

ALGORITMA CNN DENGAN ARSITEKTUR *MOBILENETV2* UNTUK KLASIFIKASI KUNYIT, JAHE, DAN LENGKUAS: STUDI KASUS MULTIBENTUK

Delvita Widaningsih Caniago¹, Kiki Ahmad Baihaqi², Nurhayati³

1,2,3)Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Buana Perjuangan, Indonesia

Article Info

Article history:

Received: 03 Agustus 2026

Revised: 03 Agustus 2026

Accepted: 05 Agustus 2026

ABSTRACT

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan menerapkan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) berbasis arsitektur *MobileNetV2* dalam mengklasifikasikan citra rempah famili *Zingiberaceae*, yaitu kunyit, jahe, dan lengkuas. Klasifikasi dilakukan pada tiga bentuk: utuh, iris, dan bubuk. Metode *MobileNetV2* diterapkan karena keunggulannya dalam ekstraksi fitur visual secara otomatis dan efisien untuk membedakan objek dengan kemiripan bentuk. Dataset citra diuji pada model yang dikembangkan untuk mengukur performa pengenalan pada setiap bentuk rempah. Hasil penelitian menunjukkan kinerja model yang baik pada data uji, dengan capaian akurasi sebesar 94% untuk bentuk utuh, 96% untuk bentuk iris, dan 91% untuk bentuk bubuk. Nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* menunjukkan tingkat keandalan yang tinggi, khususnya pada variasi utuh dan iris. Namun, model mengalami penurunan performa pada bentuk bubuk, terutama saat mengidentifikasi jahe bubuk dengan *precision* 0,85 dan *F1-score* 0,86. Kesimpulannya, penggunaan arsitektur *MobileNetV2* menunjukkan efektivitas dalam klasifikasi citra rempah multibentuk. Peningkatan kualitas citra, perluasan variasi dataset, dan optimasi model lebih lanjut diperlukan untuk meningkatkan akurasi lebih lanjut.

Kata Kunci: *Convolutional Neural Network*, Klasifikasi, *MobileNetV2*, Pengolahan Citra.

Abstract

This study aims to design and implement a *Convolutional Neural Network* (CNN) algorithm based on the *MobileNetV2* architecture to classify image data of spices from the *Zingiberaceae* family, namely turmeric, ginger, and galangal. The classification was conducted across three forms: whole, sliced, and powdered. The *MobileNetV2* method was applied due to its advantages in automated and efficient visual feature extraction to distinguish objects with similar shapes. The image dataset was evaluated on the developed model to measure recognition performance for each spice form. The results demonstrated good model performance on the test data, achieving accuracies of 94% for whole forms, 96% for sliced forms, and 91% for powdered forms. The *precision*, *recall*, and *F1-score* values indicated a high level of reliability, particularly for the whole and sliced variations. However, the model experienced a drop in performance on powdered forms, especially when identifying powdered ginger, with a *precision* of 0.85 and an *F1-score* of 0.86. In conclusion, the use of the *MobileNetV2* architecture demonstrates effectiveness in classifying multi-form spice images. Further improvements in image quality, expansion of dataset variation, and model optimization are required to enhance accuracy even further.

Keywords: *onvolutional Neural Network*, Classification, *MobileNetV2*, Image Processing.

Djtechno: Jurnal Teknologi Informasi oleh Universitas Dharmawangsa Artikel ini bersifat open access yang didistribusikan di bawah syarat dan ketentuan dengan Lisensi Internasional Creative Commons Attribution NonCommercial ShareAlike 4.0 ([CC-BY-NC-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/)).



