



Pemanfaatan Data Mining untuk Klasifikasi Penyakit Daun pada Tebu dan Cara Pencegahan Penyakit dengan Metode Algoritma K-Nearest Neighbors

Muhammad Akmal Ar Rasid¹, Catur Pranomo², Elkin Rilvani³

¹⁻³ Universitas Pelita Bangsa, Indonesia

Email: makmalarrasid@gmail.com¹, caturpranomo2411@gmail.com², elkin.rilvani@pelitabangsa.ac.id³

Alamat: Cikarang, Cibatu, Cikarang Sel., Bekasi, Jawa Barat 17530, Indonesia

*Korespondensi penulis: makmalarrasid@gmail.com

Abstract. *This study aims to utilize data mining techniques, specifically the K-Nearest Neighbors (KNN) algorithm, to classify leaf diseases in sugarcane (*Saccharum officinarum*). Early and accurate detection of leaf disease types is a crucial step in prevention and control strategies, thereby reducing potential crop losses caused by pathogen attacks. Leaf diseases in sugarcane, such as leaf scald, rust, and mosaic virus, are known to affect photosynthesis, inhibit growth, and reduce the quality and quantity of sugarcane produced. The classification process in this study was carried out through image analysis of infected sugarcane leaves, where features such as color, texture, and shape were extracted using digital image processing techniques. The KNN algorithm was chosen because of its non-parametric nature, ease of implementation, and its ability to provide accurate classification results even with limited data size. The working principle of KNN is to determine the class of a new sample based on the majority class of its k nearest neighbors in the feature space, making it very suitable for the case of leaf disease image classification. In addition to building a classification model, this study also examines disease prevention strategies based on the identification results. These strategies include the use of disease-resistant sugarcane varieties, the implementation of appropriate planting patterns, land moisture management, regular plantation sanitation, and the measured and environmentally friendly use of pesticides or fungicides. Model performance evaluation was conducted using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics to assess model effectiveness across various data scenarios. The results of this study are expected to not only contribute to the development of decision support systems for farmers and related parties but also support the application of artificial intelligence-based technology in the agricultural sector.*

Keywords: data mining, disease prevention, k -nearest neighbors algorithm, leaf disease classification, sugarcane

Abstrak. Penelitian ini bertujuan untuk memanfaatkan teknik data mining, khususnya algoritma K-Nearest Neighbors (KNN), dalam mengklasifikasikan penyakit daun pada tanaman tebu (*Saccharum officinarum*). Deteksi dini dan akurat terhadap jenis penyakit daun merupakan langkah penting dalam strategi pencegahan dan pengendalian, sehingga dapat mengurangi potensi kerugian hasil panen yang diakibatkan oleh serangan patogen. Penyakit daun pada tebu, seperti leaf scald, rust, dan mosaic virus, diketahui dapat memengaruhi proses fotosintesis, menghambat pertumbuhan, serta menurunkan kualitas dan kuantitas tebu yang dihasilkan. Proses klasifikasi pada penelitian ini dilakukan melalui analisis citra daun tebu yang terinfeksi, di mana fitur-fitur seperti warna, tekstur, dan bentuk diekstraksi menggunakan teknik pengolahan citra digital. Algoritma KNN dipilih karena sifatnya yang non-parametrik, kemudahan implementasi, serta kemampuannya memberikan hasil klasifikasi yang akurat meskipun dengan data berukuran terbatas. Prinsip kerja KNN adalah menentukan kelas suatu sampel baru berdasarkan mayoritas kelas dari k tetangga terdekatnya dalam ruang fitur, sehingga sangat sesuai untuk kasus klasifikasi citra penyakit daun. Selain membangun model klasifikasi, penelitian ini juga mengkaji strategi pencegahan penyakit berdasarkan hasil identifikasi. Strategi tersebut meliputi penggunaan varietas tebu yang tahan penyakit, penerapan pola tanam yang tepat, pengaturan kelembaban lahan, sanitasi kebun secara berkala, serta penggunaan pestisida atau fungisida secara terukur dan ramah lingkungan. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk menilai efektivitas model dalam berbagai skenario data. Hasil penelitian ini diharapkan tidak hanya memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem pendukung keputusan (decision support system) bagi petani dan pihak terkait, tetapi juga mendukung penerapan teknologi berbasis kecerdasan buatan di sektor pertanian.

