neighbor, Pertanian Cerdas.

#### Keywords:

Classification, Internet Of Things, K-Nearest Neighbor, Smart Agriculture.

Perkembangan Internet of Things (IoT) telah mendorong penerapan teknologi cerdas dalam bidang pertanian untuk memantau kondisi lingkungan secara real-time. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma *k-Nearest Neighbor* (k-NN) dalam mengklasifikasikan kondisi lingkungan pertanian ke dalam kategori ideal dan tidak ideal berdasarkan data sensor IoT. Dataset yang digunakan diperoleh dari sumber terbuka dan terdiri dari beberapa parameter lingkungan, seperti suhu, kelembapan, dan kelembapan tanah. Tahapan penelitian meliputi prapemrosesan data, penentuan atribut dan label, normalisasi data menggunakan metode *z-transformation*, serta pengujian model menggunakan metode *cross validation*. Evaluasi kinerja model dilakukan dengan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F-measure*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma k-NN mampu memberikan performa klasifikasi yang baik dalam mengidentifikasi kondisi lingkungan pertanian. Meskipun demikian, masih ditemukan keterbatasan dalam mendeteksi kelas minoritas, sehingga diperlukan optimasi parameter dan pengembangan lanjutan. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi dasar dalam pengembangan sistem smart agriculture berbasis IoT untuk mendukung pengambilan keputusan yang lebih efektif dalam pengelolaan lingkungan pertanian.

*The development of the Internet of Things (IoT) has encouraged the adoption of smart technologies in agriculture to enable real-time environmental monitoring. This study aims to apply the k-Nearest Neighbor (k-NN) algorithm to classify agricultural environmental conditions into ideal and non-ideal categories based on IoT sensor data. The dataset used in this research was obtained from an open-source repository and consists of several environmental parameters, including temperature, humidity, and soil moisture. The research stages include data preprocessing, attribute and label determination, data normalization using the z-transformation method, and model evaluation through cross validation. The performance of the classification model was assessed using accuracy, precision, recall, and F-measure metrics. The experimental results indicate that the k-NN algorithm is capable of providing good classification performance in identifying agricultural environmental conditions. However, limitations were observed in detecting minority class instances, suggesting the need for further parameter optimization and model enhancement. This research is expected to serve as a foundation for the development of IoT-based smart agriculture systems to support more effective decision-making in agricultural environmental management.*



This is an open access article under the CC-BY-SA license.

**How to Cite:** Panji Pangestu Saputra, et al (2025). Penerapan Algoritma k-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Kondisi Lingkungan Pertanian Berbasis IoT, 4(3). <https://doi.org/10.31004/jerkin.v4i3.4566>

## PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi Internet of Things (IoT) telah membawa perubahan signifikan dalam sektor pertanian, khususnya dalam penerapan konsep smart agriculture yang bertujuan meningkatkan efisiensi, produktivitas, dan ketepatan pengambilan keputusan berbasis data. Integrasi sensor IoT memungkinkan pemantauan kondisi lingkungan pertanian seperti suhu, kelembapan, dan parameter tanah secara real-time, sehingga petani dapat memperoleh informasi yang akurat dan berkelanjutan terkait kondisi lahan pertanian[1][2].

*Internet of Things* (IoT) berperan penting dalam sistem *smart agriculture* melalui penggunaan berbagai sensor untuk mengumpulkan data lingkungan seperti suhu udara, kelembapan, kelembapan tanah, dan intensitas cahaya. Data yang dihasilkan oleh sensor IoT bersifat kontinu dan berjumlah besar, sehingga memerlukan metode pengolahan data yang efektif agar dapat memberikan informasi yang bernilai. Tanpa pengolahan yang tepat, data IoT hanya akan menjadi kumpulan data mentah yang sulit dimanfaatkan dalam pengambilan keputusan pertanian[3][4][5].

