



ISSN : 2339 - 1871

BETRIK

BESEMAH TEKNOLOGI INFORMASI & KOMPUTER

Editor Office : Pusat Penelitian & Pengabdian Pada Masyarakat
(PPPM) ITPA

Phone : 0857-9716-9578

email : betriktpa@itpa.ac.id

Klasifikasi Jenis Rempah-Rempah Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)*

Lukman¹, FaridWajidi², Ismaun Rusman³

Teknik, Teknik Informatika, Universitas Sulawesi Barat, Majene, Indonesia^{1,2}

Sur-el :* lukmanumanganlar@gmail.com¹, faridwajidi008@gmail.com²,
maunkalmaliki@unsulbar.ac.id

Penulis korespondensi : Lukman, lukmanumanganlar@gmail.com

Abstrak: Rempah-rempah memainkan peran krusial dalam kehidupan masyarakat Indonesia, di mana bahan-bahan ini dimanfaatkan sebagai penyedap rasa, pewarna alami, pengawet, serta bahan utama dalam pengobatan tradisional. Meskipun demikian, sebagian besar masyarakat masih menghadapi kesulitan dalam membedakan berbagai jenis rempah akibat kemiripan morfologi antar kelompok, seperti yang terlihat pada jahe, kunyit, lengkuas, kencur, temulawak, dan jahe merah. Penelitian ini dirancang untuk melakukan klasifikasi terhadap enam jenis rempah tersebut dengan memanfaatkan metode Convolutional Neural Network (CNN). Dataset yang dipergunakan terdiri dari 600 citra rempah, di mana setiap kelas mencakup 100 citra, kemudian dibagi menjadi data pelatihan (80%) dan data pengujian (20%). Proses penelitian meliputi pengumpulan dataset, tahap pra-pemrosesan yang melibatkan penskalaan ulang citra menjadi dimensi 46x46 piksel, pembagian data, pelatihan model CNN, serta evaluasi kinerja melalui matriks kebingungan (confusion matrix). Hasil penelitian mengindikasikan bahwa model CNN berhasil mengenali kelas jahe dan jahe merah dengan tingkat akurasi yang tinggi, sedangkan pada kelas kencur, kunyit, dan temulawak masih terjadi kesalahan klasifikasi yang disebabkan oleh kemiripan visual antar rempah. Secara keseluruhan, pendekatan CNN terbukti efektif dalam klasifikasi rempah-rempah, walaupun diperlukan peningkatan lebih lanjut pada kelas tertentu guna mencapai hasil yang lebih optimal dan akurat.

Kata Kunci : Algoritma CNN, Jenis Rempah, Klasifikasi, Pengolahan Citra, Rempah-Rempah

Abstract: Spices play a crucial role in the lives of Indonesian people, where these ingredients are utilized as flavor enhancers, natural dyes, preservatives, and primary components in traditional medicine. Nevertheless, a significant portion of the population still encounters difficulties in distinguishing various types of spices due to morphological similarities between groups, as observed in ginger, turmeric, galangal, lesser galangal, Java ginger, and red ginger. This research is designed to classify these six types of spices using the Convolutional Neural Network (CNN) method. The dataset employed consists of 600 spice images, with each class comprising 100 images, subsequently divided into training data (80%) and testing data (20%). The research process encompasses dataset collection, the pre-processing stage involving resizing images to 46x46 pixels, data division, CNN model training, and performance evaluation through the confusion matrix. The results indicate that the CNN model successfully recognizes the ginger and red ginger classes with high accuracy, whereas in the classes of lesser galangal, turmeric, and Java ginger, classification errors persist due to visual similarities between spices. Overall, the CNN approach proves effective for spice classification, although further enhancements are required in specific classes to achieve more optimal and accurate outcomes.

