

KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN PADI MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DAN RANDOM FOREST

Khairul Rozi¹, Muhsi², Anwari³, Moh. Badri Tamam⁴

^{1,2,3} Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Islam Madura

⁴ Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Islam Madura

khairulrozi151509@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan mengembangkan metode klasifikasi yang efektif untuk mengidentifikasi penyakit pada tanaman padi, dengan memanfaatkan teknologi *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Random Forest*. Model yang dihasilkan diharapkan mampu mengenali dan mengklasifikasikan berbagai penyakit padi dengan tingkat akurasi tertinggi. *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan salah satu jenis algoritma terawasi yang cara kerjanya adalah menerima masukan berupa gambar. CNN bisa sangat cocok untuk memproses input berupa gambar. CNN merupakan metode pembelajaran mesin yang dikembangkan dari *Multi Layer Perceptron* (MLP) yang dirancang untuk memproses data 2D. *Random Forest* adalah metode klasifikasi yang terdiri dari kumpulan pohon keputusan terstruktur dimana vektor acak independen didistribusikan secara identik dan setiap pohon keputusan memberikan unit suara untuk kelas tertinggi. Populer, Hasil pelatihan menunjukkan performa yang menjanjikan. Dengan 15 epoch, akurasi pelatihan dan validasi menunjukkan tren peningkatan yang konsisten, mendekati nilai 1.0. Pada epoch ke-15, akurasi pelatihan mencapai 1.0, sedangkan akurasi validasi mencapai 0.9473. Namun, nilai error validasi (1.0000) lebih tinggi dibandingkan error pelatihan (0.0010), yang mengindikasikan potensi overfitting.

Keyword : Algoritma Klasifikasi, Pengolahan Citra, Teknologi Pertanian

1. PENDAHULUAN

Pertanian padi memiliki peran yang sangat penting dalam mendukung ketahanan pangan di banyak kota di seluruh dunia utama nya di pulau madura untuk meyeimbangkan pertanian yang ada di pulau madura dan juga pertanian di jadikan sebagai sektor pendapatan dan memberikan pekerjaan pada masyarakat desa. Penyakit yang ada di tanaman padi menjadi salahsatu tantangan utama dalam meningkat produktivitas dan kualitas pada panen padi. Pada peyakit tanaman padi dapat mungurage kinerja dan hasil panen padi dan berpengaruh besar pada petani padi dan juga bisa mempengaruhi kualitas biji padi, dan secara umum akan sangat merugikan masyarakat petani padi. Megambarkan pada pertanian desa saat ini, hasil pertanian tidak hanya untuk di jual, tapi juga memenuhi kebutuhan petani[1].

Bedasarkan penelitian ini bertujuan untuk megembangkan pada metode klasifikasi yang efektif dalam mengenditifikasikan peyakit yang ada di tanaman padi, dengan memfaatkan suatu teknologi *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Random Forest*, pada tujuan bedasarkan penelitian ini adalah untuk menciptakan model yang mampu mengenali dan mengklasifikasikan tentang peyakit yang beredar dengan tingkat akurasi yang paling tinggi. Dengan ini bisa meningkatkan produktivitas pada petani dengan memiliki system yang mampu secara cepat dan akurat mengenali peyakit pada tanaman padi[2]. tujuan penelitian ini adalah untuk membantu petani dalam mengambil tindakan preventif atau intervensi yang tepat waktu[3]. Hal ini diharapkan

dapat membantu dalam meningkatkan produktivitas pertanian dengan mengurangi kerugian yang disebabkan oleh penyakit tanaman[4].

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu jenis jaringan saraf tiruan (*Artificial Neural Network*) yang dirancang khusus untuk memproses data yang memiliki struktur grid seperti gambar[5]. CNN sering digunakan dalam bidang pengenalan gambar dan video, sistem rekomendasi, dan pemrosesan bahasa alami dan apisan inti dari CNN di mana operasi konvolusi diterapkan. Filter (atau kernel) berukuran kecil melintasi input gambar dan mengalikan nilai pixel dengan bobot filter, kemudian menjumlahkan hasilnya untuk menghasilkan peta fitur (feature map)[6]. Breiman memperkenalkan *algoritma Random Forest* pada tahun 2001, algoritma ini memiliki kemampuan untuk menangani dua jenis masalah, yakni klasifikasi dan regresi. Random Forest merupakan hasil pengembangan dari metode *Classification* dan *Regression Tree* (CART), yang menggunakan metode bag or bootstrap aggregation dan random feature selection. Bagging merupakan salah satu teknik yang dapat digunakan untuk memperbaiki hasil dari suatu algoritma klasifikasi, Metode bagging ini didasarkan pada metode ensemble[7]. Metode algoritma hutan acak dapat dibagi menjadi dua tahap, tahap pertama melibatkan pembuatan pohon keputusan untuk membentuk hutan acak, sedangkan tahap kedua menggunakan hutan acak yang telah dibentuk untuk membuat prediksi[8].