Seiring dengan meningkatnya volume data yang dihasilkan oleh perangkat IoT, diperlukan teknik pengolahan data yang mampu mengekstraksi informasi penting dari data tersebut. Data mining dan machine learning menjadi pendekatan yang banyak digunakan dalam sistem pertanian cerdas untuk melakukan analisis, prediksi, dan klasifikasi kondisi lingkungan pertanian[6][7]. Salah satu algoritma yang sering digunakan dalam klasifikasi data lingkungan adalah *k*-Nearest Neighbor (*k*-NN) karena kesederhanaan, fleksibilitas, dan kemampuannya dalam menangani data numerik hasil pengukuran sensor [8].

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk mengolah dan menganalisis data IoT pada bidang pertanian adalah data mining dan *machine learning*. Teknik klasifikasi dalam machine learning mampu mengelompokkan kondisi lingkungan ke dalam kategori tertentu, seperti kondisi ideal dan tidak ideal, berdasarkan pola data yang ada. Proses klasifikasi ini sangat penting dalam sistem pertanian cerdas karena dapat membantu mendeteksi kondisi lingkungan yang berpotensi mengganggu pertumbuhan tanaman sejak dini[9][10].

Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa algoritma *k*-NN telah berhasil diterapkan dalam berbagai konteks pertanian, seperti klasifikasi ketahanan pangan, rekomendasi nutrisi tanah, deteksi penyakit tanaman, serta pemantauan kualitas lingkungan berbasis IoT [11][12][13]. Meskipun demikian, performa *k*-NN sangat dipengaruhi oleh tahapan prapemrosesan data, khususnya normalisasi dan pemilihan parameter *k*, sehingga diperlukan evaluasi yang sistematis untuk memperoleh hasil klasifikasi yang optimal [14][15].

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma *k*-Nearest Neighbor dalam mengklasifikasikan kondisi lingkungan pertanian berbasis data IoT dengan menggunakan perangkat lunak RapidMiner. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem smart agriculture berbasis data serta menjadi dasar untuk pengembangan sistem monitoring lingkungan pertanian yang lebih cerdas dan adaptif di masa mendatang.

## METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental dengan menerapkan metode data mining untuk mengklasifikasikan kondisi lingkungan pertanian berbasis data *Internet of Things* (IoT). Tahapan penelitian disusun secara sistematis mulai dari pengumpulan data, prapemrosesan data, penerapan algoritma klasifikasi, hingga evaluasi kinerja model. Alur penelitian dirancang untuk memastikan bahwa proses klasifikasi dilakukan secara objektif dan dapat direproduksi.

Metodologi penelitian yang digunakan dalam penelitian ini mengikuti tahapan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yang meliputi pengumpulan data, prapemrosesan data, pemodelan, dan evaluasi hasil. Pendekatan ini banyak digunakan dalam penelitian data mining karena mampu menghasilkan model yang sistematis dan terstruktur [2].

### **Sumber Data**

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari data sensor *Internet of Things* (IoT) pada sistem *smart agriculture* yang mencakup beberapa parameter lingkungan pertanian. Data tersebut digunakan untuk merepresentasikan kondisi lingkungan yang akan diklasifikasikan ke dalam kategori

tertentu. Penggunaan data sensor IoT dalam penelitian pertanian telah banyak diterapkan karena mampu merekam kondisi lingkungan secara kontinu dan objektif (Ayaz et al..

Dataset diperoleh dari dataset terbuka (*open-access*) bidang *smart agriculture* berbasis IoT. Dataset tersebut berisi data hasil pembacaan sensor lingkungan pertanian, yang mencakup beberapa parameter utama seperti suhu udara, kelembapan udara, kelembapan tanah, dan intensitas cahaya. Dataset ini dipilih karena merepresentasikan kondisi lingkungan pertanian yang umum digunakan dalam sistem *smart agriculture* dan dapat diakses secara gratis untuk keperluan penelitian.