1. PENDAHULUAN

Indonesia dikenal dengan berbagai kekayaan alamnya, terutama bumbu dan rempah yang memiliki peran penting dalam meningkatkan rasa masakan [1]. Rempah yang telah digunakan sejak lama dalam masakan sehari-hari, industri kuliner, dan pengobatan tradisional. Penggunaan rempah-rempah untuk mengobati penyakit adalah bagian penting dalam praktik kesehatan tradisional masyarakat [2]. Rempah merupakan bagian tanaman seperti rimpang, biji, batang, atau kulit kayu yang digunakan sebagai bumbu, obat tradisional, serta bahan industri pangan dan farmasi [3]. Meskipun Indonesia memiliki berbagai macam bumbu dan rempah, pengetahuan masyarakat tentang hal tersebut masih tergolong rendah. Banyak orang yang masih kesulitan dalam membedakan nama-nama bumbu dan rempah [4]. Dalam konteks kuliner, rempah memiliki peran yang sangat penting karena memberikan cita rasa khas yang membedakan masakan dari berbagai daerah [5]. Klasifikasi rempah umumnya masih dilakukan secara manual sehingga rentan akan kesalahan manusia. Sebagian besar rempah yang sulit dibedakan berasal dari keluarga *Zingiberaceae*, yang memiliki kesamaan dalam struktur bentuk. Kesulitan klasifikasi semakin meningkat ketika rempah dalam berbagai bentuk iris dan bubuk. Karena itu, dibutuhkan suatu sistem yang mampu mengklasifikasikan rempah atau bumbu secara cepat dan tepat untuk meningkatkan kualitas rempah dan pengelolaan yang lebih optimal.

Metode berbasis *Deep Learning*, terutama CNN, telah terbukti mampu mengekstraksi fitur citra secara otomatis dan memberikan kinerja yang baik di berbagai bidang [6]. Bahkan, model berbasis *transfer learning* seperti *MobileNetV2* mampu mencapai akurasi hingga 99% pada klasifikasi berbagai jenis rempah, menjadikannya solusi efektif untuk sistem identifikasi berbasis citra [7].

Penerapan CNN dalam klasifikasi bahan pangan membuktikan bahwa teknologi ini dapat membedakan objek yang memiliki karakteristik visual yang sangat mirip, seperti bawang merah dan bawang putih dengan akurasi mencapai 98,33% [8]. Penelitian CNN juga berhasil digunakan pada klasifikasi jahe, lengkuas, dan ginseng dengan akurasi 88,89% [9]. *MobileNetV2* dilaporkan mampu mencapai tingkat akurasi hingga 99% pada klasifikasi sepuluh jenis rempah [10]. Keunggulan *MobileNetV2* juga terlihat pada klasifikasi biji kopi, dimana model ini mencapai akurasi 94,79%, lebih tinggi

dibandingkan arsitektur VGG19 [11]. Hasil tersebut menegaskan bahwa CNN dan *MobileNetV2* memiliki potensi besar dalam klasifikasi rempah kunyit, jahe dan lengkuas pada multibentuk yaitu utuh, iris, dan bubuk. Sehingga, masih belum banyak di teliti khususnya dalam multibentuk. Teknik CNN mempunyai susunan jaringan yang lebih dalam dan umumnya dijalankan dalam pengenalan citra [12]. Pemilihan arsitektur yang tepat akan sangat efektif dalam klasifikasi citra untuk berbagai kategori [13].

Penelitian ini bertujuan menerapkan CNN dengan citra digital dan pengembangan sistem untuk klasifikasi rempah dari famili *Zingiberaceae*, yang berfokus pada rempah seperti kunyit, jahe, dan lengkuas dalam multibentuk yang diharapkan efektif dan dapat meningkatkan akurasi dan relevansi penerapan di dunia nyata, khususnya pada sektor rumah tangga, pendidikan kuliner, dan industri pangan.

2. METODE PENELITIAN

Prosedur penelitian ini dilaksanakan secara terstruktur meliputi tahap pengumpulan data, *pre-processing*, perancangan arsitektur model *MobileNetV2*, pelatihan model, serta pengujian dan evaluasi sebelum . Objek pada penelitian ini berasal dari famili *Zingiberaceae* atau biasa di kenal dengan tanaman rimpang seperti kunyit, jahe dan lengkuas. Rimpang merupakan akar yang dimodifikasi pada tanaman, tumbuh mendatar di bawah permukaan tanah [14].

2.1 Pengumpulan Data

Data pada penelitian ini berasal pada dataset *primer* di peroleh secara langsung dengan pengambilan gambar menggunakan kamera *smartphone* dengan berbagai variasi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, serta latar belakang untuk meningkatkan keberagaman data. Dataset digunakan untuk tahap pelatihan (*Training*), dan pengujian (*testing*). Pada dataset ini terdapat 9 kelas yang terdiri atas tiga jenis citra rempah, yaitu dengan 300 citra setiap kelasnya kunyit, jahe, dan lengkuas dengan tiga bentuk, yaitu bentuk utuh, iris, dan bubuk.