Kata kunci: algoritma k -nearest neighbors, data mining, klasifikasi penyakit daun, pencegah penyakit, tebu

1. LATAR BELAKANG

Tebu (*Saccharum officinarum* L.) merupakan salah satu komoditas perkebunan yang memiliki peran penting dalam perekonomian dunia, terutama sebagai sumber utama gula dan bioetanol. Produktivitas tanaman tebu sangat dipengaruhi oleh berbagai faktor, salah satunya adalah serangan penyakit daun. Berbagai jenis penyakit daun dapat secara signifikan mengurangi kemampuan fotosintesis tanaman, menghambat pertumbuhan dan pada akhirnya menurunkan hasil panen serta kualitas gula yang dihasilkan (Savitri et al., 2018). Identifikasi penyakit daun pada tebu secara tradisional seringkali mengandalkan pengamatan visual oleh tenaga ahli. Metode ini memiliki beberapa keterbatasan, antara lain subjektivitas, membutuhkan waktu yang kemungkinan lama, dan tingkat akurasi yang dapat bermacam-macam tergantung pada pengalaman pengamat. Oleh karena itu, pengembangan metode identifikasi penyakit yang lebih objektif, cepat, dan akurat menjadi sangat penting untuk mendukung praktik pengelolaan tanaman yang lebih efisien dan berkelanjutan.

Kemajuan dalam bidang data mining menawarkan berbagai teknik yang potensial untuk mengatasi permasalahan ini. Data mining ialah proses penemuan pola dan informasi yang berguna dari sejumlah besar data (Han et al., 2011). Dalam dunia pertanian, data mining dapat dimanfaatkan untuk menganalisis data citra daun tanaman guna mengidentifikasi dan mengklasifikasikan berbagai jenis penyakit. Salah satu algoritma klasifikasi yang populer dan banyak digunakan adalah K-Nearest Neighbors (KNN). KNN ialah algoritma non-parametrik yang bekerja berdasarkan prinsip klasifikasi objek baru berdasarkan mayoritas kelas dari k tetangga terdekatnya dalam ruang fitur (Cover & Hart, 1967).

Algoritma KNN memiliki beberapa keunggulan, termasuk kesederhanaannya, kemampuannya untuk menangani data dengan banyak fitur, dan efektivitasnya dalam berbagai aplikasi klasifikasi. Dalam konteks identifikasi penyakit daun, KNN dapat dilatih menggunakan fitur-fitur yang diekstraksi dari citra daun yang sehat dan terinfeksi. Setelah model terlatih, sistem dapat secara otomatis mengklasifikasikan jenis penyakit berdasarkan citra daun baru yang dimasukkan. Lebih lanjut, informasi mengenai jenis penyakit yang teridentifikasi memiliki implikasi penting dalam menentukan strategi pencegahan yang tepat. Setiap jenis penyakit daun pada tebu mungkin memerlukan pendekatan pencegahan yang berbeda, mulai dari praktik budidaya yang baik, penggunaan varietas tahan penyakit, hingga aplikasi fungisida yang spesifik. Dengan demikian, integrasi sistem klasifikasi penyakit berbasis data mining dengan rekomendasi tindakan pencegahan dapat memberikan solusi yang komprehensif bagi petani tebu.

Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi pemanfaatan algoritma K-Nearest Neighbors dalam mengklasifikasikan berbagai jenis penyakit daun pada tanaman tebu berdasarkan analisis citra daun. Selain itu, penelitian ini juga akan membahas implikasi hasil klasifikasi terhadap strategi pencegahan penyakit yang efektif. Diharapkan hasil dari penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem cerdas untuk diagnosis penyakit tanaman tebu dan mendukung praktik pertanian presisi yang lebih baik.

2. KAJIAN TEORITIS

Letak Geografis dan Perkembangan Wilayah

Cikarang, khususnya wilayah Cibatu yang terletak di Cikarang Selatan, merupakan bagian strategis dari Kabupaten Bekasi, Jawa Barat. Wilayah ini berada di tengah-tengah koridor industri Jakarta–Bandung dan dekat dengan kawasan-kawasan ekonomi penting seperti Kawasan Industri Jababeka, Delta Silicon, dan EJIP. Secara geografis, lokasi ini sangat diuntungkan oleh aksesibilitas transportasi, termasuk keberadaan Tol Jakarta–Cikampek, stasiun kereta api, dan rencana pengembangan LRT serta kereta cepat. Ketersediaan infrastruktur ini memudahkan mobilitas tenaga kerja dan distribusi barang, yang mendorong pertumbuhan ekonomi lokal secara signifikan (Alfredo et al., 2020).

