

IDENTIFIKASI JENIS REMPAH-REMPAH INDONESIA DENGAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) MENGGUNAKAN ARSITEKTUR VGG16

Raihan Maulana, Raisya Dwi Zahra Putri, Tasya Ade Amelia, Hermawan Syahputra, Fanny Ramadhani

Ilmu Komputer, Universitas Negeri Medan

Jl. W. Iskandar Psr V Medan Esatate Kab. Deli Serdang, Indonesia

raihanmaulana@mhs.unimed.ac.id

ABSTRAK

Indonesia merupakan negara yang kaya akan rempah-rempah alami, sebuah kekayaan alam yang telah menjadi bagian integral dari budaya dan ekonomi nasional. Rempah-rempah Indonesia tidak hanya digunakan dalam masakan sehari-hari tetapi juga diekspor ke berbagai negara, menjadikannya komoditas penting yang perlu dijaga keberadaannya dengan baik. Meskipun begitu, membedakan berbagai jenis rempah menjadi tantangan bagi sebagian masyarakat. Hal ini disebabkan oleh kurangnya pengetahuan masyarakat tentang bentuk asli rempah, serta minimnya keterlibatan langsung dalam pengolahannya. Kesulitan ini berdampak pada pengenalan dan penggunaan rempah yang kurang optimal, baik di tingkat rumah tangga maupun industri. Untuk mengatasi tantangan ini, penelitian ini bertujuan mengembangkan sebuah sistem berbasis teknologi yang dapat membantu masyarakat mengenali berbagai jenis rempah secara akurat. Sistem yang dikembangkan menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur VGG16, yang dirancang untuk mengidentifikasi berbagai jenis rempah-rempah secara efektif dan efisien. CNN telah terbukti sebagai metode pembelajaran mendalam yang sangat efektif dalam mengklasifikasikan objek berdasarkan ciri-ciri visualnya. Dalam penelitian ini, dataset citra rempah terdiri dari tiga puluh satu kelas, masing-masing kelas memiliki 210 citra, dengan total 6510 citra. Model CNN yang digunakan dalam penelitian ini mengimplementasikan arsitektur VGG16, yang terdiri dari beberapa lapisan konvolusi untuk mengekstraksi fitur visual dari citra, diikuti oleh lapisan fully connected untuk melakukan klasifikasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN yang dikembangkan berhasil mencapai akurasi tertinggi sebesar 86,66% dalam mengklasifikasikan citra-citra rempah. Akurasi ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali berbagai jenis rempah dengan cukup baik, meskipun terdapat beberapa kelas yang masih mengalami kesulitan dalam prediksi. Pendekatan ini tidak hanya memberikan solusi modern namun juga mudah diakses untuk mengenali rempah-rempah, sehingga dapat membantu masyarakat dalam membedakan jenis-jenis rempah secara lebih efektif dan efisien.

Kata kunci : Rempah-rempah, Klasifikasi, Convolutional Neural Network (CNN).

1. PENDAHULUAN

Indonesia dikenal memiliki kekayaan sumber daya alam yang melimpah, termasuk berbagai jenis rempah-rempah yang digunakan luas di industri-industri berbagai sektor. Sejak zaman dahulu, rempah-rempah telah dihargai tinggi dan menjadi barang komoditas yang dicari oleh bangsa-bangsa Eropa. Namun, membedakan jenis-jenis rempah-rempah, terutama rempah-rempah, sering menjadi tantangan karena kesamaan bentuknya yang kompleks. Masyarakat sering kali memerlukan bantuan gambar atau ahli untuk mengidentifikasi rempah-rempah, suatu proses yang memakan waktu. Tantangan ini dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti pengolahan rempah dalam kemasan, keterlibatan minim dalam proses pengolahan langsung, dan perubahan gaya hidup yang menyukai makanan instan. Solusi untuk mengatasi masalah ini adalah dengan mengembangkan sistem yang membantu masyarakat dalam mengidentifikasi rempah-rempah secara lebih efisien, menggunakan teknologi Convolutional Neural Network (CNN) dalam pengolahan citra, yang terbukti efektif dalam mengklasifikasikan jenis rempah-rempah berdasarkan ciri-ciri visualnya.[1].