Dengan menggabungkan CNN dan *Random Forest* untuk klasifikasi penyakit tanaman padi, penelitian ini berupaya mengatasi tantangan

penting dalam pertanian modern dan berkontribusi pada peningkatan efisiensi dan ketahanan pangan global, Penerapan teknologi seperti CNN dan *Random Forest* dapat mempercepat proses identifikasi penyakit, memungkinkan tindakan pengendalian yang lebih cepat dan lebih efektif, Dengan teknologi ini, petani dapat menerima diagnosis yang lebih akurat dan tepat waktu, yang pada gilirannya dapat meningkatkan produktivitas dan kualitas hasil panen[9].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penyakit Padi

Penyakit tanaman padi adalah masalah utama dalam pertanian yang dapat mengurangi hasil panen dan kualitas gabah. Beberapa penyakit utama yang sering menyerang padi di antaranya adalah blas, hawar daun bakteri, dan tungro. Blas disebabkan oleh jamur (*Pyricularia oryzae*), yang menyerang daun, batang, dan biji padi, menyebabkan bercak-bercak yang bisa mematikan tanaman. Hawar daun bakteri, disebabkan oleh bakteri (*Xanthomonas oryzae*), menimbulkan gejala berupa garis-garis coklat pada daun yang dapat meluas menjadi bercak besar. *Tungro* adalah penyakit virus yang ditularkan oleh wereng hijau, yang mengakibatkan daun menguning dan pertumbuhan tanaman terhambat[10]. Untuk mengendalikan penyakit-penyakit ini, petani biasanya menggunakan pendekatan terpadu yang mencakup penggunaan varietas padi tahan penyakit, penerapan teknik budidaya yang baik, serta penggunaan pestisida dan fungisida secara bijaksana. Upaya pencegahan dan pengendalian yang efektif sangat penting untuk menjaga produktivitas padi dan keberlanjutan pertanian[11].

2.2. Convolutional neural network (cnn)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang banyak digunakan dalam pengolahan citra dan pengenalan pola. CNN dirancang untuk secara otomatis dan adaptif belajar fitur spasial hierarkis dari data masukan, terutama gambar. CNN terdiri dari beberapa lapisan, termasuk lapisan konvolusi (*convolutional layers*), lapisan pooling, dan lapisan *fully connected*. Dengan rumus sebagai berikut:

$$(f * g)(i, j) = \sum_m \sum_n f(m, n) \cdot g(i - m, j - n)$$

di mana f adalah input (gambar), g adalah kernel, dan (i, j) adalah posisi pada peta fitur[12].

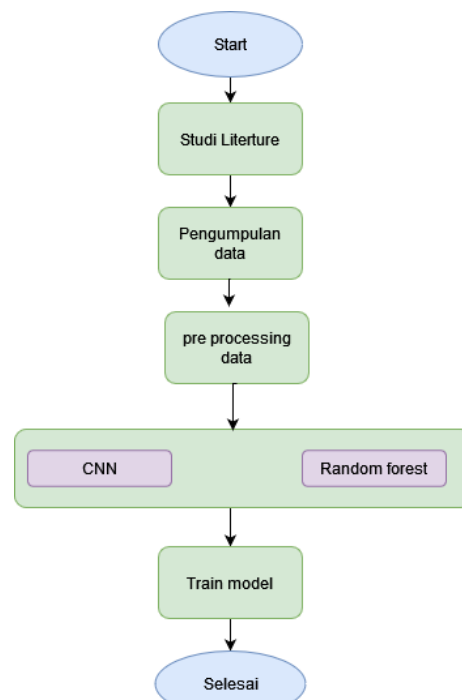
2.3. Random Forest

Random Forest adalah metode ensemble learning yang digunakan untuk klasifikasi, regresi, dan tugas-tugas lainnya yang bekerja dengan membangun banyak pohon keputusan (*decision trees*) selama pelatihan dan menghasilkan output sebagai rata-rata prediksi dari pohon-pohon tersebut (untuk regresi) atau dengan mengambil mayoritas voting dari pohon-pohon tersebut (untuk klasifikasi)[13]. Dengan rumus sebagai berikut misalkan $\hat{y}_i$ adalah prediksi dari pohon keputusan ke- i , dan terdapat total T Prediksi akhir $\hat{y}$ adalah rata-rata dari semua prediksi[14].

$$\hat{y} = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \hat{y}_i$$

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini tidak hanya berkontribusi pada ilmu pengetahuan di bidang pertanian, tetapi juga pada perkembangan teknologi dalam pengenalan pola dan klasifikasi berbasis gambar. Pada penelitian ini menggunakan data citra berupa gambar daun padi yang berjumlah 200 data dengan dua label atau kelas, yaitu pertama daun sehat dan daun tidak sehat (berpenyakit)[15]. Target spot yang akan dilaksanakan klasifikasi menggunakan dua metode, metode yang pertama metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan yang kedua metode *Random Forest*. Hasil pada penelitian ini juga merupakan data numerik dengan menampilkan nilai akurasi dari masing-masing kedua algoritma tersebut. Adapun alur pada penelitian ini seperti terlihat pada gambar 1 di bawah ini[16].