Pre-processing Data

Preprocessing data merupakan suatu proses untuk meningkatkan kualitas citra dan menyesuaikannya dengan kebutuhan model CNN arsitektur *MobileNetV2* sebelum dilakukan proses pelatihan model.

Labeling Data

Proses labeling dilakukan secara manual dengan menempatkan citra ke dalam folder sesuai dengan kategori rempah dan bentuknya, seperti *jahe_bubuk*, dan seterusnya yang digunakan sebagai penanda dalam suatu kelas berdasarkan bentuknya. Dalam *computer vision*, klasifikasi citra dilakukan melalui proses analisis karakteristik visual objek yang terdapat pada gambar, sehingga gambar tersebut dapat dimasukkan ke dalam kategori-kategori yang sudah ditetapkan sebelumnya [15].

Normalisasi Citra

Pada tahap ini, dilakukan dengan mengubah nilai piksel dari rentang 0 – 255 menjadi rentang 0 – 1, bertujuan untuk mempercepat proses konvergensi selama pelatihan model dalam mengurangi perbedaan skala antar fitur.

Resize Citra

Setelah peningkatan kualitas citra, citra diubah menjadi ukuran standar input. Ukuran citra diubah menjadi 224×224 piksel agar sesuai dengan ukuran input standar *MobileNetV2* [16]. Proses *resize* ini dilakukan agar citra dapat diproses langsung oleh model tanpa perlu penyesuaian tambahan.

Augmentasi Data

Untuk meningkatkan jumlah dan variasi data latih, dilakukan proses *Augmentasi* data. *Augmentasi* meliputi *rotasi*, *flip horizontal*, dan *zoom*. Dengan tujuan mengurangi risiko *overfitting* dan membantu model mengenali pola rempah dalam berbagai kondisi sudut pandang dan pencahayaan. Selain itu, transformasi geometrik seperti *rotasi* dan skala diterapkan untuk menyeragamkan citra dari berbagai variasi pencahayaan dan posisi, sehingga memastikan kesiapan data untuk klasifikasi objek yang akurat, kualitas data visual sebelum dilakukan analisis lanjutan [17].

Pembagian Dataset

Dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji. Pada pembagian dataset dilakukan untuk memastikan setiap proses berjalan secara objektif.

2.2 Perancangan dan Pelatihan Model CNN dengan Arsitektur MobileNetV2

Model yang dibangun memanfaatkan *pre-trained weights ImageNet* dari *MobileNetV2* sebagai ekstraktor fitur utama. Struktur model terdiri dari *input layer* 224×224 , base model *MobileNetV2*, *Global Average Pooling 2D*, *layer Dropout* (0.3), *layer Dense* (256 unit, aktivasi ReLU), serta *output layer Dense* (3 unit, aktivasi *Softmax*). Model yang optimal dengan menguji parameter yang meliputi *optimizer*, *learning rate*, *epoch*,

dan *batch size*, yang berperan penting dalam meningkatkan akurasi serta kecepatan proses pelatihan [18]. Pelatihan dalam penelitian dilakukan menggunakan *optimizer* Adam, fungsi *loss Categorical Cross-Entropy*, *batch size* 32, dan sebanyak 50 *epoch* pada Google Colab GPU L4. *MobileNetV2* menonjol karena kecepatan tinggi, jumlah parameter yang rendah, dan akurasi yang cukup baik [19].

2.3 Pengujian dan Evaluasi Model

Pada pengujian model diuji menggunakan data uji untuk mengevaluasi kinerjanya secara objektif. Evaluasi dilakukan menggunakan beberapa metrik performa seperti *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, dan *Confusion matrix*. *Confusion Matrix* menggambarkan hasil klasifikasi prediksi, dengan total prediksi yang benar dan salah ditampilkan dan dipisahkan berdasarkan tiap kelas ada [20]. Prediksi yang di hasilkan kemudian dibandingkan dengan label asli dengan tujuan mengevaluasi *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-score* [15].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pengumpulan Dataset

Pengumpulan dataset dalam penelitian ini terTotal dataset terdiri dari 2700 citra (300 citra per kelas). Berikut Contoh dataset perkelas sesuai bentuknya dapat dilihat pada Gambar 1.