Received: 17-10-2025 | Accepted: 07-11-2025 | Published Online: 30-12-2026

All author: Lukman, Farid Wajidi

Keywords: *Algorithm CNN, Types of Spices, Classification, Image Processing, Spices*

1. PENDAHULUAN

Rempah-rempah adalah salah satu kelompok tumbuhan yang banyak dijumpai di wilayah Indonesia dan menawarkan manfaat yang beragam dalam penggunaan sehari-hari oleh masyarakat. Komponen rempah-rempah diperoleh dari berbagai bagian tanaman, seperti batang, daun, kulit kayu, akar, biji, bunga, serta elemen lain dari struktur tumbuhan. Aroma yang dihasilkan rempah-rempah bersifat sangat intens dan kuat, sehingga rempah-rempah ini sering dimanfaatkan dalam jumlah yang bervariasi, baik dalam skala yang kecil kecil maupun besar sebagai penambah rasa, pewarna, pengawet makanan, serta bahan untuk obat tradisional (Loudji Zamico Pratama, 2023).

Rempah didefinisikan sebagai bahan aromatik yang berasal dari tumbuhan dan dimanfaatkan dalam kegiatan memasak serta sektor kesehatan. Secara umum, rempah dapat dikategorikan menjadi dua jenis utama, yakni rempah basah seperti kunyit, jahe, kencur, dan berbagai jenis bawang serta rempah kering seperti jinten, lada, kemiri, dan ketumbar, yang biasanya berfungsi sebagai penambah rasa pada masakan untuk meningkatkan kualitas aroma makanan, sekaligus dapat dimanfaatkan sebagai bahan baku dalam formulasi obat-obatan. Dalam beberapa konteks, sebagian individu belum memiliki pemahaman yang komprehensif mengenai klasifikasi rempah, seringkali menggantikannya dengan istilah "bumbu" yang lebih umum digunakan. Fenomena tersebut umumnya disebabkan oleh kurangnya penelitian yang komprehensif terhadap rempah-rempah, serta keberadaan kemiripan dalam bentuk dan struktur fisik antar berbagai jenis rempah, sebagaimana yang dapat diamati pada lengkuas, jahe, dan kunyit. Hingga kini, sebagian besar individu menghadapi kesulitan dalam membedakan jenis rempah yang sering dimanfaatkan, yang merupakan aspek krusial yang perlu dipahami, terutama oleh masyarakat yang memiliki ketertarikan di bidang kuliner atau pengolahan makanan, serta sebagai pengetahuan fundamental bagi para ibu rumah tangga (Hizaz Zakaria Yahya, 2023).

Seiring dengan perkembangan waktu, masyarakat Indonesia semakin menikmati kemajuan teknologi dan pengetahuan, meskipun hal ini tidak selalu selaras dengan pemahaman budaya nasional. Fenomena ini telah mengakibatkan banyak aspek budaya Indonesia yang mulai terlupakan, termasuk pengetahuan mengenai rempah-rempah yang menjadi bagian integral dari warisan budaya negara ini. Masyarakat cenderung memilih rempah instan karena dianggap lebih efisien dan praktis dibandingkan dengan penggunaan rempah asli. Penggunaan rempah instan ini telah menimbulkan kekurangan pemahaman terkait bentuk dan nama rempah. Berdasarkan hasil survei yang dilakukan oleh Alvin Eka Putra et al. (2023), yang melibatkan 100 responden untuk mengidentifikasi lima jenis rempah asli Indonesia, hanya 31% responden yang berhasil menebak lebih dari tiga jenis dengan akurat. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa tingkat pengetahuan masyarakat mengenai jenis rempah masih relatif rendah.