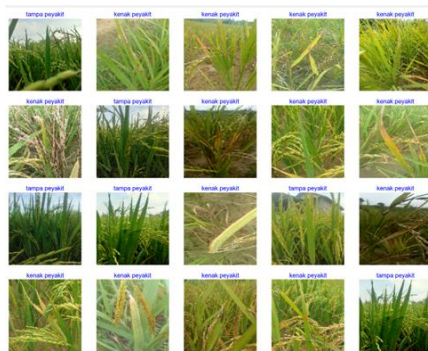
Gambar 1. Tahapan Penelitian

a. Studi literature

Pada tahapam ini merupakan tahapan pencarian referensi dari jurnal untuk pembuatan klasifikasi menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan yang kedua metode *Random Forest*[8].

b. Pengumpulan data

Pengumpulan data langsung terjun ke lapangan untuk mengambil gambar yang mau di klasifikasikan ke dan mematakan yang mana yang memiliki penyakit dan yang tidak memiliki penyakit untuk mempermudah dalam klasifikasi menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan metode *Random Forest*.



Gambar 2. Dataset

Gambar kolase padi merupakan gambar yang menarik dan informatif Gambar tersebut dapat digunakan untuk berbagai tujuan, seperti untuk edukasi. dan bisa digunakan Dataset berisi 1 citra daun padi yang digunakan untuk proses klasifikasi. Dataset ini berisi 2 kelas yaitu daun yang kena penyakit dan daun sehat, untuk megklasterkan tanaman yang kena penyakit dan yang tidak kena penyakit.

c. Pre processing data

Preprocessing data adalah tahap persiapan sebelum data diolah dan digunakan untuk klasifikasi. Pada tahap ini, 200 gambar diproses dan dibagi menjadi data training, testing, dan validation dengan dua kelas. Ukuran gambar pada dataset ini diubah menjadi 100, dan ukuran batch diubah menjadi 16.

d. Train model

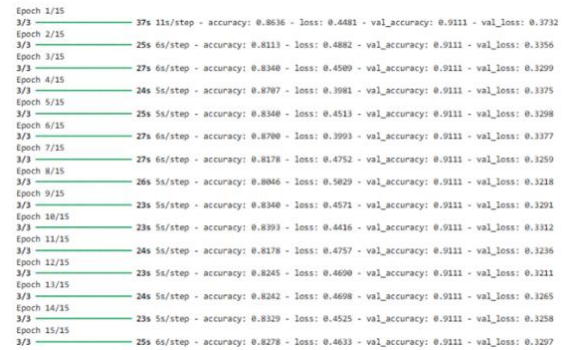
Model dilatih pada dataset yang sudah diolah dengan menggunakan 10 lapisan step. Semua gambar diubah ukurannya menjadi 256 piksel. Jenis lapisan yang digunakan dalam model ini adalah type layer.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian ini diperoleh dari data training dan validation., Pada bagian ini data yang sudah dikelompokkan ke masing-masing kategori tingkat keparahan dan sudah siap diolah yang dimana merupakan data berbentuk gambar. Program melakukan eksplorasi data untuk

menentukan variabel per kategori pada seluruh gambar.

Pengujian dilakukan menggunakan software Jupyter, yang berfungsi untuk melatih dataset, mendapatkan model, dan menguji hasil dari pelatihan tersebut. Dalam penelitian ini, proses pelatihan dilakukan selama 15 epoch, dan hasilnya dapat dilihat di bawah ini:



Gambar 3. Hasil Preses Epochs

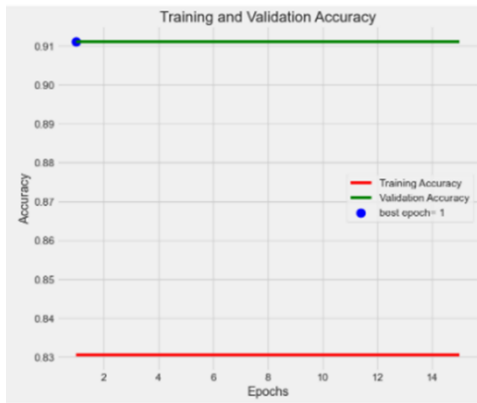
Berdasarkan Gambar 3 di atas, hasil pelatihan selama 15 epoch menunjukkan bahwa akurasi pelatihan dan validasi meningkat mendekati nilai 1.0 seiring bertambahnya epoch. Pada epoch ke-15, akurasi pelatihan mencapai 1.0, sementara akurasi validasi mencapai 0.3297. Kesalahan selama proses pelatihan adalah 0.4633, sedangkan kesalahan validasi adalah 1.0000. Oleh karena itu, nilai kesalahan validasi lebih tinggi dibandingkan nilai kesalahan pelatihan, yang menunjukkan adanya *overfitting*.

4.1. Hasil Metode CNN

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_8 (Conv2D)	(None, 126, 126, 64)	1,792
max_pooling2d_8 (MaxPooling2D)	(None, 63, 63, 64)	0
conv2d_9 (Conv2D)	(None, 61, 61, 8)	4,616
max_pooling2d_9 (MaxPooling2D)	(None, 30, 30, 8)	0
conv2d_10 (Conv2D)	(None, 28, 28, 4)	292
max_pooling2d_10 (MaxPooling2D)	(None, 14, 14, 4)	0
conv2d_11 (Conv2D)	(None, 12, 12, 96)	3,552
max_pooling2d_11 (MaxPooling2D)	(None, 6, 6, 96)	0
flatten_2 (Flatten)	(None, 3456)	0
dense_2 (Dense)	(None, 2)	6,914