CNN adalah metode pembelajaran dalam yang canggih untuk mengenali dan mengkategorikan objek yang terdapat dalam gambar. Metode ini dapat dimanfaatkan untuk membantu masyarakat dalam mengidentifikasi jenis secara lebih efisien. Dengan menggunakan CNN, karakteristik visual dari rempah-rempah dapat dipelajari dan dikenali oleh sistem, sehingga dapat mengklasifikasikan jenis rempah-rempah dengan akurat berdasarkan fitur-fitur yang dimiliki. Hal ini dapat mengatasi permasalahan selama ini, di mana masyarakat harus membandingkan rempah-rempah dengan gambar atau meminta bantuan ahli, yang memakan waktu. Penggunaan CNN dalam pengolahan citra digital terbukti efektif dalam klasifikasi jenis rempah-rempah, sehingga dapat menjadi solusi yang tepat untuk membantu masyarakat mengidentifikasi rempah-rempah dengan lebih mudah dan cepat [2].

Metode yang penulis gunakan adalah Convolutional Neural Network (CNN) yang memiliki kelebihan dalam ekstraksi fitur gambar secara otomatis, invariansi spasial yang berguna untuk mengenali rempah-rempah dengan orientasi berbeda, serta fleksibilitas arsitektur yang dapat disesuaikan.

Berbagai penelitian menunjukkan CNN dapat mencapai akurasi klasifikasi tinggi, melebihi metode konvensional. Namun, CNN juga memiliki kekurangan seperti kebutuhan dataset besar, proses pelatihan yang lama, sifat "black box" yang membatasi interpretabilitas, serta sensitivitas terhadap gangguan atau noise pada gambar. Memahami kelebihan dan kekurangan CNN penting untuk mengoptimalkan penggunaannya dalam klasifikasi jenis rempah-rempah Indonesia dengan memperhatikan kendala-kendala yang ada [3].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem yang dapat membantu pengguna mengidentifikasi berbagai jenis rempah-rempah yang umum digunakan, seperti adas, andaliman, asam jawa, bawang bombai, bawang merah, bawang putih, biji ketumbar, bunga lawang, cengkeh, daun jeruk, daun kemangi, daun ketumbar, daun salam, jahe, jinten, kapulaga, kayu manis, kayu secang, kemiri, kemukus, kencur, kluwek, kunyit, lada, lengkuas, pala, saffron, serai, vanili, dan wijen, dengan cepat, mudah, dan efisien. Penelitian ini menggunakan teknologi pengolahan citra dengan metode Convolutional Neural Network untuk membantu masyarakat mengenali jenis rempah-rempah secara akurat dan mudah diakses. [4].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Hapsari telah mengembangkan sistem deteksi dan klasifikasi jenis rempah-rempah berbasis pengolahan citra dan ekstraksi fitur warna, bentuk, serta tekstur. Hasil penelitian mereka menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan dapat mengklasifikasikan tujuh jenis rempah-rempah dengan akurasi mencapai 90%. Meskipun demikian, penelitian tersebut masih terbatas pada jumlah kelas rempah-rempah yang diidentifikasi dan belum memanfaatkan kemampuan pembelajaran mendalam seperti Convolutional Neural Network. Oleh karena itu, penelitian ini akan berfokus pada pengembangan sistem klasifikasi jenis rempah-rempah yang lebih komprehensif dengan memanfaatkan algoritma CNN untuk meningkatkan kemampuan pengenalan ragam jenis rempah-rempah [5].