Perkembangan kawasan ini menunjukkan transformasi dari wilayah semi-pedesaan menjadi pusat ekonomi dan industri modern. Pertumbuhan pesat kawasan industri disertai dengan peningkatan jumlah penduduk, permukiman, dan fasilitas umum seperti sekolah, rumah sakit, dan pusat perbelanjaan. Hal ini menunjukkan bahwa Cibatu dan sekitarnya tidak lagi sekadar wilayah penyangga ibu kota, melainkan telah menjadi episentrum baru bagi kegiatan industri dan permukiman kelas menengah. Perkembangan tersebut juga menimbulkan tantangan baru, terutama terkait tata ruang, ketersediaan lahan hijau, dan pengelolaan lingkungan (Klinken, 2015).

Karakter Sosial dan Budaya Masyarakat

Masyarakat di wilayah Cibatu, Cikarang Selatan, mencerminkan keragaman etnis dan latar belakang sosial budaya yang dinamis. Sebagai wilayah industri, banyak pendatang dari berbagai daerah di Indonesia yang bekerja dan menetap di sini. Akulturasi budaya menjadi ciri khas yang terlihat dalam kehidupan sehari-hari, mulai dari makanan, bahasa, hingga aktivitas keagamaan. Namun, di tengah arus modernisasi, nilai-nilai budaya lokal seperti gotong royong, silaturahmi antarwarga, dan musyawarah masih dipertahankan oleh sebagian masyarakat asli Bekasi (Hendriyani, 2024).

Kehadiran industri dan urbanisasi juga membawa perubahan signifikan terhadap pola hidup dan nilai sosial masyarakat. Gaya hidup masyarakat menjadi lebih praktis dan cepat, dengan orientasi pada efisiensi dan mobilitas tinggi. Meskipun demikian, tantangan sosial seperti ketimpangan sosial, konflik horizontal, dan keterbatasan ruang publik tetap perlu diperhatikan. Pemerintah daerah serta lembaga sosial masyarakat memiliki peran penting dalam menjaga kohesi sosial dan mendorong integrasi budaya di tengah keberagaman komunitas yang ada (Arianto, 2024).

Pembangunan Ekonomi dan Infrastruktur

Cibatu dan wilayah Cikarang Selatan secara umum mengalami lonjakan pertumbuhan ekonomi yang didorong oleh sektor industri manufaktur. Dengan keberadaan zona industri besar seperti Jababeka Industrial Estate dan Lippo Cikarang, kawasan ini menjadi magnet bagi investor lokal maupun asing. Pembangunan infrastruktur penunjang seperti jalan raya, jaringan listrik, air bersih, serta akses digital turut mendukung produktivitas sektor industri dan menciptakan lapangan kerja baru. Pemerintah daerah pun aktif dalam menciptakan iklim investasi yang kondusif melalui penyederhanaan perizinan dan pemberdayaan UMKM lokal.

Namun, pembangunan ekonomi yang pesat ini juga perlu diimbangi dengan perencanaan tata kota yang berkelanjutan. Urban sprawl, kemacetan, dan polusi menjadi isu penting yang muncul akibat pertumbuhan tidak seimbang antara industri, hunian, dan ruang terbuka hijau. Dalam konteks ini, sinergi antara pemerintah, sektor swasta, dan masyarakat sangat penting dalam merancang pembangunan jangka panjang yang tidak hanya berorientasi pada pertumbuhan ekonomi, tetapi juga memperhatikan kualitas hidup dan kelestarian lingkungan. Pendekatan pembangunan inklusif dan berkelanjutan menjadi keniscayaan bagi wilayah seperti Cibatu, Cikarang Selatan, dalam menghadapi tantangan urbanisasi modern.