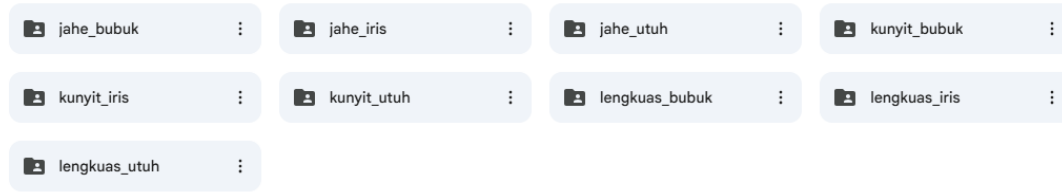
Gambar 1. Contoh gambar data kelas rempah utuh, iris, dan bubuk

Sumber Gambar: Dokumentasi Pribadi

3.2 Pre-processing Data

Labeling Data

Pada proses labeling data dilakukan untuk menempatkan citra ke dalam folder sesuai dengan kelas rempah dan bentuknya, seperti *jahe_bubuk*. Oleh karena itu hasil labeling memastikan dataset siap digunakan dalam pelatihan model klasifikasi rempah. berikut Gambar 2. Labeling data untuk klasifikasi.



Gambar 2. Labeling data untuk klasifikasi

Sumber Gambar: Dokumentasi Pribadi

Normalisasi Citra

Normalisasi dilakukan agar mempercepat konvergensi *training*, membuat model lebih stabil, mencegah nilai gradien terlalu besar.

Resize Citra

Memastikan bahwa semua gambar memiliki ukuran yang sama, yaitu 224 x 224 piksel.

Augmentasi Data

Augmentasi membantu mengurangi risiko overfitting karena model tidak hanya belajar dari satu bentuk citra saja, tetapi dari berbagai variasi citra yang berbeda. Dan berikut contoh hasil augmentasi bentuk iris dapat di lihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Contoh hasil augmentasi bentuk iris

Sumber Gambar: Dokumentasi Pribadi

Pembagian Dataset

Dataset dibagi menjadi tiga yaitu *Training set* (80% dari total data), dan *test set* (20% dari total data). Jumlah total data citra perbentuk dibagi menjadi dua bagian dengan data latih 720 citra, dan data uji 180 citra. Setiap kelas memiliki distribusi yang sama dalam data latih dan uji, yaitu masing-masing 240 citra untuk data latih dan 60 citra untuk data uji perkelas.

3.3 Hasil Pelatihan Model CNN dengan Arsitektur MobileNetV2

Proses pelatihan dilakukan menggunakan L4 GPU di google colab dengan 50 *epoch* dengan menggunakan *batch size* 32, *batch size* adalah jumlah gambar yang akan diproses secara bersamaan dalam satu *batch* selama pelatihan. Proses pelatihan model dapat dilihat pada gambar 4.

```

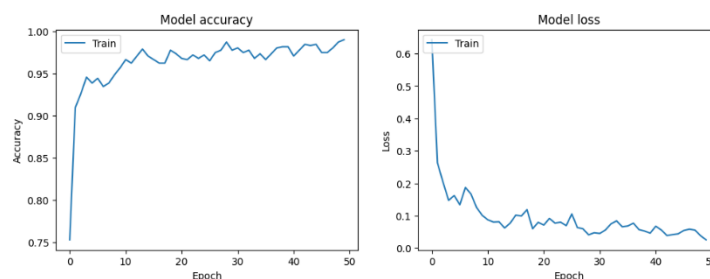
23/23 ----- 74s 3s/step - accuracy: 0.9181 - loss: 0.1897
Epoch 40/50 -----
23/23 ----- 75s 3s/step - accuracy: 0.8944 - loss: 0.2460
Epoch 41/50 -----
23/23 ----- 74s 3s/step - accuracy: 0.9250 - loss: 0.1776
Epoch 42/50 -----
23/23 ----- 74s 3s/step - accuracy: 0.9264 - loss: 0.1767
Epoch 43/50 -----
23/23 ----- 75s 3s/step - accuracy: 0.9097 - loss: 0.1942
Epoch 44/50 -----
23/23 ----- 75s 3s/step - accuracy: 0.9389 - loss: 0.1554
Epoch 45/50 -----
23/23 ----- 76s 3s/step - accuracy: 0.9250 - loss: 0.1794
Epoch 46/50 -----
23/23 ----- 75s 3s/step - accuracy: 0.9444 - loss: 0.1585
Epoch 47/50 -----
23/23 ----- 76s 3s/step - accuracy: 0.9028 - loss: 0.2211
Epoch 48/50 -----
23/23 ----- 75s 3s/step - accuracy: 0.9306 - loss: 0.1736
Epoch 49/50 -----
23/23 ----- 75s 3s/step - accuracy: 0.9309 - loss: 0.1603
Epoch 50/50 -----
23/23 ----- 77s 3s/step - accuracy: 0.9278 - loss: 0.1649