Menurut Fadila Huda1 dan M. Pajar Kharisma Putra dalam penelitiannya bertujuan untuk mengatasi kendala dalam klasifikasi jenis buah pisang yang masih dilakukan secara manual. Latar belakang penelitian menunjukkan kebutuhan akan sistem klasifikasi otomatis untuk meningkatkan efisiensi bagi para petani pisang. Beberapa penelitian terdahulu telah berhasil menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) untuk klasifikasi berbagai jenis objek, termasuk buah-buahan. Dalam penelitian ini, metode CNN diimplementasikan dengan memanfaatkan pendekatan pelatihan model VGG16 dan data latihan yang disiapkan. Penelitian ini berfokus pada klasifikasi tiga jenis buah pisang, dengan hasil pengujian menunjukkan tingkat akurasi

78%, serta nilai presisi dan recall yang baik. Hal ini mengindikasikan bahwa algoritma CNN dapat menjadi solusi efektif dalam menangani permasalahan klasifikasi jenis buah pisang secara otomatis [6].

2.2. Rempah - Rempah

Sebagai negara tropis, Indonesia memiliki kekayaan alam yang melimpah, termasuk rempah-rempah. Rempah-rempah Indonesia beragam dan berperan penting dalam berbagai aspek kehidupan masyarakat. Selain digunakan sebagai bumbu dalam masakan tradisional, rempah-rempah juga memiliki nilai penting dalam pengobatan dan industri. Peran rempah-rempah dalam masakan tradisional Indonesia sangat signifikan, memberikan cita rasa khas dan unik pada masakan nusantara. Selain itu, rempah-rempah diyakini memiliki khasiat dan manfaat kesehatan. Masyarakat Indonesia telah lama memanfaatkan rempah-rempah sebagai bahan obat tradisional. Mengingat pentingnya rempah-rempah bagi masyarakat, identifikasi dan pelestarian jenis rempah-rempah secara akurat sangat penting untuk memanfaatkan potensi rempah-rempah secara optimal dan berkelanjutan.[7].

2.3. Klasifikasi

Klasifikasi citra adalah salah satu tugas dalam bidang Computer Vision yang bertujuan untuk mengelompokkan gambar ke dalam kategori yang telah ditentukan sebelumnya. Meskipun klasifikasi citra merupakan tantangan umum dalam Computer Vision, aplikasi praktisnya sangat bermanfaat. Salah satu contoh aplikasi klasifikasi citra adalah identifikasi nama lokasi pada gambar. Dengan kemampuan ini, sistem dapat secara otomatis mengenali dan memberikan label nama tempat pada gambar yang diberikan.[8].

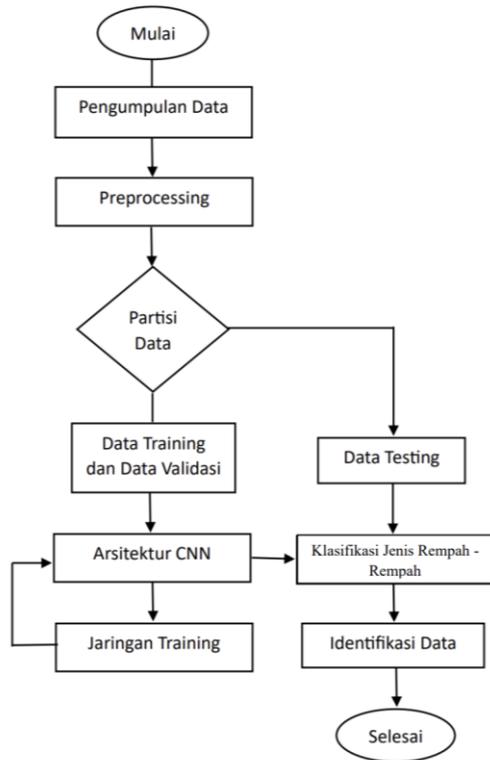
2.4. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) pertama kali dikembangkan oleh Kunihiko Fukushima dari NHK Broadcasting Science Research Laboratories di Tokyo, Jepang. CNN merupakan pengembangan dari Multilayer Perceptron (MLP) yang dirancang khusus untuk menangani data dua dimensi seperti citra digital. Sebagai jenis Deep Neural Network, CNN banyak digunakan dalam pengenalan pola pada data citra. Struktur CNN mirip dengan MLP, tetapi neuron pada CNN direpresentasikan dalam bentuk dua dimensi, berbeda dengan MLP yang satu dimensi. CNN terdiri dari beberapa lapisan: lapisan konvolusi untuk mengekstraksi fitur penting, lapisan pooling untuk mengurangi dimensi data, dan lapisan fully connected untuk melakukan klasifikasi atau regresi berdasarkan fitur-fitur yang telah dipelajari. [9].