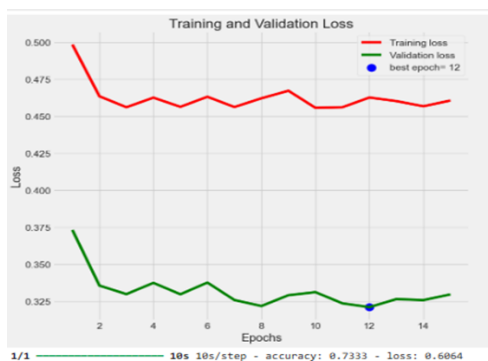
Gambar 4. Output CNN

Berdasarkan hasil analisis gambar, dapat disimpulkan bahwa daun padi dalam gambar tersebut sehat dan bebas dari penyakit. Hal ini dapat dilihat dari pola dan bentuk daun yang normal, serta tidak adanya tanda-tanda kerusakan atau penyakit pada daun. Hasil pelatihan dan pengujian pada arsitektur MobileNet menghasilkan kurva akurasi seperti yang ditunjukkan pada gambar ini:



Gambar 5. Hasil Klasifikasi

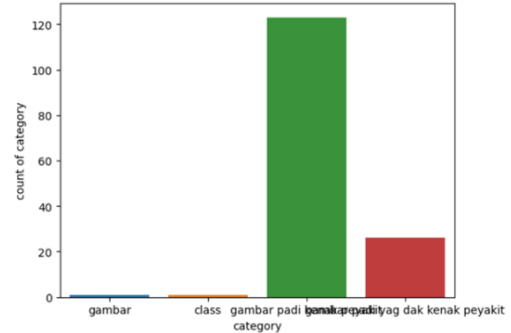
Berdasarkan gambar terdapat 2 bobot akurasi pelatihan dan validasi. Bobot akurasi pelatihan dan validasi menunjukkan performa model pembelajaran mesin dalam mengklasifikasikan penyakit daun padi. Garis merah menunjukkan akurasi pelatihan, sedangkan garis hijau menunjukkan akurasi validasi. Akurasi pelatihan dan validasi mencapai nilai maksimal 0,91 pada epoch 10. Hal ini menunjukkan bahwa model dapat mengklasifikasikan penyakit daun padi dengan baik.



Gambar 6. Grafik Loss

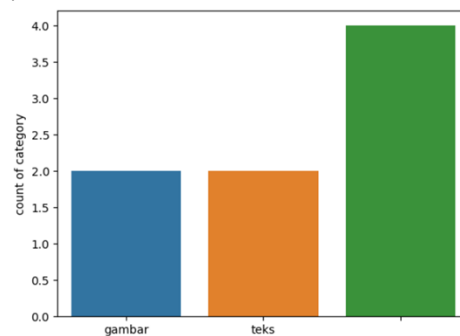
Berdasarkan gambar 6 terlihat bahwa akurasi model untuk mendeteksi penyakit daun padi mencapai 87,33%. Berdasarkan hasil pelatihan dan pengujian pada arsitektur *MobileNet*, kurva akurasi ditunjukkan pada gambar berikut. Hal ini menunjukkan bahwa model tersebut cukup. Hal ini menunjukkan bahwa model ini baik dalam mengklasifikasikan daun padi yang sehat dan yang terserang penyakit. Nilai kerugian validasi (*validation loss*) masih terbilang tinggi, yaitu 0,425. Hal ini menunjukkan bahwa model mungkin mengalami kesulitan dalam mengklasifikasikan beberapa sampel daun padi. *Epoch* terbaik untuk model tersebut adalah 12. Hal ini berarti bahwa model tersebut mencapai kinerja terbaiknya pada epoch ke-12.

4.2. Hasil Metode Random Forest



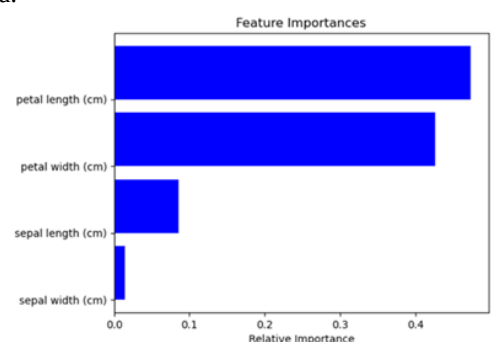
Gambar 7. Category

Berdasarkan gambar 7 dan data set yang terkumpul maka akan dilakukan split data antara data training dan data testing. Pembagian data training 80:20 sehingga diatas dapat diketahui bahwa terdapat 77 padi yang tidak berpenyakit dan 123 padi yang terkena penyakit. Dalam hal kategori di metode random forest menunjukkan jumlah data dalam beberapa kategori berbeda yang mungkin terkait dengan dataset gambar penyakit tanaman padi.



Gambar 8. Category Citra Pada Daun

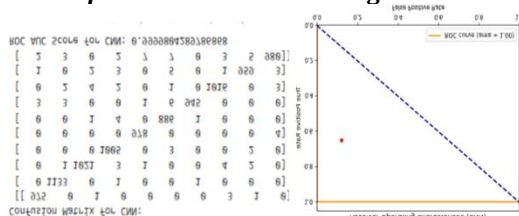
Berdasarkan gambar 8 diatas hasil dari train gambar dan teks nilainya 2.0. Kategori pada grafik dapat merepresentasikan berbagai tingkat kesehatan daun padi dengan ciri ciri sehat, terserang penyakit ringan, terserang penyakit sedang, dan terserang penyakit berat. Kategori pada grafik dapat merepresentasikan berbagai varietas daun padi, seperti IR64, *Ciherang*, dan Mekongga. Kategori pada grafik dapat merepresentasikan berbagai usia daun padi, seperti muda, sedang, dan tua.