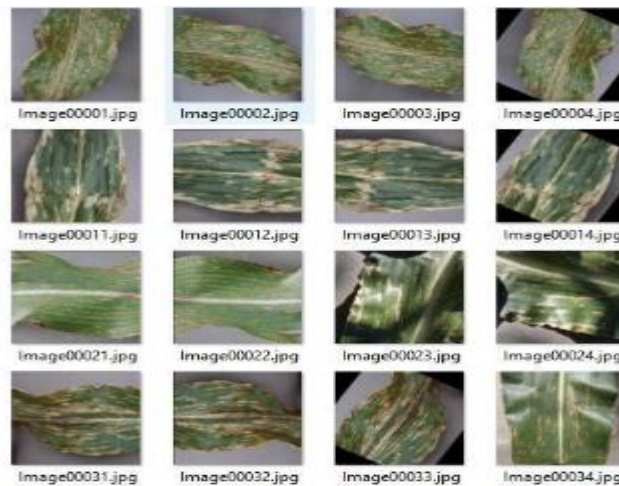
3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan tahapan-tahapan yang meliputi pengumpulan data, pra-pemrosesan citra, ekstraksi fitur, implementasi algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) untuk klasifikasi penyakit daun tebu, evaluasi kinerja model.

- **Pengumpulan Data**

Penelitian ini menggunakan kumpulan data gambar daun tebu yang diambil dari sumber sekunder melalui platform Kaggle. Terdapat 8.200 gambar dalam dataset ini yang terbagi rata (2.050 gambar per kategori) ke dalam empat kelompok: bercak cercospora abu-abu, karat umum, busuk utara, dan kondisi sehat. Pemilihan kumpulan data ini

didasarkan pada kecocokan kategori penyakit daun dengan tujuan penelitian. Selanjutnya, kumpulan data ini dibagi menjadi data latih (80%) dan data uji (20%) sambil tetap mempertahankan proporsi kelas di setiap subset. Pra-pemrosesan Citra Selanjutnya, dilakukan penyesuaian dataset sehingga Dapat diolah oleh algoritma. Langkah-langkah dalam tahap praproses ini mencakup penyeragaman ukuran citra yang akan dimasukkan, dalam hal ini dengan citra dengan size 150*150 piksel. Selanjutnya, model deep learning VGG16 diterapkan untuk ekstraksi fitur citra.



Gambar 1. Dataset penyakit daun tebu (citra)

• Ekstraksi Fitur

Setelah menyelesaikan tahap pra-pemrosesan, fitur-fitur yang relevan akan diambil dari gambar daun untuk menggambarkan ciri visual yang membedakan antara daun yang sehat dan yang terinfeksi oleh berbagai jenis penyakit. Fitur-fitur yang diambil bisa terdiri dari:

- Fitur Tekstur: Memanfaatkan teknik seperti Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) untuk mempelajari pola distribusi intensitas piksel.
- Fitur Warna: Menganalisis penyebaran warna dalam gambar dengan menggunakan ruang warna seperti RGB, HSV, atau $L^*a^*b^*$. Statistik seperti rata-rata, deviasi standar, dan histogram dari komponen warna dapat diterapkan sebagai fitur.
- Fitur Bentuk: Menilai atribut geometris daun atau lesi penyakit, termasuk luas, keliling, rasio aspek, dan circularity.

K-Nearest Neighbors (KNN) adalah algoritma yang sederhana dan berbasis data, serta tidak membutuhkan asumsi tentang distribusi parametrik. Salah satu keuntungan utama dari KNN adalah tidak adanya kebutuhan terhadap asumsi mengenai distribusi data

yang mendasari. Hal ini menjadikannya ideal untuk aplikasi dunia nyata, di mana banyak data tidak memenuhi asumsi matematika yang diperlukan oleh algoritma parametrik. Dalam model KNN, tidak ada kebutuhan untuk pelatihan data yang jelas; seluruh dataset digunakan untuk mengklasifikasikan data pengujian, yang bisa mempercepat proses pelatihan, tetapi juga meningkatkan biaya dan waktu yang diperlukan untuk pengujian (Sujaini, 2019).

Namun, model ini juga memiliki beberapa kelemahan. Dalam situasi terburuk, KNN dapat menjadi sangat lambat, karena perlu memeriksa seluruh dataset untuk setiap data pengujian, serta membutuhkan lebih banyak memori untuk menyimpan data pelatihan. Perhitungan jarak antara titik data di KNN biasanya menggunakan metode Euclidean Distance (ED), yang berfungsi sebagai pengukur jarak antara dua titik dalam ruang berdimensi-n. $(x_1, x_2) = \sqrt{\sum (x_{1i} - x_{2i})^2}$.