```

Gambar 4. Proses pelatihan model

Sumber Gambar: Dokumentasi Pribadi

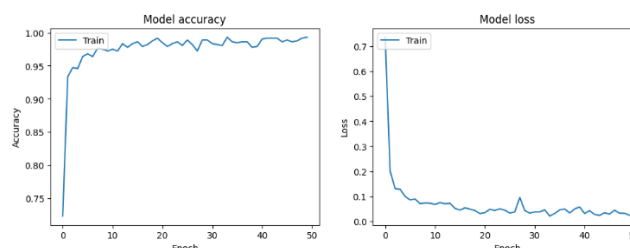
Setelah model selesai dibangun, model kemudian dikompilasi menggunakan *optimizer Adam*, *Loss categorical crossentropy*, dan *metrik accuracy*. Metrik Akurasi dan *Loss Data Training* Bentuk utuh,iris, dan bubuk dapat dilihat pada Gambar 5, Gambar 6, Gambar 7



Gambar 5. Metrik akurasi dan *loss* data *training* bentuk utuh

Sumber Gambar: Dokumentasi Pribadi

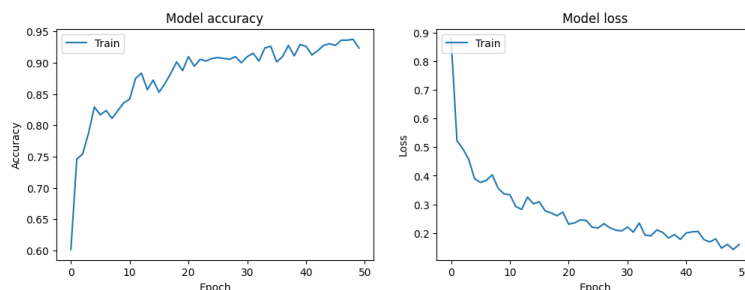
Berdasarkan Gambar 5, *Training Loss* dengan *Accuracy* 0.0255 dan *Training Accuracy* 0.9903. Evaluasi Model pada data test mendapatkan *Test Loss* dengan *accuracy* 0.2144 dan *Test Accuracy* 0.9444.



Gambar 6. Metrik akurasi dan *loss* data *training* bentuk iris

Sumber Gambar: Dokumentasi Pribadi

Berdasarkan Gambar 6 *Training Loss* dengan *Accuracy* 0.0234 dan *Training Accuracy* 0.9931. Evaluasi Model pada data test mendapatkan *Test Loss* dengan *accuracy* 0.0673 dan *Test Accuracy* 0.9667.



Gambar 7. Metrik akurasi dan loss data training bentuk bubuk

Sumber Gambar: Dokumentasi Pribadi

Berdasarkan Gambar 7, *Training Loss* dengan *Accuracy* 0.1594 dan *Training Accuracy* 0.9236. Evaluasi Model pada data test mendapatkan *Test Loss* dengan *accuracy* 0.2486 dan *Test Accuracy* 0.9111.