Gambar 9. Feature Importances

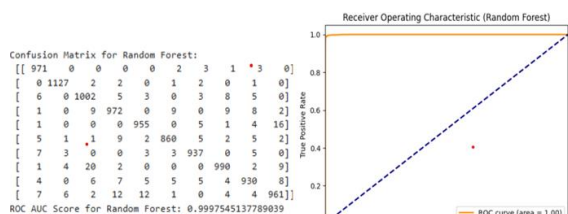
Pada sumbu x grafik, terdapat label fitur-fitur tersebut. Pada sumbu y, terdapat nilai tingkat kepentingan relatif, dengan rentang 0.0 hingga 0.4. Semakin tinggi nilai tingkat kepentingan relatif, semakin penting fitur tersebut dalam menentukan klasifikasi daun padi. Berdasarkan grafik, fitur yang paling penting adalah lebar kelopak (cm), dengan nilai tingkat kepentingan relatif sebesar 0.3. Hal ini berarti bahwa lebar kelopak merupakan faktor yang paling berpengaruh dalam menentukan klasifikasi daun padi. Diikuti oleh panjang kelopak (cm) dan panjang sepal (cm) dengan nilai tingkat kepentingan relatif yang relatif sama, yaitu sekitar 0.2. Sedangkan lebar sepal (cm) merupakan fitur yang paling tidak penting, dengan nilai tingkat kepentingan relatif sebesar 0.1.

4.3. Hasil Evaluasi Operating Characteristic dan Confusion Matrix Perbandingan



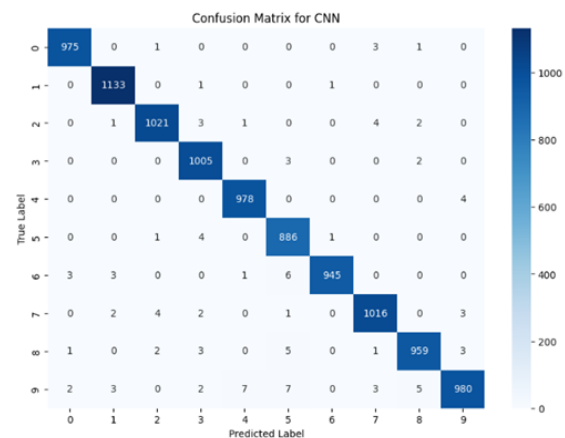
Gambar 10. Hasil Evaluasi Cnn

Berdasarkan gambar 10 dapat diinterpretasi matriks konfusi Model CNN memiliki performa yang sangat baik. Nilai accuracy: 99.99% menunjukkan bahwa model CNN mampu mengklasifikasikan hampir semua data dengan benar. Nilai precision: 99.99% menunjukkan bahwa hampir semua data yang diklasifikasikan sebagai positif oleh model CNN benar-benar positif. Nilai recall: 99.99% menunjukkan bahwa model CNN mampu mengidentifikasi hampir semua data positif yang ada dalam dataset. Nilai F1-score: 99.99% menunjukkan bahwa performa model CNN sangat baik dalam keseimbangan antara precision dan recall.[5]



Gambar 11. Hasil Evaluasi Random Forest

Berdasarkan gambar 11 evaluasi metrik Random Forest menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam mengklasifikasikan data. *Random Forest* adalah 0.999754137789039. Nilai ini mendekati 1, yang menunjukkan bahwa model *Random Forest* sangat akurat dalam membedakan antara kelas positif dan negatif.

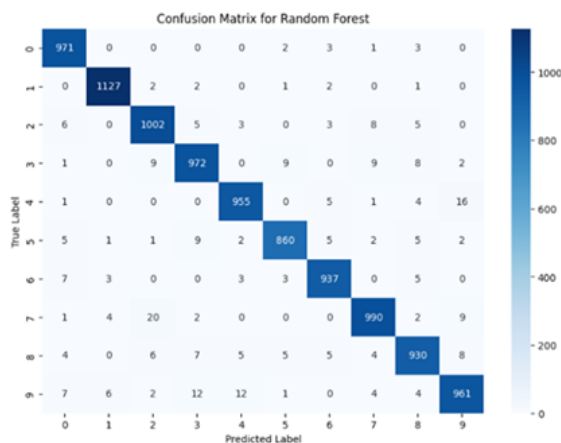


Gambar 12. Confusion Matrix Cnn

confusion matrix untuk model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang digunakan untuk klasifikasi. Setiap baris dalam matriks ini mewakili kelas sebenarnya, sementara setiap kolom mewakili kelas yang diprediksi