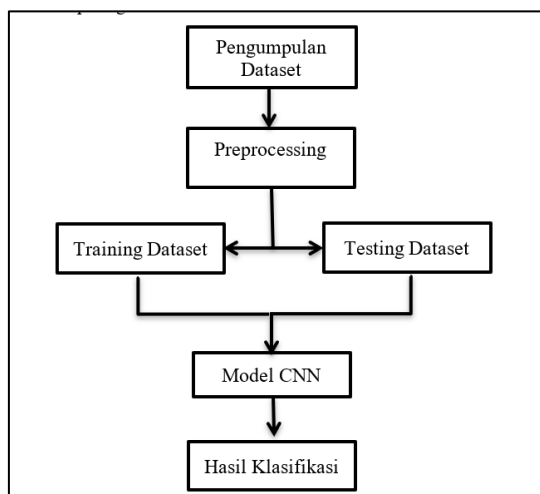
Mengenai kesulitan dalam membedakan jenis rempah, solusi dapat dicari melalui penerapan teknologi informasi di bidang pemrosesan gambar. Pemrosesan gambar ini memungkinkan pengenalan

serta klasifikasi data yang berbentuk visual. Dalam proses tersebut, rempah dapat dibedakan berdasarkan karakteristik bentuknya melalui analisis gambar yang diperoleh. Pengolahan citra telah dikenal secara luas dan terbukti efektif dalam berbagai aplikasi untuk identifikasi maupun klasifikasi objek, seperti klasifikasi jenis hewan di kebun binatang dan klasifikasi jenis penyakit kanker. Dalam proses pengolahan citra, diperlukan model yang mampu mendukung pelaksanaan klasifikasi bumbu dengan tepat dan akurat, Model yang diusulkan dalam penelitian ini adalah Model Deep Neural Network yang mengimplementasikan algoritma Convolutional Neural Network. Model ini telah secara luas diaplikasikan dan terbukti menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi, sebagaimana ditunjukkan dalam penelitian yang melakukan klasifikasi citra rempah-rempah menggunakan algoritma yang sama, dengan hasil akurasi mencapai 97,56% (Pratama, 2023). Berdasarkan uraian tersebut, penulis bermaksud untuk mengadopsi judul dari jurnal ini yaitu “Klasifikasi Jenis Rempah-rempah Menggunakan Metode Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)”.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Tahap Penelitian ini menerapkan algoritma Convolutional Neural Network (CNN), yang mencakup serangkaian tahap utama yaitu pengumpulan dataset, pra-pemrosesan dataset, pelatihan dataset menggunakan model CNN, pengujian dataset pada model tersebut, serta perhitungan hasil dari CNN, dengan tujuan utama untuk memperoleh hasil klasifikasi jenis rempah-rempah. Selanjutnya, model rancangan sistem akan diuraikan pada gambar 1.









Gambar 1. Model Rancangan sistem

2.2 Pengumpulan Dataset

Pengumpulan dataset pada penelitian ini dibuat melalui proses pengambilan data dari internet, khususnya dengan mengunduh dataset yang tersedia pada situs web Kaggle. Objek penelitian diklasifikasikan ke dalam enam kelas, yang mencakup total 600 data citra rempah, di

mana setiap kelas terdiri dari 100 data citra. Sebagai ilustrasi, beberapa contoh gambar dari database objek penelitian ini disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset

Citra	Nama Rempah	Jumlah
	Jahe	100 Citra
	Kunyit	100 Citra
	Lengkuas	100 Citra
	Kencur	100 Citra
	Temulawak	100 Citra
	Jahe Merah	100 Citra

2.3 Preprocessing Data

2.3.1 Hapus Background

Penghapusan background merupakan proses untuk menghilangkan bagian latar belakang yang tidak diperlukan sehingga hanya objek utama dalam hal ini rempah-rempah yang tampil secara jelas. Latar belakang yang beragam dapat menimbulkan noise visual dan mengurangi akurasi model dalam mengenali fitur penting. Dengan menghapus background, citra menjadi lebih bersih dan fokus pada bentuk, tekstur, serta karakteristik objek. Proses ini umumnya dilakukan menggunakan teknik segmentasi, seperti thresholding warna atau metode pemisahan objek-background lainnya, sehingga CNN dapat belajar dari citra yang lebih terstruktur dan konsisten.