#### **Praproses data**

Pada tahap prapemrosesan data, dilakukan beberapa langkah untuk memastikan kualitas data sebelum proses klasifikasi. Langkah awal adalah seleksi atribut, yaitu memilih atribut numerik yang relevan dengan kondisi lingkungan pertanian dan menghapus atribut yang tidak berkontribusi terhadap proses klasifikasi. Selanjutnya, dilakukan penentuan label kelas, di mana data dikategorikan ke dalam dua kelas, yaitu Ideal dan Tidak Ideal, berdasarkan kondisi lingkungan yang tercermin dalam dataset.

Tahap prapemrosesan berikutnya adalah normalisasi data menggunakan metode *z-transformation*. Normalisasi dilakukan untuk menyamakan skala seluruh atribut numerik agar tidak terjadi bias dalam perhitungan jarak pada algoritma *k-Nearest Neighbor*. Metode *z-transformation* dipilih karena mampu mengubah data menjadi distribusi dengan nilai rata-rata nol dan standar deviasi satu, sehingga setiap atribut memiliki kontribusi yang seimbang dalam proses klasifikasi[14][15]. Normalisasi data dilakukan menggunakan metode *z-transformation* untuk menyamakan skala antar atribut. Proses normalisasi dihitung menggunakan Persamaan:

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

Proses normalisasi menggunakan metode *z-transformation* dilakukan untuk memastikan setiap atribut memiliki skala yang sebanding sebelum dilakukan proses klasifikasi. Normalisasi ini bertujuan untuk menghilangkan perbedaan rentang nilai antar atribut yang dapat memengaruhi perhitungan jarak pada algoritma *k-Nearest Neighbor*. Dengan melakukan transformasi data ke dalam bentuk distribusi standar, setiap atribut akan memiliki nilai rata-rata nol dan standar deviasi satu, sehingga kontribusi setiap atribut dalam proses perhitungan jarak menjadi lebih seimbang dan objektif.

Algoritma klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *k-Nearest Neighbor* (k-NN). Algoritma k-NN bekerja dengan menentukan kelas suatu data uji berdasarkan mayoritas kelas dari sejumlah *k* data terdekat dalam data latih, yang dihitung menggunakan ukuran jarak tertentu. Dalam penelitian ini, algoritma k-NN dipilih karena kesederhanaannya serta kemampuannya dalam menangani data numerik hasil sensor IoT tanpa memerlukan proses pelatihan model yang kompleks[8][11]. Algoritma k-Nearest Neighbor dengan menghitung jarak antar data menggunakan metode *Euclidean Distance* sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan:

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

Perhitungan jarak menggunakan metode *Euclidean Distance* digunakan untuk mengukur tingkat kemiripan antara data uji dan data latih berdasarkan seluruh atribut yang digunakan. Jarak yang dihasilkan mencerminkan kedekatan karakteristik antar data, di mana semakin kecil nilai jarak yang diperoleh, semakin tinggi tingkat kemiripan data tersebut. Dalam algoritma *k-Nearest Neighbor*, data uji akan diklasifikasikan ke dalam kelas yang paling banyak muncul di antara *k* data latih dengan jarak terdekat, sehingga pemilihan metode jarak ini berperan penting dalam menentukan hasil klasifikasi.

Untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi, penelitian ini menggunakan metode *Cross Validation*. Metode ini membagi dataset ke dalam beberapa bagian (fold), di mana sebagian data digunakan sebagai data latih dan sisanya sebagai data uji secara bergantian. Pendekatan *Cross Validation* digunakan untuk mengurangi bias evaluasi dan memastikan bahwa hasil pengujian lebih stabil serta

representatif terhadap keseluruhan dataset. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik akurasi yang dihitung berdasarkan confusion matrix pada Persamaan:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3)$$