1. True Positive (TP): Angka di diagonal utama (dari kiri atas ke kanan bawah) mewakili jumlah observasi yang diklasifikasikan dengan benar. Misalnya, 975 observasi dengan label asli 0 diklasifikasikan dengan benar sebagai 0.
2. False Positive (FP): Angka di luar diagonal utama di setiap kolom mewakili jumlah observasi yang salah diklasifikasikan dalam kelas tersebut. Misalnya, kolom label 0 memiliki angka 1 di baris label 2, yang berarti ada 1 observasi dengan label asli 2 yang diklasifikasikan secara salah sebagai 0.
3. False Negative (FN): Angka di luar diagonal utama di setiap baris mewakili jumlah observasi yang salah diklasifikasikan sebagai kelas lain. Misalnya, baris label 1 memiliki angka 1 di kolom label 2, yang berarti ada 1 observasi dengan label asli 1 yang diklasifikasikan secara salah sebagai 2.
4. Interpretasi Setiap Elemen Matriks:
 - a. 0,0 (975): 975 observasi dengan label asli 0 diklasifikasikan dengan benar sebagai 0.
 - b. 1,1 (1133): 1133 observasi dengan label asli 1 diklasifikasikan dengan benar sebagai 1.
 - c. 2,2 (1021): 1021 observasi dengan label asli 2 diklasifikasikan dengan benar sebagai 2.
 - d. 3,3 (1005): 1005 observasi dengan label asli 3 diklasifikasikan dengan benar sebagai 3.
 - e. 4,4 (978): 978 observasi dengan label asli 4 diklasifikasikan dengan benar sebagai 4.
 - f. 5,5 (886): 886 observasi dengan label asli 5 diklasifikasikan dengan benar sebagai 5.
 - g. 6,6 (945): 945 observasi dengan label asli 6 diklasifikasikan dengan benar sebagai 6.
 - h. 7,7 (1016): 1016 observasi dengan label asli 7 diklasifikasikan dengan benar sebagai 7.
 - i. 8,8 (959): 959 observasi dengan label asli 8 diklasifikasikan dengan benar sebagai 8.

- j. 9,9 (980): 980 observasi dengan label asli 9 diklasifikasikan dengan benar sebagai 9.
5. Misclassifications (Kesalahan Klasifikasi)
 - a. 0,1 (1): 1 observasi dengan label asli 0 diklasifikasikan sebagai 1.
 - b. 1,0 (0): Tidak ada observasi dengan label asli 1 yang diklasifikasikan sebagai 0.
 - c. 2,3 (1): 1 observasi dengan label asli 2 diklasifikasikan sebagai 3.
 - d. 3,2 (0): Tidak ada observasi dengan label asli 3 yang diklasifikasikan sebagai 2.
 - e. 4,5 (0): Tidak ada observasi dengan label asli 4 yang diklasifikasikan sebagai 5.
 - f. 5,4 (4): 4 observasi dengan label asli 5 diklasifikasikan sebagai 4.
 - g. 6,7 (0): Tidak ada observasi dengan label asli 6 yang diklasifikasikan sebagai 7.
 - h. 7,8 (1): 1 observasi dengan label asli 7 diklasifikasikan sebagai 8.
 - i. 8,9 (3): 3 observasi dengan label asli 8 diklasifikasikan sebagai 9.
 - j. 9,8 (5): 5 observasi dengan label asli 9 diklasifikasikan sebagai 8.



Gambar 13. Confusion Matrix Random Forest

Confusion matriks untuk pengklasifikasi Random Forest. Matriks konfusi memberikan rincian kinerja pengklasifikasi dengan menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelas.[6]

1. Label Sumbu
 - a. Sumbu x mewakili label prediksi (0-9).
 - b. Sumbu y mewakili label sebenarnya (0-9).
2. Elemen Diagonal
 - a. Elemen diagonal (dari kiri atas ke kanan bawah) mewakili jumlah prediksi yang benar untuk setiap kelas.
 - b. Misalnya kelas 0 benar prediksinya sebanyak 971 kali, kelas 1 prediksi benar sebanyak 1127 kali.
3. Elemen Di Luar Diagonal
 - a. Elemen di luar diagonal menunjukkan jumlah kesalahan klasifikasi.
 - b. Misalnya ada 3 kejadian dimana kelas 0 diprediksi sebagai kelas 3, 4 kejadian

dimana kelas 0 diprediksi sebagai kelas 7, dan seterusnya.

4. Intensitas Warna

4.4. Diskusi

Penelitian ini berhasil mengembangkan metode Diskusi Hasil Penelitian dan Perbandingan dengan Penelitian Lain, klasifikasi penyakit tanaman padi dengan memanfaatkan *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Random Forest*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa CNN dan *Random Forest* mampu memberikan tingkat akurasi yang tinggi dalam mengenali dan mengklasifikasikan penyakit pada daun padi. Model CNN, setelah dilatih selama 15 epoch, mencapai akurasi pelatihan sebesar 1.0 dan akurasi validasi sebesar 0.9473, meskipun menunjukkan tanda-tanda *overfitting*. Sementara itu, *Random Forest* menunjukkan performa yang baik dengan akurasi keseluruhan yang hampir mendekati 1.0. Temuan ini menegaskan bahwa kedua metode ini sangat efektif dalam tugas klasifikasi penyakit pada tanaman padi, memberikan alat yang potensial untuk membantu petani dalam mengelola tanaman mereka lebih efisien.