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Jenis Rempah-Rempah Indonesia.

Terdapat tujuh tahapan pada penelitian ini yang dapat diuraikan sebagai berikut:



Gambar 1. Flowchart Penelitian

3.1. Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset yang diambil dari platform Kaggle yang terdiri dari 31 folder, masing-masing berisi file gambar berbagai bumbu yang biasa digunakan dalam masakan Indonesia seperti adas, andaliman, asam jawa, bawang bombai, bawang merah, bawang putih, biji ketumbar, bunga lawang, cengkeh, daun jeruk, daun kemangi, daun ketumbar, daun salam, jahe, jinten, kapulaga, kayu manis, kayu secang, kemiri, kemukus, kencur, kluwek, kunyit, lada, lengkuas, pala, saffron, serai, vanili, dan wijen. Rempah-rempah berjumlah 31 kelas dan masing-masing kelas berjumlah 210 citra.

3.2. Pre-processing

Tahapan Pre-Processing adalah langkah awal untuk mempersiapkan data citra sebelum diolah lebih lanjut, sering disebut juga sebagai augmentasi data [10]. Dalam penelitian ini, preprocessing menyiapkan dataset yang terdiri dari 6510 citra yang terbagi menjadi 31 kelas, dengan setiap kelas berisi 210 data rempah-rempah. Dataset ini adalah data mentah yang siap untuk proses resize image ke ukuran 128 x 128 piksel. Proses resize image pada tahap preprocessing mempermudah proses training dan membantu mencapai tingkat akurasi maksimal selama pelatihan model.

3.3. Arsitektur Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) adalah suatu jenis tahapan dalam menyusun sebuah model yang digunakan untuk melatih data dalam mengenali objek yang diinginkan. Proses dimulai dengan lapisan input, di mana citra dimasukkan ke dalam jaringan. Selanjutnya, lapisan konvolusi menggunakan filter untuk mengekstrak fitur-fitur dari citra, diikuti oleh lapisan aktivasi (misalnya, ReLU) untuk memperkenalkan non-linearitas. Lapisan pooling mengurangi dimensi peta fitur, dan hasilnya di-flatten menjadi vektor satu dimensi. Vektor ini disertakan sebagai input ke dalam lapisan fully connected, yang memproses informasi yang telah diekstrak. Lapisan output memberikan hasil akhir yang terkait dengan kelas atau kategori yang diidentifikasi. Selama pelatihan, CNN menggunakan algoritma backpropagation dan optimasi (seperti SGD) untuk mengupdate parameter model. Proses ini melibatkan pemilihan fungsi loss yang mengukur seberapa baik model berkinerja [9].

VGG16 adalah salah satu arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang terkenal dan sering digunakan dalam tugas pengenalan gambar. Arsitektur ini dikembangkan oleh Visual Geometry Group (VGG) dari University of Oxford. VGG16 terdiri dari 16 lapisan yang terorganisir dalam blok-blok konvolusi. Setiap blok terdiri dari beberapa lapisan konvolusi (dengan filter 3x3) yang diikuti oleh lapisan aktivasi ReLU, dan diakhiri dengan lapisan MaxPooling untuk mengurangi dimensi spasial dari peta fitur.

Secara spesifik, VGG16 terdiri dari 13 lapisan konvolusi dan 3 lapisan Fully Connected (FC). Blok-blok konvolusi bertumpuk secara bertahap untuk mengekstrak fitur dari gambar dengan berbagai tingkat kompleksitas. Penggunaan beberapa lapisan konvolusi berturut-turut memungkinkan arsitektur ini untuk mempelajari representasi hierarkis dari gambar, mulai dari fitur-detektor sederhana seperti tepi hingga fitur yang lebih kompleks seperti tekstur dan bentuk.