2.3.2 Resize

Proses resize citra merupakan langkah untuk mengubah ukuran piksel pada citra digital. Citra yang diperoleh dari mesin pencari Google biasanya memiliki variasi ukuran. Dalam penelitian ini, citra dengan dimensi 150x150 piksel yang digunakan. Citra yang telah diubah ukurannya kemudian direpresentasikan secara numerik dalam bentuk matriks. Akibatnya, sebuah citra digital diubah menjadi tiga matriks, yang masing-masing sesuai dengan kanal warna merah, hijau, dan biru, dengan ukuran 150x150.

2.3.3 Membuat Data Training dan Data Testing

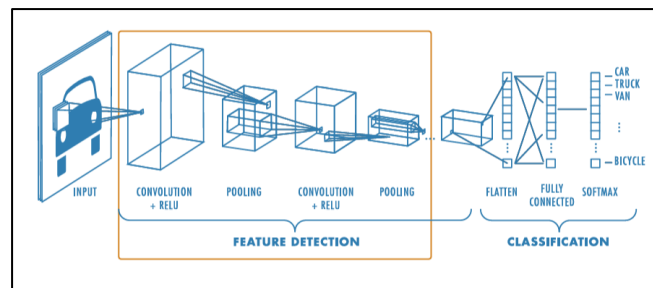
Pada tahap ini, dataset terbagi menjadi dua data yaitu data latih dan data uji dengan proporsi 80:20. Setiap kategori terdiri dari 100 citra, dan proses pembagian dilakukan secara berurutan mulai dari citra pertama. Secara spesifik, untuk setiap kategori, citra yang berada pada urutan 1 hingga 80 ditetapkan sebagai data latih, sedangkan citra pada urutan 81 hingga 100 ditetapkan sebagai data uji.

2.3.4 Augmentasi Data

Proses ini bertujuan untuk memperbaiki kualitas gambar dan meningkatkan keragaman data agar model dapat belajar dengan baik.

2.4 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan algoritma dalam deep learning yang dianggap sebagai perkembangan lanjutan dari Artificial Neural Networks (ANN) (Nugroho et al., 2020). CNN memanfaatkan data input dalam format dua dimensi secara penuh, seperti sinyal. Pendekatan ini mengurangi jumlah parameter menjadi lebih kecil, sehingga menyederhanakan dan mempercepat proses pelatihan data. CNN umumnya menggunakan struktur model yang serupa dengan MLP, yang terdiri dari berbagai lapisan konvolusi, lapisan sub-sampling (pooling), dan biasanya ditutupi dengan lapisan fully connected layer (Ilham & Wibisono, 2023).

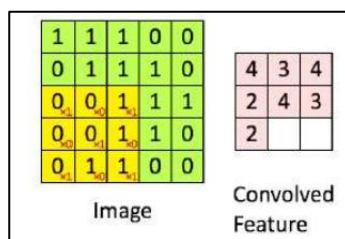


Gambar 2. Arsitektur CNN

2.5 Layer Pada Convolutional Layer

2.5.1 Convolutional Layer

Lapisan konvolusional menjalankan operasi konvolusi pada keluaran dari lapisan sebelumnya, sebagai elemen pokok yang membentuk dasar jaringan saraf konvolusional (CNN). Dari sudut pandang matematis, konvolusi merujuk pada prosedur penerapan satu fungsi terhadap hasil keluaran fungsi lain secara berulang. Dalam konteks pengolahan citra, operasi ini melibatkan penerapan kernel (sebagaimana diilustrasikan oleh kotak kuning) terhadap citra pada seluruh posisi offset yang memungkinkan, sesuai dengan yang ditampilkan dalam Gambar 2.2. Citra secara keseluruhan, yang direpresentasikan oleh kotak hijau, berfungsi sebagai subjek utama operasi konvolusi, di mana kernel berpindah secara terstruktur mulai dari sudut kiri atas hingga sudut kanan bawah. Hasil dari operasi konvolusi ini dapat diamati pada gambar yang terletak di sisi kanan. Tujuan utama operasi konvolusi pada data citra adalah untuk mengekstrak fitur-fitur dari citra masukan, sehingga menghasilkan transformasi linear yang selaras dengan informasi spasial yang terkandung dalam data. Bobot pada lapisan tersebut menentukan spesifikasi kernel konvolusi yang diterapkan, yang memungkinkan kernel tersebut untuk dilatih berdasarkan input yang diberikan pada CNN (Suartika E., P., 2016).