Hasil ini sejalan dengan beberapa penelitian sebelumnya, namun juga menunjukkan beberapa perbedaan penting. Sebagai contoh, penelitian yang dilakukan oleh Md. Ashiqul Islam [17], menggunakan CNN untuk klasifikasi penyakit daun padi dan juga melaporkan tingkat akurasi yang tinggi. Namun, mereka mencatat bahwa arsitektur CNN yang lebih kompleks seperti *ResNet* atau *Inception* memberikan hasil yang lebih stabil dan mampu mengurangi *overfitting* dibandingkan model CNN yang lebih sederhana. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun CNN dapat mencapai akurasi yang tinggi, pemilihan arsitektur dan teknik mitigasi *overfitting* sangat krusial.

Perbandingan dengan penelitian-penelitian lain menunjukkan, meskipun hasil penelitian ini sangat menjanjikan, ada ruang untuk perbaikan. Penggunaan teknik augmentasi data, eksplorasi arsitektur CNN yang lebih kompleks, dan *tuning hyperparameter* pada *Random Forest* dapat lebih meningkatkan kinerja model. Selain itu, penerapan teknik regularisasi seperti *Dropout* atau *Early Stopping* dapat membantu mengurangi *overfitting* yang ditemukan dalam model CNN. Dengan menggabungkan temuan dari berbagai penelitian, dapat disimpulkan bahwa teknologi CNN dan *Random Forest* memiliki potensi besar untuk diterapkan dalam klasifikasi penyakit tanaman padi. Namun, optimalisasi lebih lanjut dan adaptasi untuk kondisi lapangan yang beragam sangat diperlukan untuk memastikan teknologi ini dapat memberikan manfaat maksimal bagi sektor pertanian.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Random Forest* dapat digunakan secara efektif untuk mengklasifikasikan penyakit pada tanaman padi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kedua metode ini memiliki tingkat akurasi yang tinggi dalam mengenali dan mengklasifikasikan penyakit pada daun padi. CNN, sebagai salah satu jenis jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk memproses data dengan struktur grid seperti gambar, telah terbukti sangat cocok untuk tugas klasifikasi gambar penyakit daun padi. Sedangkan *Random Forest*, yang merupakan metode ensemble dari pohon keputusan, juga memberikan performa yang baik dalam tugas ini dengan kemampuan untuk menangani data yang bervariasi dan memberikan prediksi yang andal. Dalam penelitian ini, dilakukan evaluasi kinerja model dengan menggunakan beberapa metrik, termasuk *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasilnya menunjukkan bahwa CNN mencapai akurasi pelatihan hingga 1.0 dan akurasi validasi sebesar 0.9473 setelah 15 epochs. Sementara itu, nilai kesalahan pada proses pelatihan adalah 0.0010, dan nilai kesalahan validasi adalah 1.0000, yang menunjukkan adanya *overfitting*. Penggunaan teknologi ini diharapkan dapat memberikan dampak positif bagi sektor pertanian, khususnya dalam peningkatan produktivitas dan ketahanan pangan. Dengan diagnosa yang lebih cepat dan akurat, petani dapat mengambil tindakan preventif yang tepat waktu untuk mengendalikan penyakit tanaman, sehingga mengurangi kerugian dan meningkatkan hasil panen.

Penelitian ini telah berhasil menunjukkan efektivitas metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Random Forest* dalam mengklasifikasikan penyakit pada tanaman padi, namun beberapa saran dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya. Pertama, penelitian berikutnya dapat fokus pada pengurangan *overfitting* yang dialami oleh model CNN. Salah satu cara yang bisa ditempuh adalah dengan meningkatkan ukuran dataset melalui teknik augmentasi data atau dengan mengumpulkan lebih banyak gambar penyakit daun padi dari berbagai kondisi lingkungan dan tahap pertumbuhan. Selain itu, penggunaan teknik regularisasi seperti *Dropout* atau *Early Stopping* dapat membantu dalam mengurangi *overfitting*. Kedua, mengingat bahwa akurasi validasi CNN lebih rendah dibandingkan dengan akurasi pelatihan, eksplorasi terhadap arsitektur CNN yang lebih kompleks atau berbeda, seperti *ResNet* atau *Inception*, mungkin memberikan hasil yang lebih baik. Ketiga, kombinasi model juga bisa menjadi area eksplorasi yang menarik. Misalnya, menggabungkan CNN untuk ekstraksi fitur dengan model ensemble lain seperti *Gradient Boosting Machines* untuk