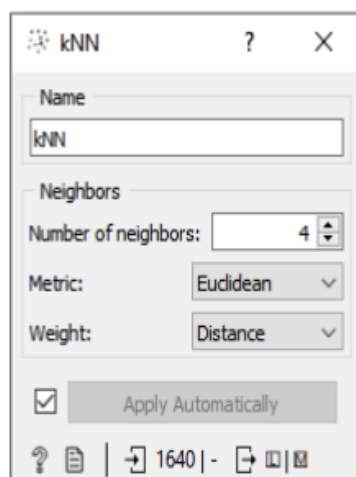
Pada metode KNN, jarak Euclidean (ED) digunakan untuk menilai kedekatan antara dua titik data dalam suatu ruang dengan n dimensi. Dalam konteks ini, D (x1, x2) menunjukkan jarak ED di antara dua titik data, yaitu x1 dan x2.

Setiap titik data x1 dan x2 memiliki nilai atribut yang ditentukan dengan cara membandingkan nilai dari setiap atribut i dalam kedua titik data, yaitu x1i dan x2i. Setelah menghitung jarak ED, nilai k (jumlah tetangga terdekat) digunakan untuk mengidentifikasi kategori atau label dari data pengujian sesuai dengan kategori mayoritas dari tetangga-tetangga terdekat. Misalnya, jika sebuah titik data baru dibandingkan dengan sejumlah titik data tetangga, dan tiga dari tetangga ini berasal dari kategori A, sementara dua lainnya dari kategori B, maka titik data baru itu akan ditempatkan dalam kategori A karena lebih banyak tetangganya yang berasal dari kategori tersebut. Proses ini menjelaskan cara kerja KNN dalam memilih tetangga terdekat untuk menetapkan label pada data yang kategorinya belum diketahui.

Dengan demikian, KNN adalah algoritma yang sangat tergantung pada kedekatan antar data, yang dapat memengaruhi akurasi dalam klasifikasi berdasarkan pemilihan nilai k yang tepat. Gambar 2 menggambarkan cara menghitung jarak Euclidean (ED) antara titik data baru dan para tetangganya, sedangkan Gambar 3 menunjukkan penerapan model K-Nearest Neighbors (KNN) dalam mengklasifikasikan gambar penyakit daun tebu.



Gambar 2. Ilustrasi perhitungan jarak Euclidean (ED) pada titik data baru dengan neighbours



Gambar 3. Penerapan model K-Nearest Neighbors (KNN)

• Evaluasi Kinerja Model

Langkah selanjutnya adalah melakukan penilaian untuk menilai tingkat ketepatan tertinggi dalam pengelompokan gambar penyakit pada daun tanaman tebu. Proses penilaian ini akan dipaparkan dengan menggunakan Matriks Kebingungan, yang menunjukkan hasil prediksi dibandingkan dengan nilai sebenarnya untuk menilai tingkat ketepatan dari setiap metode yang digunakan. Matriks Kebingungan berfungsi untuk membedakan jumlah prediksi yang benar dan salah, serta untuk menghitung penilaian pada metrik seperti ketepatan, presisi, skor F1, dan recall, yang memberikan gambaran lebih lengkap tentang kinerja model.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Nearest Neighbours

Pada klasifikasi yang memanfaatkan algoritma KNN, data pelatihan dimanfaatkan untuk proses penilaian. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4, terdapat 6273 prediksi yang tepat, yang meliputi 1430 untuk cercospora leaf spot gray, 1621 untuk common rust, 1637 untuk kondisi sehat, dan 1585 untuk northern leaf blight. Di sisi lain, terdapat 287 prediksi yang

keliru, dengan rincian 37 untuk cercospora leaf spot gray, 11 untuk common rust, 35 untuk kondisi sehat, serta 204 untuk northern leaf blight, dari total 6560 data pelatihan.

	Cercospora Leaf Spot Gray	Common Rust	Healthy	Northern Leaf Blight	Σ	
Actual	Cercospora Leaf Spot Gray	1430	3	16	191	1640
	Common Rust	5	1621	2	12	1640
	Healthy	2	0	1637	1	1640
	Northern Leaf Blight	30	8	17	1585	1640
Σ	1467	1632	1672	1789	6560	