Gambar 3. Operasi Konvolusi

Pada tahap ini, dilakukan proses ekstraksi fitur dari gambar menggunakan *Convolutional Layer*. Lapisan ini merupakan komponen utama dalam arsitektur CNN yang berfungsi untuk mengenali pola visual khas dari masing-masing jenis rempah-rempah, seperti warna dominan kunyit, tekstur kasar pada jahe, dan garis-garis urat pada lengkuas. Proses ini dilakukan dengan menerapkan sejumlah filter (kernel), masing-masing berukuran 3x3 piksel, yang digeser (di-*slide*) secara sistematis ke seluruh area gambar. Setiap filter bertindak seperti pendeteksi pola spesifik, menghasilkan *feature map* atau peta fitur yang merepresentasikan bagian-bagian penting dari gambar. Dalam penelitian ini, digunakan sebanyak 32 filter pada lapisan konvolusi pertama. Hasil dari tahap ini berupa kumpulan feature map yang selanjutnya digunakan pada proses pooling untuk mereduksi dimensi data, tanpa menghilangkan informasi visual yang relevan untuk klasifikasi.

2.5.2 Pooling Layer

Lapisan pooling diletakkan setelah lapisan konvolusional dan berfungsi untuk merangkum informasi yang dihasilkan oleh lapisan tersebut. Vektor yang dihasilkan kemudian digabungkan melalui mekanisme pooling untuk membentuk vektor baru yang lebih ringkas. Jenis pooling yang umum diterapkan meliputi max pooling, yang memilih nilai maksimum dari wilayah yang ditentukan sebagaimana diilustrasikan oleh lingkaran hitam dan lingkaran orange serta average pooling, yang menghitung rata-rata nilai dari wilayah tersebut yang menghasilkan representasi baru. Tujuan utama penerapan lapisan pooling adalah mengurangi dimensi peta fitur melalui proses downsampling, yang secara signifikan meningkatkan efisiensi komputasi dengan mengurangi jumlah parameter yang perlu diperbarui serta berkontribusi dalam pencegahan overfitting. (Wiragatama, 2019).

2.5.3 Flatten Layer

Flatten merupakan metode transformasi data matriks n-dimensi menjadi satu dimensi. Flatten ini digunakan setelah hasil akhir ekstraksi fitur. Output berupa matriks n-dimensi diubah menjadi 1 dimensi untuk klasifikasi pada fully connected layer (Situngkir, T. Y., 2022).

2.5.4 Full Connected Layer

Lapisan fully connected, yang juga dikenal sebagai lapisan dense, berfungsi sebagai tahap penutup dalam arsitektur jaringan saraf konvolusional (CNN), di mana ia bertanggung jawab atas pengambilan keputusan klasifikasi berdasarkan keseluruhan fitur yang telah diekstraksi dari lapisan sebelumnya. Dalam tahap ini, setiap neuron terhubung secara penuh dan menganalisis pola dari fitur-fitur yang telah

diringkas melalui proses konvolusi dan pooling. Fungsi aktivasi ReLU diterapkan untuk menghasilkan representasi yang lebih presisi, sebelum hasil tersebut dilanjutkan ke lapisan output guna menetapkan kelas akhir dari citra rempah yang sedang diproses.