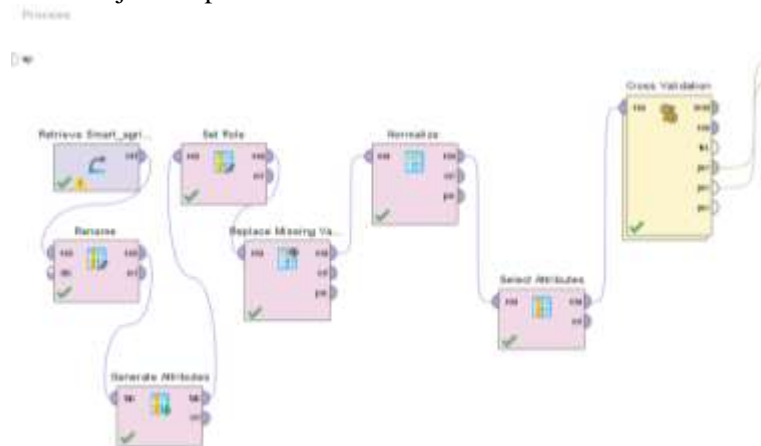
Pengukuran akurasi digunakan untuk mengetahui tingkat ketepatan model klasifikasi dalam mengklasifikasikan data secara keseluruhan. Nilai akurasi diperoleh dari perbandingan antara jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar terhadap total seluruh data yang diuji. Meskipun akurasi memberikan gambaran umum mengenai performa model, metrik ini tetap perlu dianalisis bersama dengan metrik evaluasi lainnya seperti *precision*, *recall*, dan *F-measure* untuk memastikan bahwa model tidak hanya unggul pada kelas tertentu, terutama pada kondisi dataset yang tidak seimbang[13][8].

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan beberapa metrik evaluasi klasifikasi, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F-measure*. *Accuracy* digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan keseluruhan model dalam mengklasifikasikan data, sedangkan *precision* dan *recall* digunakan untuk mengevaluasi kinerja model pada masing-masing kelas. *F-measure* digunakan sebagai metrik gabungan untuk menilai keseimbangan antara *precision* dan *recall*, terutama pada kondisi ketidakseimbangan kelas. Seluruh proses pengolahan data, penerapan algoritma, dan evaluasi model dilakukan menggunakan perangkat lunak RapidMiner.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil Pengujian Model

Pengujian model klasifikasi kondisi lingkungan pertanian dilakukan menggunakan *algoritma k-Nearest Neighbor* (k-NN) dengan metode evaluasi *Cross Validation*. Dataset yang telah melalui tahap prapemrosesan dan normalisasi menggunakan metode *z-transformation* selanjutnya digunakan sebagai input dalam proses pengujian. Seluruh proses pengujian dilakukan menggunakan perangkat lunak RapidMiner untuk memastikan konsistensi dan reproduisibilitas eksperimen. Untuk memberikan gambaran menyeluruh mengenai tahapan proses klasifikasi yang dilakukan dalam penelitian ini, ditampilkan diagram alur proses implementasi algoritma *k-Nearest Neighbor* pada perangkat lunak RapidMiner sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Diagram alur proses klasifikasi kondisi lingkungan pertanian berbasis IoT menggunakan algoritma *k-Nearest Neighbor* pada RapidMiner.

Gambar 1 menunjukkan alur proses penelitian yang diimplementasikan pada perangkat lunak RapidMiner. Proses dimulai dengan pemuatan dataset menggunakan operator *Read Excel*, dilanjutkan dengan tahap prapemrosesan berupa normalisasi data. Selanjutnya, data diproses menggunakan metode *Cross Validation* untuk membangun dan menguji model klasifikasi menggunakan algoritma *k-Nearest Neighbor*. Tahap akhir dari proses ini adalah evaluasi kinerja model menggunakan operator *Performance* untuk memperoleh metrik evaluasi. Diagram alur ini menggambarkan bahwa seluruh tahapan penelitian telah dilakukan secara sistematis dan sesuai dengan metodologi data mining.

### Evaluasi Performa Model

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F-measure*. Penggunaan beberapa metrik evaluasi ini bertujuan untuk memberikan gambaran kinerja model secara menyeluruh dan tidak hanya bergantung pada satu indikator saja.