Gambar 4. Algoritma KNN pada Confusion Matrix yang diterapkan pada data training

Tabel 1. Hasil Uji Kualifikasi dengan data training

Algoritma	Accuracy	Precision	Recall
KNN	95,6%	95,8%	95,6%

Model KNN menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam mengidentifikasi common rust dan kondisi sehat, yang terlihat dari banyaknya prediksi tepat yang masing-masing mencapai 1621 dan 1637, serta tingkat kesalahan yang sangat rendah. Namun, model ini menghadapi kesulitan dalam mengklasifikasikan cercospora leaf spot gray dan northern leaf blight. Cercospora leaf spot gray sering salah dikenali sebagai northern leaf blight dengan 191 kesalahan, menunjukkan adanya kesamaan fitur yang membuat model bingung. Di sisi lain, northern leaf blight juga mencatat kesalahan, terutama ketika salah diidentifikasi sebagai cercospora leaf spot gray (30 kesalahan) dan kondisi sehat (17 kesalahan). Secara umum, kesalahan prediksi tidak merata di antara kategori, dengan cercospora leaf spot gray mencatat kesalahan terbanyak, diikuti oleh northern leaf blight, sedangkan common rust dan kondisi sehat memiliki jumlah kesalahan yang relatif sedikit. Hal ini menunjukkan bahwa model ini dapat diandalkan untuk mengenali common rust dan kondisi sehat, tetapi perlu perbaikan pada model atau fitur yang digunakan untuk membedakan cercospora leaf spot gray dan northern leaf blight dengan lebih baik.

Dalam klasifikasi menggunakan algoritma KNN, pengujian dilakukan pada data uji. Gambar 5 menunjukkan bahwa terdapat 1511 prediksi yang benar, yaitu 328 untuk cercospora leaf spot gray, 396 untuk common rust, 408 untuk kondisi sehat, dan 379 untuk northern leaf blight. Di samping itu, terdapat 129 prediksi yang salah, yang terdiri dari 17 untuk cercospora leaf spot gray, 8 untuk common rust, 14 untuk kondisi sehat, dan 90 untuk northern leaf blight, dari total data pengujian sebanyak 1640. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma KNN

memiliki kinerja yang cukup baik dalam mengklasifikasikan data pengujian, meskipun ada beberapa kesalahan dalam prediksi. Evaluasi ini memberikan pemahaman tentang efektivitas KNN serta area di mana akurasi model bisa ditingkatkan.

		Predicted				
		Cercospora Leaf Spot Gray	Common Rust	Healthy	Northern Leaf Blight	Σ
Actual	Cercospora Leaf Spot Gray	328	1	5	76	410
	Common Rust	1	396	0	13	410
	Healthy	1	0	408	1	410
	Northern Leaf Blight	15	7	9	379	410
Σ		345	404	422	469	1640

Gambar 5. Matriks algoritma KNN yang diterapkan pada data pengujian

Tabel 2. Hasil uji klasifikasi dengan testing data

Algoritma	Accuracy	Precision	Recall
KNN	92,1%	92,6%	92,1%

Model KNN memperlihatkan performa yang stabil di semua indikator penilaian, dengan nilai akurasi, presisi, dan recall berada di ambang lebih dari 92%. Kinerja yang stabil ini menunjukkan bahwa model dapat melakukan klasifikasi dengan baik dan seimbang. Tingginya akurasi mencerminkan efektivitas model dalam memprediksi kelas yang tepat secara umum, sedangkan tingginya presisi menunjukkan kemampuan model untuk memberikan prediksi yang benar saat mengelompokkan suatu sampel ke dalam kategori tertentu. Di samping itu, tingginya recall menunjukkan kemampuan model dalam mengenali sebagian besar sampel dari setiap kelas. Oleh karena itu, hasil evaluasi ini menegaskan bahwa model KNN merupakan alat yang dapat diandalkan dalam klasifikasi penyakit pada daun tebu.

Pencegahan Penyakit

Penggunaan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dalam penelitian ini memberikan peluang besar dalam mendeteksi berbagai jenis penyakit daun pada tanaman tebu secara dini dan akurat. Deteksi dini ini menjadi fondasi penting dalam pengambilan keputusan cepat untuk mencegah penyebaran penyakit lebih luas yang dapat merugikan petani secara ekonomi. Keunggulan utama dari pendekatan ini terletak pada kemampuannya mengenali pola dan ciri visual dari masing-masing jenis penyakit berdasarkan data pelatihan yang telah diberikan. Dengan kemampuan tersebut, sistem berbasis KNN dapat secara langsung mengklasifikasikan jenis penyakit dengan akurasi tinggi dan memberikan informasi yang relevan untuk langkah

pencegahan. Hal ini menjadikan KNN sebagai alat diagnostik modern yang dapat meningkatkan efisiensi budidaya tebu.