2.5.5 Activation Layer (ReLU)

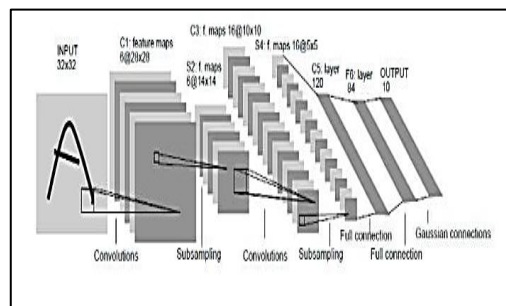
Lapisan aktivasi ReLU diterapkan untuk mengonversi semua nilai negatif pada peta fitur hasil menjadi nol, sementara nilai positif tetap dipertahankan. Fungsi ini memberikan karakteristik non-linear pada model, yang memungkinkan jaringan saraf konvolusional (CNN) untuk mendeteksi pola visual yang kompleks, seperti tekstur jahe atau warna kunyit, sekaligus meningkatkan efisiensi proses pelatihan.

2.6 Arsitektur Convolutional Layer

Berbagai arsitektur telah dikembangkan dan diimplementasikan dalam algoritma Convolutional Neural Network (CNN), diantaranya meliputi LeNet-5 Architecture, AlexNet Architecture, GoogleNet Architecture (Indolia et al., 2018).

2.6.1 LeNet5 Architecture

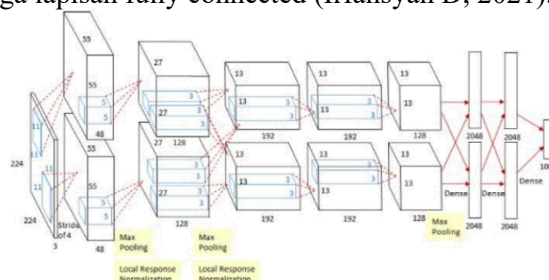
Model LeNet-5 dirancang untuk mengenali angka tulisan tangan dalam konteks pengenalan kode pos pada layanan pos skala besar, sekaligus memperkenalkan arsitektur jaringan saraf konvolusional (CNN) yang kini diterapkan secara luas. Sebagaimana diilustrasikan dalam Gambar 2.3, arsitektur LeNet-5 terdiri dari delapan lapisan, yang meliputi lima lapisan konvolusional dan tiga lapisan fully connected.



Gambar 4. LeNet-5 Architecture

2.6.2 AlexNet Architecture

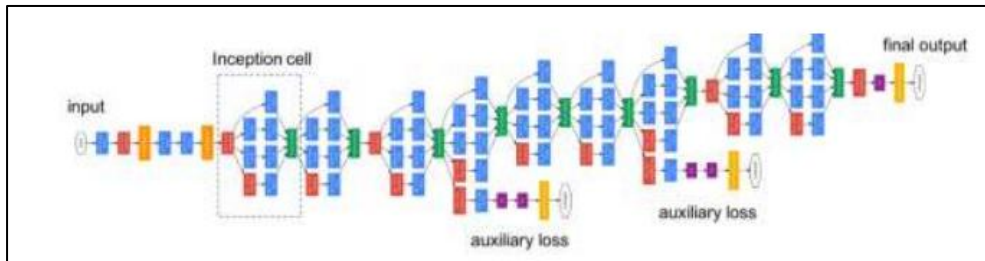
AlexNet merupakan terobosan inovatif dalam bidang deep learning melalui penerapan jaringan saraf konvolusional yang diintegrasikan dengan teknik regularisasi Dropout, penggunaan fungsi aktivasi ReLU, serta teknik data augmentation. Model ini dirancang untuk melakukan klasifikasi pada 1000 kategori. Arsitektur AlexNet terdiri dari lima lapisan konvolusional, tiga lapisan pooling, dua lapisan dropout, dan tiga lapisan fully connected (Irfansyah D, 2021).