3.4. Training

Training bertujuan untuk mengenalkan model CNN yang telah dirancang agar mampu mengenali dan membedakan gambar daun yang telah diklasifikasikan sebelumnya. Proses training dalam pelatihan ini dilakukan sebanyak 50 epoch, di mana setiap epoch melibatkan iterasi melalui seluruh dataset pelatihan untuk mengoptimalkan parameter model.

3.5. Validasi

Validasi memuat dataset bersamaan dengan label yang identik dengan dataset training. Tahap validasi dilakukan untuk menguji ketepatan hasil pelatihan. Penggunaan kumpulan data validasi bertujuan untuk mengurangi risiko overfitting. Overfitting terjadi ketika model terlalu terfokus dan terlalu responsif terhadap data pelatihan, bahkan pada data yang seharusnya diabaikan sebagai noise. Dampak dari

overfitting dapat mengakibatkan penurunan akurasi model karena model tersebut tidak dapat secara umum mengidentifikasi pola yang sebenarnya relevan [12].

3.6. Testing

Data testing atau juga dikenal sebagai testing set, adalah subset dari dataset yang digunakan untuk menguji performa model yang telah dilatih pada data pelatihan. Pada tahap ini, model dievaluasi pada data yang tidak pernah dilihat sebelumnya selama proses pelatihan atau validasi. Penggunaan data testing adalah kritis untuk mengukur seberapa baik model dapat melakukan generalisasi pada data baru. Performa model pada data testing memberikan indikasi sejauh mana model dapat menghasilkan prediksi yang akurat dan relevan di luar data yang telah digunakan selama pelatihan dan validasi. Data testing menjadi parameter penting dalam mengevaluasi kinerja suatu model dan memastikan bahwa model tidak hanya efektif pada data pelatihan tetapi juga mampu mengatasi situasi yang tidak terlihat selama proses pembelajaran [13].

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Dataset

Data yang sebelumnya telah didapatkan dilakukan pemrosesan dengan membagi data tersebut menjadi tiga bagian yaitu data latih, data uji, dan data validasi dengan persentase 70%, 20%, dan 10%. Dataset citra rempah dalam penelitian ini terdiri dari tiga puluh satu kelas, masing-masing kelas memiliki 210 citra, dengan total 6510 citra.

4.2. Pre-processing

Pada penelitian ini, kami menggunakan `ImageDataGenerator` dari TensorFlow untuk melakukan augmentasi data pada data training sebelum digunakan oleh model neural network. Augmentasi data adalah teknik penting yang bertujuan untuk meningkatkan variasi dataset latih dengan mengubah acak gambar-gambar yang ada. Kami melakukan normalisasi nilai piksel gambar ke rentang 0-1 dan menerapkan rotasi hingga 40 derajat, pergeseran horizontal dan vertikal hingga 20% dari dimensi gambar, serta zoom acak dengan rentang 20%. Selain itu, kami juga memasukkan flip horizontal untuk memberikan variasi orientasi objek dalam gambar. Metode pengisian 'nearest' digunakan untuk mengisi piksel kosong. Augmentasi ini bertujuan untuk membantu model neural network belajar pola yang lebih umum dan mengurangi overfitting pada data training.

Berikut ini adalah beberapa sampel gambar dari data rempah yang bernama andaliman.



Gambar 2. Andaliman

4.3. Arsitektur Convolutional Neural Network

Arsitektur model yang digunakan dalam penelitian ini adalah VGG16 yang telah dimodifikasi untuk tugas klasifikasi jenis bumbu di Indonesia. Model ini terdiri dari lapisan-lapisan konvolusional yang mendalam (Conv2D) yang diikuti oleh lapisan max pooling (MaxPooling2D) untuk mengekstrak fitur dari gambar input. Terdapat lima blok konvolusional utama (block1 hingga block5) diikuti oleh lapisan Global Average Pooling (GlobalAveragePooling2D) untuk mengurangi dimensi fitur menjadi satu dimensi. Kemudian, terdapat dua lapisan Dense (dense_5 dan dense_6) yang digunakan untuk klasifikasi, dengan lapisan dropout (Dropout) untuk mencegah overfitting dengan mengabaikan sebagian output dari lapisan Dense selama proses training.