**PerformanceVector**

```

PerformanceVector:
accuracy: 95.00% +/- 5.27% (micro average: 95.00%)
ConfusionMatrix:
True: Ideal Tidak_Ideal
Ideal: 95 5
Tidak_Ideal: 0 0
weighted_mean_recall: 50.00% +/- 0.00% (micro average: 50.00%), weights: 1, 1
ConfusionMatrix:
True: Ideal Tidak_Ideal
Ideal: 95 5
Tidak_Ideal: 0 0
weighted_mean_precision: 47.50% +/- 2.64% (micro average: 47.50%), weights: 1, 1
ConfusionMatrix:
True: Ideal Tidak_Ideal
Ideal: 95 5
Tidak_Ideal: 0 0
    
```

**Gambar 2.** Nilai metrik evaluasi kinerja model klasifikasi menggunakan algoritma k-Nearest Neighbor.

Gambar 2 menunjukkan hasil evaluasi kinerja model klasifikasi berdasarkan beberapa metrik evaluasi, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F-measure*. Nilai akurasi yang diperoleh menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan kondisi lingkungan pertanian secara keseluruhan. Namun, perbedaan nilai *precision* dan *recall* mengindikasikan bahwa model masih memiliki keterbatasan dalam mengklasifikasikan kelas tertentu, terutama pada kondisi dataset yang tidak seimbang. Hal ini menunjukkan perlunya optimasi lanjutan untuk meningkatkan performa model pada penelitian selanjutnya.

Nilai *accuracy* menunjukkan tingkat ketepatan model dalam mengklasifikasikan seluruh data uji. Meskipun nilai *accuracy* tergolong tinggi, evaluasi lanjutan menggunakan *precision* dan *recall* menunjukkan adanya perbedaan performa antar kelas. *Precision* yang tinggi pada kelas Ideal mengindikasikan bahwa sebagian besar data yang diprediksi sebagai Ideal memang sesuai dengan kondisi sebenarnya.

Namun demikian, nilai *recall* pada kelas Tidak Ideal menunjukkan kecenderungan yang lebih rendah dibandingkan kelas Ideal. Hal ini menandakan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam mendeteksi seluruh kondisi lingkungan yang tidak ideal. Kondisi ini umum terjadi pada dataset dengan distribusi kelas yang tidak seimbang, di mana jumlah data pada kelas mayoritas lebih dominan dibandingkan kelas minoritas.

**Analisis Confusion Matrix**

Analisis *confusion matrix* dilakukan untuk memahami secara lebih rinci pola kesalahan klasifikasi yang dihasilkan oleh model. Berdasarkan *confusion matrix*, sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar pada kelas Ideal. Akan tetapi, masih terdapat sejumlah data pada kelas Tidak Ideal yang salah diklasifikasikan sebagai Ideal. Untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi yang dihasilkan, ditampilkan *confusion matrix* hasil pengujian algoritma *k-Nearest Neighbor* sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3.

accuracy: 95.00% +/- 5.27% (micro average: 95.00%)

	true Ideal	true Tidak_ideal	class precision
pred Ideal	95	5	95.00%
pred Tidak_ideal	0	0	0.00%
class recall	100.00%	0.00%	

**Gambar 3.** Confusion matrix hasil klasifikasi kondisi lingkungan pertanian menggunakan algoritma k-Nearest Neighbor.

Gambar 3 menampilkan *confusion matrix* yang dihasilkan dari proses pengujian model klasifikasi. *Confusion matrix* ini menunjukkan jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar dan salah untuk setiap kelas. Berdasarkan *confusion matrix* tersebut, dapat diketahui nilai *true positive*, *true negative*, *false positive*, dan *false negative* yang menjadi dasar perhitungan metrik evaluasi model. Hasil ini

menunjukkan bahwa algoritma *k*-Nearest Neighbor mampu mengklasifikasikan sebagian besar data dengan tepat, meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi pada beberapa kelas tertentu.

Fenomena ini menunjukkan bahwa model cenderung bias terhadap kelas mayoritas. Dalam konteks *smart agriculture*, kondisi ini menjadi perhatian penting karena kesalahan dalam mendeteksi kondisi lingkungan yang tidak ideal dapat berdampak langsung pada kualitas pertumbuhan tanaman. Oleh karena itu, meskipun model memiliki akurasi yang tinggi, performa pada kelas minoritas tetap perlu menjadi fokus utama dalam evaluasi.