3.4 Evaluasi Hasil Model CNN dengan Arsitektur MobileNetV2

Pengujian model dilakukan secara terpisah untuk setiap bentuk utuh, iris, dan bubuk menggunakan data uji. Performa model dievaluasi berdasarkan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. Model CNN dengan arsitektur *MobileNetV2* untuk *Classification Report* dapat dilihat dalam Tabel 1, Tabel 2, Tabel 3

Tabel 1. *Classification report* bentuk utuh

Performa Hasil Klasifikasi Bentuk Utuh			
Kelas	<i>Precision</i>	<i>recall</i>	<i>F1-score</i>
jahe utuh	1.00	0.90	0.95
kunyit utuh	0.91	0.97	0.94
Kelas	<i>Precision</i>	<i>recall</i>	<i>F1-score</i>
lengkuas utuh	0.94	0.97	0.95

Sumber Tabel: Dokumentasi Pribadi

Berdasarkan Tabel 1, Model menunjukkan hasil yang sangat baik dengan *Precision* 1.00 untuk jahe utuh, *recall* tinggi untuk kunyit dan lengkuas utuh.

Tabel 2. *Classification report* bentuk iris

Performa Hasil Klasifikasi Bentuk Bubuk			
Kelas	<i>Precision</i>	<i>recall</i>	<i>F1-score</i>
jahe iris	1.00	0.90	0.95
kunyit iris	0.91	1.00	0.95
lengkuas iris	1.00	1.00	1.00

Sumber Tabel: Dokumentasi Pribadi

Berdasarkan Tabel 2, Model memberikan hasil sempurna dengan *Precision*, *recall*, dan *F1-score* 1.00 untuk lengkuas iris.

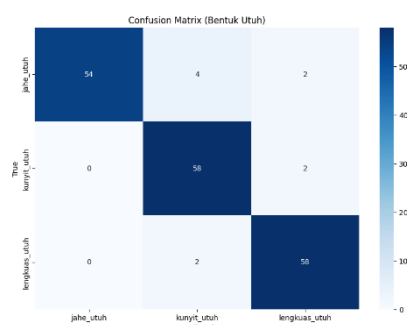
Tabel 3 *Classification report* bentuk bubuk

Performa Hasil Klasifikasi Bentuk Bubuk			
Kelas	<i>Precision</i>	<i>recall</i>	<i>F1-score</i>
jahe bubuk	0.85	0.87	0.86
kunyit bubuk	1.00	0.98	0.99
lengkuas bubuk	0.84	0.90	0.87

Sumber Tabel: Dokumentasi Pribadi

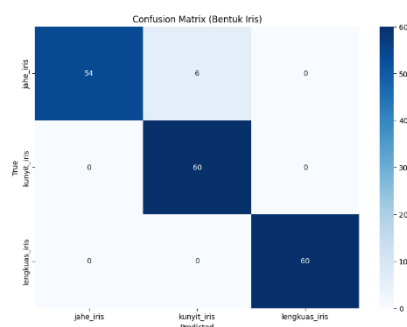
Berdasarkan Tabel 3, Meskipun *Precision* kunyit bubuk mencapai 1.00 dan *F1-score* 0.99, model mengalami kesulitan kecil dalam mengklasifikasikan jahe bubuk dengan *Precision* 0.85 dan *F1-score* 0.86.

Untuk melihat Klasifikasi prediksi model secara lebih rinci berdasarkan bentuknya, analisis lebih lanjut dapat melalui *Confusion Matrix* Bentuk Utuh, Iris, dan Bubuk yang dapat dilihat pada Gambar 8, 9, 10

Gambar 8 *Confusion matrix* bentuk utuh

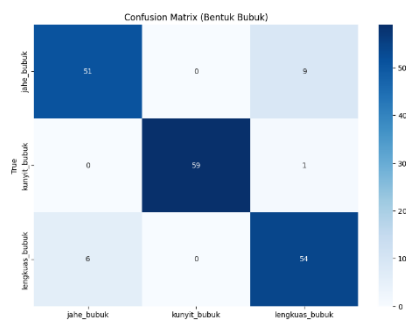
Sumber Gambar: Dokumentasi Pribadi

Pada gambar 4.7 jahe_utuh memiliki prediksi TP (*True Positive*) 54 benar terklasifikasi sebagai jahe_utuh, meskipun ada FP (*False Positive*) 4 kesalahan yang diklasifikasikan sebagai kunyit_utuh dan FN (*False Negative*) 2 sebagai lengkuas utuh. Kunyit_utuh memiliki akurasi tinggi dengan TP 58 benar terklasifikasi, hanya FP 2 kesalahan menjadi lengkuas utuh. Lengkuas_utuh menunjukkan performa sangat baik dengan TP 58 benar terklasifikasi, dan FN 2 kesalahan menjadi jahe utuh.