Informasi hasil klasifikasi oleh KNN kemudian dapat dimanfaatkan untuk merancang strategi pencegahan yang lebih tepat sasaran dan berbasis data. Misalnya, ketika model mendeteksi keberadaan penyakit *common rust* atau *northern leaf blight*, petani dapat langsung melakukan tindakan seperti penyemprotan fungisida hanya pada area terdampak, sehingga tidak perlu melakukan perlakuan menyeluruh pada seluruh lahan. Strategi ini tidak hanya menghemat biaya operasional pertanian, tetapi juga mengurangi paparan bahan kimia ke lingkungan. Selain itu, dengan mengetahui jenis penyakit secara pasti, petani juga bisa melakukan penyesuaian budidaya, seperti rotasi tanaman, penggunaan varietas tahan penyakit, atau pengaturan kelembaban mikro di lahan yang rentan terkena infeksi jamur.

Lebih jauh lagi, integrasi algoritma KNN ke dalam sistem pendukung keputusan (decision support system) dapat memperkuat sistem pertanian presisi yang berkelanjutan. Dengan adanya teknologi ini, petani tidak hanya bergantung pada pengalaman atau intuisi semata, tetapi juga dapat mengakses saran berbasis data yang lebih objektif dan akurat. Rekomendasi seperti kapan melakukan pengendalian, metode yang harus digunakan, dan estimasi risiko kerusakan bisa dipersonalisasi berdasarkan jenis penyakit yang teridentifikasi oleh KNN. Oleh karena itu, pendekatan klasifikasi penyakit menggunakan KNN bukan hanya membantu dalam aspek deteksi, tetapi juga mendukung tindakan preventif yang lebih efisien dan ramah lingkungan, serta mendukung ketahanan pertanian tebu di era digital.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dapat dimanfaatkan secara efektif dalam klasifikasi penyakit daun pada tanaman tebu melalui analisis citra daun. KNN dipilih karena kesederhanaannya dan kemampuannya melakukan klasifikasi tanpa memerlukan asumsi parametrik yang kompleks. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa algoritma ini mampu mengidentifikasi berbagai jenis penyakit daun dengan tingkat akurasi yang tinggi, menjadikannya sebagai model yang stabil dan andal untuk deteksi penyakit secara otomatis. Meskipun demikian, terdapat tantangan dalam membedakan penyakit yang memiliki kesamaan fitur visual, khususnya *Cercospora Leaf Spot Gray* dan *Northern Leaf Blight*, yang menunjukkan perlunya peningkatan pada pemrosesan fitur dan teknik klasifikasi lanjutan. Secara keseluruhan, pemanfaatan data hasil klasifikasi ini sangat penting dalam merumuskan langkah pencegahan penyakit yang lebih terarah dan efisien. Dengan mengenali jenis penyakit secara tepat, petani dapat melakukan pengendalian yang lebih spesifik, mengurangi

penggunaan pestisida berlebih, dan meningkatkan pengelolaan lahan. Oleh karena itu, integrasi algoritma KNN ke dalam sistem pendukung keputusan merupakan langkah strategis untuk mendorong pertanian tebu yang lebih presisi, ramah lingkungan, dan berkelanjutan.

Berdasarkan hasil penelitian ini, disarankan agar algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) yang digunakan untuk klasifikasi penyakit daun pada tanaman tebu terus dikembangkan dengan peningkatan kualitas fitur citra dan jumlah data pelatihan agar akurasi dalam membedakan jenis penyakit semakin tinggi, khususnya untuk kasus penyakit yang memiliki kemiripan gejala seperti *cercospora leaf spot gray* dan *northern leaf blight*. Selain itu, penerapan KNN sebaiknya diintegrasikan dalam sistem pertanian berbasis teknologi yang mudah diakses oleh petani, baik melalui aplikasi mobile maupun perangkat berbasis Internet of Things (IoT), sehingga petani dapat memperoleh informasi deteksi penyakit secara cepat dan melakukan tindakan pencegahan secara tepat. Pengembangan sistem ini juga perlu melibatkan pelatihan dan pendampingan kepada petani agar mereka mampu memanfaatkan teknologi klasifikasi penyakit secara mandiri dalam mendukung produktivitas dan keberlanjutan usaha tani mereka.