#### **Pengaruh Normalisasi Data**

Normalisasi data menggunakan metode *z-transformation* memberikan dampak positif terhadap kinerja algoritma *k*-NN. Dengan menyamakan skala seluruh atribut numerik, perhitungan jarak antar data menjadi lebih objektif dan tidak didominasi oleh atribut dengan rentang nilai yang besar. Hal ini sejalan dengan karakteristik algoritma *k*-NN yang sangat bergantung pada pengukuran jarak dalam proses klasifikasi.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa setelah normalisasi, stabilitas performa model meningkat, terutama pada metrik *precision* dan *recall*. Normalisasi menjadi tahapan penting yang tidak dapat diabaikan dalam penerapan algoritma berbasis jarak pada data sensor IoT.

#### **Diskusi Hasil**

Berdasarkan hasil pengujian dan evaluasi yang telah dilakukan, algoritma *k*-Nearest Neighbor terbukti mampu mengklasifikasikan kondisi lingkungan pertanian berbasis data IoT dengan performa yang cukup baik. Kelebihan utama algoritma ini terletak pada kesederhanaan dan kemampuannya dalam menangani data numerik tanpa proses pelatihan model yang kompleks.

Namun demikian, penelitian ini juga menunjukkan bahwa algoritma *k*-NN masih memiliki keterbatasan, khususnya dalam menangani ketidakseimbangan kelas dan mendeteksi kondisi lingkungan yang tidak ideal. Oleh karena itu, diperlukan optimasi lanjutan seperti penyesuaian nilai parameter *k*, penyeimbangan dataset, atau penggunaan metode klasifikasi lain sebagai pembanding untuk meningkatkan keandalan sistem.

#### **Implikasi terhadap Smart Agriculture**

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan algoritma *k*-NN memiliki potensi untuk digunakan sebagai komponen pendukung dalam sistem *smart agriculture* berbasis IoT. Model klasifikasi yang dihasilkan dapat membantu petani atau pengelola lahan dalam memantau kondisi lingkungan secara lebih efektif dan memberikan peringatan dini terhadap kondisi yang berpotensi mengganggu pertumbuhan tanaman.

Dengan pengembangan lebih lanjut, sistem ini dapat diintegrasikan dengan perangkat IoT secara real-time untuk mendukung pengambilan keputusan yang lebih responsif dan berbasis data.

## **SIMPULAN**

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa algoritma *k*-Nearest Neighbor (*k*-NN) mampu digunakan untuk mengklasifikasikan kondisi lingkungan pertanian berbasis data *Internet of Things* (IoT) dengan kinerja yang cukup baik setelah melalui tahapan prapemrosesan dan normalisasi data menggunakan metode *z-transformation*. Evaluasi model menggunakan metode Cross Validation menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang tinggi, namun analisis lanjutan terhadap metrik *precision*, *recall*, dan *F-measure* mengindikasikan adanya keterbatasan dalam mendeteksi kondisi lingkungan yang tidak ideal akibat ketidakseimbangan distribusi kelas. Oleh karena itu, diperlukan pengembangan dan optimasi lanjutan seperti penyesuaian nilai parameter *k*, penyeimbangan dataset, serta perbandingan dengan algoritma klasifikasi lain agar sistem *smart agriculture* berbasis IoT yang dikembangkan dapat memiliki kinerja yang lebih optimal dan aplikatif.

## **UCAPAN TERIMA KASIH**

Penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah memberikan dukungan dan kontribusi dalam pelaksanaan penelitian serta penyusunan artikel ini. Ucapan terima kasih secara khusus disampaikan kepada Bapak Hasbi Firmansyah, M.Kom, selaku dosen pengampu mata kuliah Data Mining, atas bimbingan, arahan, dan masukan yang diberikan selama proses penelitian. Penulis juga menyampaikan apresiasi kepada Bapak Rizki Prasetyo Tulodo, M.Kom, selaku dosen pengampu mata kuliah *Internet of Things* (IoT), atas dukungan dan pengetahuan yang telah diberikan sehingga penelitian

ini dapat dikembangkan secara terintegrasi antara konsep data mining dan IoT. Selain itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah membantu secara langsung maupun tidak langsung dalam penyelesaian penelitian dan penulisan artikel ini.