Gambar 9 *Confusion matrix* bentuk iris

Sumber Gambar: Dokumentasi Pribadi

Pada Gambar 4.8 Jahe_iris terprediksi dengan baik dengan TP 54 benar terklasifikasikan, namun ada FP 6 kesalahan terklasifikasi sebagai kunyit iris. Kunyit_iris hampir dengan TP 60 benar dan tidak ada kesalahan. Lengkuas_iris juga dengan TP 60 benar terklasifikasikan tanpa kesalahan.



Gambar 10 Confusion matrix bentuk bubuk

Sumber Gambar: Dokumentasi Pribadi

Gambar 10, Jahe_bubuk TP 51 terklasifikasikan dengan baik meskipun ada FN 9 kesalahan terklasifikasi sebagai lengkuas bubuk. Kunyit_bubuk juga memiliki hasil sangat baik dengan TP 59 benar terklasifikasi dan hanya FP 1 kesalahan menjadi lengkuas bubuk. Lengkuas_bubuk memiliki performa baik dengan TP 54 benar, meskipun ada FP 6 kesalahan terklasifikasikan sebagai jahe bubuk.

Evaluasi Hasil dan Implementasi Citra Baru

Model digunakan untuk memprediksi satu gambar baru. Gambar baru diresize menjadi 224 X 224 piksel dan dinormalisasi sebelum dimasukkan ke model. Dalam implementasi citra baru dilakukan untuk masing-masing bentuk utuh, iris, dan bubuk. Untuk tiap bentuk, hanya satu citra baru yang digunakan sebagai percobaan awal. Pendekatan ini dimaksudkan untuk mendemonstrasikan proses pengolahan dan analisis citra, sehingga hasil yang diperoleh bersifat ilustratif dan tidak mewakili keseluruhan variasi citra dalam tiap kategori. Untuk hasil implementasinya bisa di lihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Contoh hasil citra baru implementasi bentuk utuh, iris, dan bubuk

No	Nama Rempah	Implementasi Citra Baru	Keterangan	Prediction Confidence
1	Kunyit_utuh		Sesuai	Confidence 0.9956
No	Nama Rempah	Implementasi Citra Baru	Keterangan	Prediction Confidence

2	Lengkuas_iris		Sesuai	<i>Confidence 0.9997</i>
3	Jahe_bubuk		Sesuai	<i>Confidence 0.9888</i>

Sumber Tabel: Dokumentasi Pribadi

Pada implementasi model kunyit_utuh, lengkuas_iris, jahe_bubuk citra yang dimasukkan ke dalam model diklasifikasikan berdasarkan probabilitas yang dihasilkan oleh model setelah pelatihan, menunjukkan bahwa model dapat mengenali jenis rempah berdasarkan bentuknya dengan baik. Output gambar prediksi model dapat memberikan gambaran yang lebih jelas tentang seberapa akurat model dalam mengklasifikasikan citra baru dengan prediksi *Confidence* , termasuk kunyit_utuh, lengkuas_iris, jahe_bubuk.

4. SIMPULAN

Penelitian ini menghasilkan kesimpulan bahwa penggunaan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2 mampu mengklasifikasikan jenis rempah famili Zingiberaceae yaitu kunyit, jahe, dan lengkuas. pada tiga variasi bentuk utuh, iris, dan bubuk secara efektif. Pada *pre-processing* termasuk *resize* citra menjadi 224 X 224, normalisasi, serta penerapan augmentasi data berhasil merepresentasikan karakteristik visual objek sekaligus mencegah terjadinya overfitting. Hasil pemodelan menunjukkan kinerja pengujian yang sangat memuaskan, di mana bentuk iris mencapai tingkat akurasi tertinggi sebesar 96,67% (Test Loss 0.0673), diikuti bentuk utuh sebesar 94,44% (Test Loss 0.2144), dan bentuk bubuk sebesar 91,11% (Test Loss 0.2486).