Total parameter model ini mencapai 14.993.247, dengan sebagian besar parameter (14.714.688) tidak dapat diubah (non-trainable) karena berasal dari bobot pre-trained dari VGG16. Hanya 278.559 parameter yang dapat diubah (trainable), terutama pada lapisan-lapisan Dense yang ditambahkan untuk adaptasi pada dataset klasifikasi bumbu. Arsitektur ini telah diatur untuk menggunakan fungsi aktivasi softmax pada lapisan output, yang menghasilkan prediksi probabilitas untuk masing-masing dari 31 kelas bumbu yang berbeda.

Secara keseluruhan, arsitektur model ini dirancang untuk mengoptimalkan pengenalan pola dari gambar bumbu dengan memanfaatkan representasi fitur yang kuat dari VGG16 dan diharapkan dapat memberikan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan berbagai jenis bumbu di Indonesia.

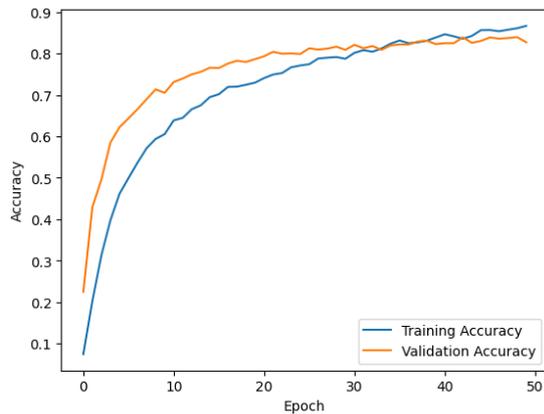
4.4. Training

Pada pelatihan model menggunakan arsitektur VGG16 selama 50 epoch, hasil menunjukkan peningkatan yang signifikan dari awal hingga akhir pelatihan. Awalnya, pada epoch pertama model hanya mencapai akurasi sekitar 7.46% dengan nilai loss sebesar 3.3564 pada data training, dan akurasi validasi sebesar 22.50% dengan nilai loss validasi 3.0193. Namun, seiring dengan meningkatnya jumlah epoch, akurasi model secara bertahap meningkat hingga mencapai 86.66% pada epoch terakhir, dengan nilai loss training turun menjadi 0.4361, sedangkan akurasi validasi mencapai 82.72% dengan loss validasi 0.5524. Berikut adalah tabel ringkasan hasil training model selama 50 epoch:

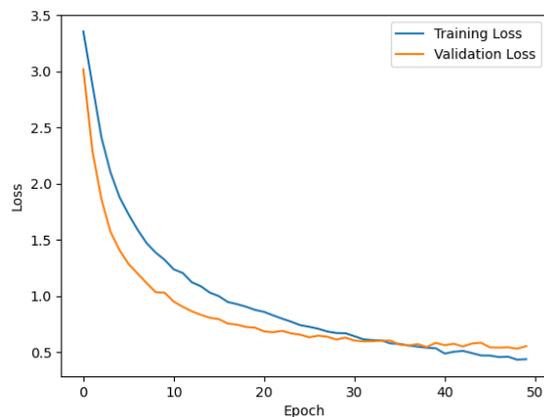
Tabel 1. Hasil Epoch Data Latih

Epoch	Training Loss	Training Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy
1	3.3564	0.0746	3.0193	0.2250
2	2.8821	0.2030	2.2935	0.4293
3	2.4127	0.3134	1.8615	0.4962
...
48	0.4584	0.8574	0.5421	0.8372
49	0.4317	0.8609	0.5298	0.8395
50	0.4361	0.8666	0.5524	0.8272