#### REFERENSI

- [1] P. Sistem, P. Suhu, and D. A. N. Kelembapan, "IMPLEMENTASI ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR," vol. 12, no. 3, 2024.
- [2] R. Akhter and S. Sofi, "Precision Agriculture using IoT Data Analytics and Machine Learning," *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, vol. 34, Jun. 2021, doi: 10.1016/j.jksuci.2021.05.013.
- [3] S. Farming, "Smart Farming," 2020.
- [4] S. Mansoor, S. Iqbal, and S. M. Popescu, "Integration of smart sensors and IOT in precision agriculture : trends , challenges and future prospectives," no. May, pp. 1–21, 2025, doi: 10.3389/fpls.2025.1587869.
- [5] D. Muhammed, E. Ahvar, S. Ahvar, M. Trocan, and M. Montpetit, "Journal of Network and Computer Applications Artificial Intelligence of Things ( AIoT ) for smart agriculture : A review of architectures , technologies and solutions," *J. Netw. Comput. Appl.*, vol. 228, no. July 2023, p. 103905, 2024, doi: 10.1016/j.jnca.2024.103905.
- [6] S. Mehta, "Precision Agriculture Using Internet of Things and Machine Learning," 2018.
- [7] A. R. Kumar, "JOURNAL OF A DVANCED Z OOLOGY Machine learning for IoT-based smart farming," vol. 44, pp. 1294–1298, 2023.
- [8] N. Aziza and R. Y. Astuti, "Application of The K-Nearest Neighbor Algorithm for Food Security Classification In Central Java Province Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Ketahanan Pangan di Provinsi Jawa Tengah," vol. 4, no. April, pp. 404–412, 2024.
- [9] L. Syed, "ScienceDirect Smart Agriculture Agriculture using using Ensemble Ensemble Machine Learning Learning Techniques Techniques in in Smart IoT Environment Environment IoT," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 235, pp. 2269–2278, 2024, doi: 10.1016/j.procs.2024.04.215.
- [10] E. Sumartono, A. W. Sanjaya, S. Sugiardi, J. Budiasto, and Y. M. Ningsih, "International Journal for Science Review Smart Farming and Precision Agriculture : Leveraging IoT and Data Analytics to Improve Crop Efficiency and Sustainability," vol. 2, pp. 10–20, 2025.
- [11] R. Oryza and S. L. Cultivation, "IoT-Enabled K-Nearest Neighbors ( KNN ) -Based Soil Nutrient Recommendation," vol. 19, no. 2, pp. 151–165, 2025.
- [12] J. Teknologi and D. A. N. Open, "Classification Of Rice Plant Diseases Using K-Nearest Neighbor Algorithm Based On Hue Saturation Value Color Extraction And Gray Level Co-Occurrence Matrix Features," vol. 7, no. 2, pp. 212–223, 2025, doi: 10.36378/jtos.v7i2.3972.
- [13] S. Sahibu, T. Imran, and A. Oktafiandi, "Crop Recommendation Based on Soil and Weather Conditions Using the K-Nearest Neighbors Algorithm," vol. 6, no. 3, pp. 211–219, 2025.
- [14] P. H. Putra, M. S. Novelan, and M. Rizki, "ANALYSIS K-NEAREST NEIGHBOR METHOD IN CLASSIFICATION OF VEGETABLE QUALITY BASED ON COLOR," vol. 3, no. 2, pp. 126–132, 2022.
- [15] I. G. I. Sudipa, R. A. Azdy, I. Arfiani, and N. M. Setiohardjo, "Leveraging K-Nearest Neighbors for Enhanced Fruit Classification and Quality Assessment," vol. 5, no. 1, pp. 30–36, 2024.