Gambar 2.4 AlexNet Architecture

2.6.3 GoogleNet Architecture

Arsitektur GoogleNet, yang juga dikenal sebagai modul Inception, menjadi kontribusi penting dalam pengembangan modul tersebut, di mana ia beroperasi secara paralel dengan berbagai ukuran bidang reseptif dan dilengkapi dengan laju pembelajaran sebesar 6,67%.



Gambar 6. GoogleNet Architecture

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

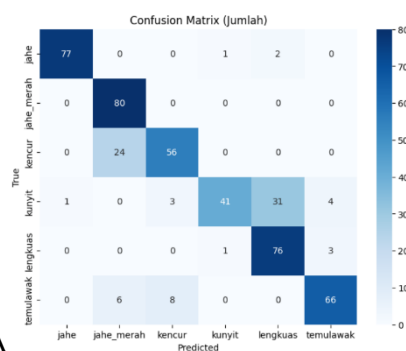
3.1 Hasil Klasifikasi

3.1.1 Data Training

Confusion matrix tersebut menunjukkan kemampuan model CNN dalam mengklasifikasikan enam jenis rempah, yaitu jahe, jahe merah, kencur, kunyit, lengkuas, dan temulawak. Nilai diagonal memperlihatkan jumlah prediksi yang benar, di mana kelas jahe, jahe merah, lengkuas, dan temulawak memiliki akurasi yang sangat baik dengan jumlah prediksi benar yang tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu menangkap fitur visual utama dari kelas-kelas tersebut secara efektif. Sebaliknya, beberapa kelas seperti kencur dan kunyit menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang lebih tinggi, yang menandakan bahwa ciri-ciri visual kedua kelas ini lebih sulit dibedakan oleh model.

Kesalahan klasifikasi (nilai di luar diagonal) mengungkap adanya pola kebingungan antar kelas tertentu. Misalnya, kencur sering diprediksi sebagai jahe merah, dan kunyit banyak salah diklasifikasikan sebagai lengkuas. Pola ini menunjukkan adanya kemiripan warna, bentuk, atau tekstur antar rimpang yang menyebabkan overlap fitur pada proses ekstraksi. Meskipun demikian, secara keseluruhan model tetap menunjukkan performa yang kuat, tetapi masih memerlukan peningkatan terutama pada kelas yang memiliki karakteristik visual sangat mirip agar akurasi antar kelas menjadi lebih seimbang.

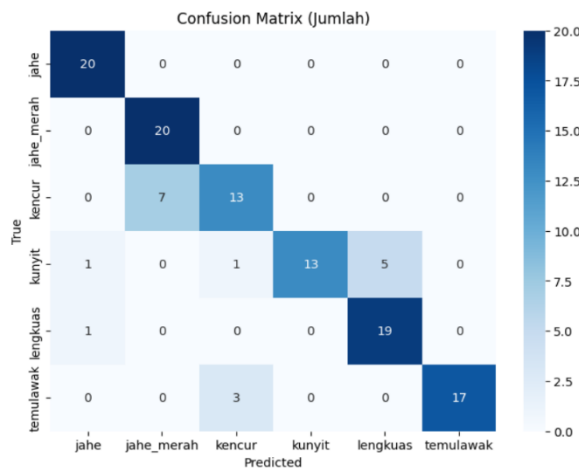
Tabel 3. Confusion Matrix Data Training



3.1.2 Data Testing

Berdasarkan Confusion matrix pada gambar 3.2 yang menggambarkan performa model CNN dalam mengklasifikasikan enam kelas rempah: jahe, jahe merah, kencur, kunyit, lengkuas, dan temulawak. Angka pada diagonal menunjukkan jumlah data yang berhasil diprediksi dengan benar, sedangkan angka di luar diagonal menunjukkan terjadinya kesalahan prediksi.