Dari tabel tersebut, terlihat bahwa model terus mengalami peningkatan baik dalam akurasi maupun penurunan loss pada data training dan validasi seiring dengan meningkatnya jumlah epoch. Hal ini menunjukkan bahwa proses pelatihan berhasil dalam mengoptimalkan model untuk memprediksi kelas bumbu dengan akurat berdasarkan gambar yang diberikan. Berikut ini adalah visualisasi dari pelatihan model tersebut:



Gambar 3. Grafik Akurasi Training dan Validasi selama Pelatihan Model



Gambar 4. Grafik Loss Training dan Validasi selama Pelatihan Model

4.5. Validasi

Selanjutnya, akurasi pada data validasi adalah 82.72%, yang menunjukkan bahwa model dapat mempertahankan performa yang baik pada data yang tidak digunakan selama proses pelatihan.

4.6. Testing

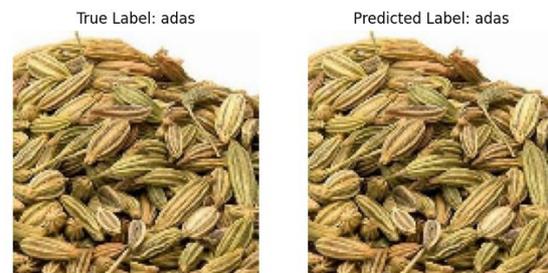
Untuk data test, akurasi yang dicapai adalah 84.02%. Ini mengindikasikan bahwa model mampu menggeneralisasi pola yang telah dipelajari pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya dengan cukup baik.

Pada tahap pengujian terhadap data test, model dievaluasi terhadap setiap kelas rempah yang terdapat dalam dataset. Hasil pengujian mengungkap bahwa meskipun secara umum model memiliki akurasi yang

baik, terdapat beberapa kasus di mana prediksi tidak sesuai dengan kelas yang seharusnya. Misalnya, terdapat gambar yang seharusnya merupakan biji ketumbar, namun model memprediksi sebagai pala. Selain itu, ada kasus di mana gambar yang seharusnya jahe diprediksi sebagai kencur, gambar yang seharusnya kayu manis diprediksi sebagai jinten, dan gambar yang seharusnya kemukus diprediksi sebagai jinten juga.

Hal ini menyoroti bahwa meskipun model dapat memberikan hasil yang baik secara umum, masih terdapat tantangan dalam mengenali beberapa kelas rempah yang memiliki kemiripan visual atau fitur yang sulit dibedakan. Evaluasi ini penting untuk memahami kelemahan model dan mempertimbangkan perbaikan atau peningkatan yang diperlukan untuk meningkatkan akurasi dalam pengenalan rempah-rempah ini di masa depan.

Berikut adalah contoh hasil uji terhadap data tersebut.



Gambar 5. Hasil Prediksi

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Secara keseluruhan, model yang telah dilatih untuk mengenali berbagai jenis rempah-rempah menunjukkan performa yang baik dengan mencapai akurasi sekitar 84% pada data uji. Namun demikian, evaluasi terhadap hasil prediksi menunjukkan bahwa terdapat beberapa kesalahan dalam klasifikasi, seperti gambar biji ketumbar yang salah diprediksi sebagai pala, jahe yang salah diprediksi sebagai kencur, kayu manis yang salah diprediksi sebagai jinten, dan kemukus yang salah diprediksi sebagai jinten juga.

Hal ini menunjukkan adanya tantangan dalam mengenali beberapa rempah yang memiliki kemiripan visual atau fitur yang sulit dibedakan oleh model. Evaluasi ini memberikan wawasan penting untuk pengembangan selanjutnya, di mana model dapat ditingkatkan untuk meningkatkan ketepatan identifikasi rempah-rempah tersebut.

DAFTAR PUSTAKA

[1] J. Yogiswara Lintang, "Jalur Rempah Banda, Antara Perdagangan, Penaklukan Dan Percampuran," *J. Masy. Dan Budaya*, Vol. 23, No. 3, Pp. 303–319, 2022, Doi: 10.14203/Jmb.V23i3.1483.