DAFTAR REFERENSI

- Afifi, W. (2022). Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Layanan Internet Pt Indosat Tbk Dengan Metode K-Nearest Neighbor (K-Nn) Dan Naive Bayes Classifier (Nbc) (Bachelor's Thesis, Fakultas Sains Dan Teknologi Uin Syarif Hidayatullah Jakarta).
- Alfredo, J., Resita, C., & Gustiawati, R. (2020). Motivasi Berprestasi Peserta Ekstrakurikuler Futsal Di Kecamatan Cikarang Selatan Kabupaten Bekasi. *Jurnal Literasi Olahraga*, 1(2). <https://doi.org/10.35706/jlo.v1i2.3961>
- Arianto, T. (2024). Realitas Budaya Masyarakat Urban. Yayasan Tri Edukasi Ilmiah.
- Asri, R. M., Hidayat, N., Fauzi, M. A., Kom, S., & Kom, M. (2016). Pemodelan System Pakar Untuk Identifikasi Penyakit Pada Tanaman Kedelai Menggunakan Metode Fuzzy K-Nearest Neighbor. S1. Universitas Brawijaya.
- Harjanti, T. W., & Himawan, H. (2021). Teknologi Pengolahan Citra Digital Untuk Ekstraksi Ciri Pada Citra Daun Untuk Identifikasi Tumbuhan Obat. *Faktor Exacta*, 14(3), 150-159. <https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v14i3.9841>
- Hendriyani, H. (2024). Kajian Makna Simbolis Ornamen Pada Interior Area Ibadah Masjid Al-Jabbar, Bandung (Doctoral Dissertation, Universitas Komputer Indonesia).
- Ikhwan, A., & Aslami, N. (2020). Implementasi Data Mining Untuk Manajemen Bantuan Sosial Menggunakan Algoritma K-Means. (Jurti) *Jurnal Teknologi Informasi*, 4(2), 208-217 <https://doi.org/10.36294/jurti.v4i2.2103>
- Irfansyah, D., Mustikasari, M., & Suroso, A. (2021). Arsitektur Convolutional Neural Network (Cnn) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan It*, 6(2), 87-92. <https://doi.org/10.30591/jpit.v6i2.2802>

- Lubis, A. A., Dewy, M. S., & Isnaini, M. (2023). Pengembangan Aplikasi Pembelajaran Algoritma Glcm Dan Knn Dalam Pengenalan Penyakit Pada Daun. *Jurnal Tik Dalam Pendidikan*, 10(2). <https://doi.org/10.24114/jtikp.v10i2.54010>
- Mustofa, M. I., Furqon, M. T., & Ratnawati, D. E. (2022). Penggunaan Metode Ekstraksi Fitur Tekstur Gray Level Co-Occurrence Matrix Dan K-Nearest Neighbor Untuk Identifikasi Jenis Penyakit Tanaman Apel. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 6(9), 4451-4458.
- Sujaini, H. (2019). Klasifikasi Citra Alat Musik Tradisional Dengan Metode K-Nearest Neighbor, Random Forest, Dan Support Vector Machine. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 9(2), 185-191. <https://doi.org/10.21456/vol9iss2pp185-191>
- Syaputra, A. (2024). Klasifikasi Penyakit Daun Pada Tebu Dengan Pendekatan Algoritma K-Nearest Neighbors, Multilayer Perceptron Dan Support Vector Machine. *Jurnal Ilmiah Informatika Global*, 15(3), 131-138. <https://doi.org/10.36982/jiig.v15i3.4856>
- Syaputra, A. (2024). Klasifikasi Penyakit Daun Pada Tebu Dengan Pendekatan Algoritma K-Nearest Neighbors, Multilayer Perceptron Dan Support Vector Machine. *Jurnal Ilmiah Informatika Global*, 15(3), 131-138. <https://doi.org/10.36982/jiig.v15i3.4856>
- Van Klinken, G. (2015). *The Making Of Middle Indonesia: Kelas Menengah Di Kota Kupang 1930an-1980an*. Yayasan Pustaka Obor Indonesia. <https://doi.org/10.1163/9789004265424>
- Wardiman, B., Fitriyani, E., Herlyani, S., Ashar, J. R., & Panga, N. J. (2024). *Pertanian Keberlanjutan*. Tohar Media.
- Yulianti S, H. (2020). *Klasifikasi Tanaman Obat Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix Dan Support Vector Machine* (Doctoral Dissertation, Universitas Komputer Indonesia).