Secara umum, model menunjukkan kinerja yang baik pada sebagian besar kelas. Kelas jahe (18 benar), jahe merah (20 benar), kencur (19 benar), lengkuas (19 benar), dan temulawak (18 benar) memiliki tingkat prediksi yang sangat tinggi. Kesalahan prediksi sebagian besar terjadi pada kelas kunyit, di mana dari total sampel, hanya 5 yang terdeteksi benar, sementara sisanya salah diprediksi sebagai kencur (3 sampel) dan lengkuas (12 sampel). Kesalahan ini mengindikasikan adanya kemiripan ciri visual (warna atau tekstur) antara kunyit dan lengkuas yang membuat model sulit membedakannya.



Gambar 7. Confusion Matrix Data Testing

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil confusion matrix pada data training dan data testing, model CNN menunjukkan performa klasifikasi yang baik dalam mengenali enam jenis rempah, terutama pada kelas jahe, jahe merah, lengkuas, dan temulawak yang memiliki tingkat prediksi benar tinggi pada kedua tahap evaluasi. Namun, beberapa kelas seperti kencur dan terutama kunyit masih menunjukkan tingkat kesalahan klasifikasi yang lebih besar akibat kemiripan ciri visual dengan kelas lain, seperti warna dan tekstur yang serupa dengan jahe merah, kencur, maupun lengkuas. Pada data testing, model tetap mempertahankan generalisasi yang cukup baik dengan akurasi keseluruhan mencapai 82,5%, meskipun kelas kunyit menjadi sumber kesalahan terbesar. Secara keseluruhan, model telah bekerja efektif dalam mengidentifikasi sebagian besar kelas rempah, namun masih memerlukan peningkatan lebih lanjut untuk mengatasi kebingungan antar kelas yang memiliki kemiripan morfologis.

DAFTAR RUJUKAN

- [1] Yahya HZ, Ramdhani Y. Klasifikasi Bumbu Dapur Pasar Menggunakan Metode Deep Neural Network Berbasis Android. 2023;6(1):19–33.
- [2] Putra AE, Naufal MF, Prasetyo VR. Klasifikasi Jenis Rempah Menggunakan Convolutional Neural Network dan Transfer Learning. 2023;9(1).
- [3] Nafi M, Hakim M, Nugroho AB, Minarno AE. Prediksi Tumor Otak Menggunakan metode Convolutional Neural Network. 2022;17(1):2–5.
- [4] Nafi M, Hakim M, Nugroho AB, Minarno AE. Prediksi Tumor Otak Menggunakan metode Convolutional Neural Network. 2022;17(1):2–5.
- [5] Ilhami MFA, Wibisono S. Klasifikasi Rimpang Menggunakan Metode Jaringan Saraf Konvolusi Dengan Arsitektur Alexnet. *INTECOMS J Inf Technol Comput Sci.* 2023;6(2):666–670. doi:10.31539/intecom.v6i2.6634
- [6] Wirogatama. Arsitektur Neural Network. *Archit Neural Netw.* Published online 2019:181–211.
- [7] Suartika E. P, I Wayan, Wijaya Arya Yudhi SR. Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Caltech 101. *J Tek ITS.* 2016;5(1):76.
- [8] Indolia S, Kumar A, Mishra SP, Asopa P. ScienceDirect Conceptual Understanding of Convolutional Neural Network- A Deep Learning Approach. *Procedia Comput Sci.* 2018;132:679–688. doi:10.1016/j.procs.2018.05.069
- [9] Irfansyah D, Mustikasari M, Suroso A, et al. Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi. 2021;6(2):87–92.
- [10] Situngkir, T. Y. P. *Klasifikasi Penyakit pada Daun Kentang Menggunakan Pengolahan Citra dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN).* 2022; Skripsi, Program Studi Informatika, Fakultas Teknik Industri, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Yogyakarta
- [11] Bowo TA, Syaputra H, Akbar M. Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Motif Citra Batik Solo. *J Softw Eng Ampera.* 2020;1(2):82–96. doi:10.51519/journalsea.v1i2.47