[2] S. Yuliany, Aradea, And Andi Nur Rachman, "Implementasi Deep Learning Pada Sistem Klasifikasi Hama Tanaman Padi Menggunakan

- Metode Convolutional Neural Network (Cnn),” *J. Buana Inform.*, Vol. 13, No. 1, Pp. 54–65, 2022, Doi: 10.24002/Jbi.V13i1.5022.
- [3] J. Yopento, E. Ernawati, And F. F. Coastera, “Identifikasi Pneumonia Pada Citra X-Ray Paru-Paru Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Cnn) Berdasarkan Ekstraksi Fitur Sobel,” *Rekursif J. Inform.*, Vol. 10, No. 1, Pp. 40–47, 2022, Doi: 10.33369/Rekursif.V10i1.17247.
- [4] Rima Dias Ramadhani, A. Nur Aziz Thohari, C. Kartiko, A. Junaidi, T. Ginanjar Laksana, And N. Alim Setya Nugraha, “Optimasi Akurasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Identifikasi Jenis Sampah,” *J. Resti (Rekayasa Sist. Dan Teknol. Informasi)*, Vol. 5, No. 2, Pp. 312–318, 2021, Doi: 10.29207/Resti.V5i2.2754.
- [5] C. Nisa And F. Candra, “Klasifikasi Jenis Rempah-Rempah Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network,” *Malcom Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, Vol. 4, No. 1, Pp. 78–84, 2023, Doi: 10.57152/Malcom.V4i1.1018.
- [6] F. Huda And M. P. K. Putra, “Klasifikasi Jenis Buah Pisang Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network,” *J. Artif. Intell. Technol. Inf.*, Vol. 1, No. 3, Pp. 100–105, 2023.
- [7] H. Anggrasari, P. Perdana, And J. H. Mulyo, “Keunggulan Komparatif Dan Kompetitif Rempah-Rempah Indonesia Di Pasar Internasional,” *J. Agrica*, Vol. 14, No. 1, Pp. 9–19, 2021, Doi: 10.31289/Agrica.V14i1.4396.
- [8] I. G. Perwati, N. Suarna, And T. Suprpti, “Analisis Klasifikasi Gambar Bunga Lily Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Cnn) Dalam Pengolahan Citra,” Vol. 8, No. 3, Pp. 2908–2915, 2024.
- [9] G. B. Prananta, H. A. Azzikri, And C. Rozikin, “Deteksi Dan Pengenalan Gesture Tangan Secara Real-Time Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Konvolusional,” *Methodika*, Vol. 9, No. 2, Pp. 30–34, 2023, [Online]. Available: <https://ejournal.methodist.ac.id/index.php/methodika/article/view/1911/1578>
- [10] L. Hakim, H. R. Rahmanto, S. P. Kristanto, And D. Yusuf, “Klasifikasi Citra Motif Batik Banyuwangi Menggunakan Convolutional Neural Network,” *J. Teknoinfo*, Vol. 17, No. 1, P. 203, 2023, Doi: 10.33365/Jti.V17i1.2342.
- [11] R. Pujiati And N. Rochmawati, “Identifikasi Citra Daun Tanaman Herbal Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Cnn),” *J. Informatics Comput. Sci.*, Vol. 3, No. 03, Pp. 351–357, 2022, Doi: 10.26740/Jinacs.V3n03.P351-357.
- [12] A. Purnamawati, M. N. Winnarto, And M. Mailasari, “Analisis Cart (Classification And Regression Trees) Untuk Prediksi Pengguna Sepeda Berdasarkan Cuaca,” *J. Teknoinfo*, Vol. 16, No. 1, P. 14, 2022, Doi: 10.33365/Jti.V16i1.1478.
- [13] M. Azhari, Z. Situmorang, And R. Rosnelly, “Perbandingan Akurasi, Recall, Dan Presisi Klasifikasi Pada Algoritma C4.5, Random Forest, Svm Dan Naive Bayes,” *J. Media Inform. Budidarma*, Vol. 5, No. 2, p. 640, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2937.