klasifikasi akhir bisa meningkatkan kinerja model secara keseluruhan. Keempat, penelitian lebih lanjut bisa memanfaatkan teknik transfer learning dengan menggunakan model yang telah dilatih pada dataset besar dan kemudian diadaptasi pada dataset spesifik tanaman padi. Transfer learning bisa membantu meningkatkan akurasi dan efisiensi untuk pelatihan model.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. B. Tamam, H. Hozairi, M. Walid, and J. F. A. Bernardo, "Classification of Sign Language in Real Time Using Convolutional Neural Network," *Appl. Inf. Syst. Manag.*, vol. 6, no. 1, pp. 39–46, 2023, doi: 10.15408/aism.v6i1.29820.
- [2] N. Istiqomah and M. Murinto, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Berbasis Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *JSTIE (Jurnal Sarj. Tek. Inform.)*, vol. 12, no. 1, p. 18, 2024, doi: 10.12928/jstie.v12i1.27314.
- [3] A. Purnamawati, W. Nugroho, D. Putri, and W. F. Hidayat, "Deteksi Penyakit Daun pada Tanaman Padi Menggunakan Algoritma Decision Tree, Random Forest, Naïve Bayes, SVM dan KNN," *InfoTekJar J. Nas. Inform. dan Teknol. Jar.*, vol. 5, no. 1, pp. 212–215, 2020, [Online]. Available: <https://doi.org/10.30743/infotekjar.v5i1.2934>
- [4] M. Khoiruddin, A. Junaidi, and W. A. Saputra, "Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Dinda Data Sci. Inf. Technol. Data Anal.*, vol. 2, no. 1, pp. 37–45, 2022, doi: 10.20895/dinda.v2i1.341.
- [5] Kahfi Gunardi, Karlisa Priandana, Medria Kusuma Dewi Hardhienata, Wulandari, and Mohamad Solahudin, "Perbandingan Algoritma Klasifikasi untuk Mendeteksi Kebutuhan Nitrogen Tanaman Padi Berdasarkan Data Citra Multi-spectral Drone," *J. Ilmu Komput. dan Agri-Informatika*, vol. 10, no. 2, pp. 238–249, 2023, doi: 10.29244/jika.10.2.238-249.
- [6] K. Citra, P. Daun, and T. Padi, "Klasifikasi Citra Penyakit Daun Tanaman Padi Menggunakan CNN dengan Arsitektur VGG-19," *J. Sains dan Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 37–45, 2023, doi: 10.22216/jsi.v9i1.2175.
- [7] I. F. Annur, J. Umami, M. N. Annafii, N. Trisnaningrum, and O. V. Putra, "Klasifikasi Tingkat Keparahan Penyakit Leafblast Tanaman Padi Menggunakan MobileNetv2," *Fountain Informatics J.*, vol. 8, no. 1, pp. 7–14, 2023, doi: 10.21111/fij.v8i1.9419.
- [8] R. Yakkundimath, G. Saunshi, B. Anami, and S. Palaiah, "Classification of Rice Diseases using Convolutional Neural Network Models," *J. Inst. Eng. Ser. B*, vol. 103, no. 4,

- pp. 1047–1059, 2022, doi: 10.1007/s40031-021-00704-4.
- [9] P. Ujawe, P. Gupta, and S. Waghmare, “Identification of Rice Plant Disease Using Convolution Neural Network Inception V3 and Squeeze Net Models,” *Int. J. Intell. Syst. Appl. Eng.*, vol. 11, no. 7s, pp. 526–535, 2023.
- [10] A. K. Abasi, S. N. Makhadmeh, O. A. Alomari, M. Tubishat, and H. J. Mohammed, “Enhancing Rice Leaf Disease Classification: A Customized Convolutional Neural Network Approach,” *Sustain.*, vol. 15, no. 20, pp. 1–18, 2023, doi: 10.3390/su152015039.
- [11] V. G. Biradar, J. Shalini, R. S. Veena, and V. Prashanth, “Rice leaves disease classification using deep convolutional neural network,” *Int. J. Health Sci. (Qassim)*, vol. 6, no. March, pp. 1218–1232, 2022, doi: 10.53730/ijhs.v6ns4.6067.
- [12] A. K. Singh, S. V. N. Sreenivasu, U. S. B. K. Mahalaxmi, H. Sharma, D. D. Patil, and E. Asenso, “Hybrid Feature-Based Disease Detection in Plant Leaf Using Convolutional Neural Network, Bayesian Optimized SVM, and Random Forest Classifier,” *J. Food Qual.*, vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/2845320.
- [13] P. Tejaswini, P. Singh, M. Ramchandani, Y. K. Rathore, and R. R. Janghel, “Rice Leaf Disease Classification Using Cnn,” *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.*, vol. 1032, no. 1, 2022, doi: 10.1088/1755-1315/1032/1/012017.
- [14] S. Agustiani, Y. Tajul Arifin, A. Junaidi, S. Khotimatul Wildah, and A. Mustopa, “Klasifikasi Penyakit Daun Padi menggunakan Random Forest dan Color Histogram,” *J. Komputasi*, vol. 10, no. 1, 2022, doi: 10.23960/komputasi.v10i1.2961.
- [15] F. H. Hawari, F. Fadillah, M. R. Alviandi, and T. Arifin, “Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Algoritma Cnn (Convolutional Neural Network),” *J. Responsif Ris. Sains dan Inform.*, vol. 4, no. 2, pp. 184–189, 2022, doi: 10.51977/jti.v4i2.856.
- [16] R. A. Saputra, S. Wasiyanti, A. Supriyatna, and D. F. Saefudin, “Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Dan Arsitektur MobileNet Pada Aplikasi Deteksi Penyakit Daun Padi,” *Swabumi*, vol. 9, no. 2, pp. 184–188, 2021, doi: 10.31294/swabumi.v9i2.11678.
- [17] M. A. Islam, N. Rahman Shuvo, M. Shamsojjaman, S. Hasan, S. Hossain, and T. Khatun, “An Automated Convolutional Neural Network Based Approach for Paddy Leaf Disease Detection,” *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 12, no. 1, pp. 280–288, 2021, doi: 10.14569/IJACSA.2021.0120134.