Analisis evaluasi menunjukkan bahwa tingkat kemiripan tekstur visual menjadi faktor utama yang memengaruhi akurasi, di mana model mampu mengklasifikasikan kelas kunyit dan bentuk iris secara sempurna, namun mengalami kendala kecil pada klasifikasi jahe bubuk dan lengkuas bubuk akibat tingkat kemiripan visual yang homogen. Selain itu, pengujian pada sampel citra baru membuktikan bahwa model

memiliki kemampuan generalisasi yang sangat kuat dengan nilai Prediction Confidence di atas 98%. Oleh karena itu, studi ini membuktikan bahwa arsitektur MobileNetV2 yang efisien dan ringan bisa menjadi solusi yang relevan, akurat, dan praktis untuk diimplementasikan dalam pengenalan bahan pangan otomatis di sektor rumah tangga, pendidikan kuliner, maupun industri pengolahan pangan.

REFERENCES

- [1] I. Wulandari, H. Yasin, and T. Widiyarih, "Klasifikasi Citra Digital Bumbu dan Rempah dengan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)," 2020, [Online]. Available: <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/>
- [2] S. Syofyan and L. Fitria, "Spice Type Recognition Based on Shape and Color Features Using K-Nearest Neighbor and Fuzzy Methods," vol. 6, no. 4, 2025.
- [3] P. Lixourgiti, K. A. Goggin, X. Zhao, D. J. Murphy, S. van Ruth, and A. Koidis, "Authentication of cinnamon spice samples using FT-IR spectroscopy and chemometric classification," *Lwt*, vol. 154, p. 112760, 2022, doi: 10.1016/j.lwt.2021.112760.
- [4] I. P. W. Prasetya and I. M. G. Sunarya, "Image Classification of Spices Basic Ingredients for Making Bumbu Bali Base Genep Based on Deep Learning," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 13, no. 1, pp. 79–90, 2024.
- [5] Z. Affandi *et al.*, "Rempah-Rempah dalam Prasasti Warunggan Sebagai Rujukan Obat Tradisional Program Studi Pendidikan Sejarah Rempah-rempah yang menyebutkan bahwa " Pada relief Candi Borobudur terdapat penggambaran orang yang sedang menghancurkan," vol. 9, no. 2, p. 28, 2024, [Online]. Available: [file:///C:/Users/HP/Downloads/20961-Article Text-53496-1-10-20240822.pdf](file:///C:/Users/HP/Downloads/20961-Article%20Text-53496-1-10-20240822.pdf)
- [6] M. ICHWAN and H. SUMANTRI, "Evaluasi Kinerja Model Inception Resnet-V2 dan Inception-V4 dalam Mengklasifikasi Kualitas Biji Kakao," *MIND (Multimedia Artif. Intell. Netw. Database) J.*, vol. 9, no. 1, pp. 25–41, 2024, [Online]. Available: <https://ejurnal.itenas.ac.id/index.php/mindjournal/article/view/10543>
- [7] K. Velarati, C. A. Sari, and E. H. Rachmawanto, "A Comparison of Convolutional Neural Network (CNN) and Transfer Learning MobileNetV2 Performance on Spices Images Classification," vol. 8, no. 2, pp. 413–420, 2024.
- [8] A. D. Lestari, A. U. Khan, D. A. A. Pertiwi, and M. A. Muslim, "A new CNN model integrated in onion and garlic sorting robot to improve classification accuracy," *J. Soft Comput. Explor.*, vol. 5, no. 1, pp. 80–85, 2024, doi: 10.52465/josce.v5i1.304.
- [9] Rexion Alondeo Boimau and Yampi R. Kaesmetan, "Klasifikasi Citra Digital Bumbu dan Rempah Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)," *Repeater Publ. Tek. Inform. dan Jar.*, vol. 2, no. 3, pp. 26–34, 2024, doi: 10.62951/repeater.v2i3.81.
- [10] A. E. Putra, M. F. Naufal, and V. R. Prasetyo, "Klasifikasi Jenis Rempah Menggunakan Convolutional Neural Network dan Transfer Learning," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 9, no. 1, p. 12, 2023, doi: 10.26418/jp.v9i1.58186.
- [11] H. S. Metha, K. Kusriani, and D. Ariatmanto, "Classification of types Roasted Coffee Beans using Convolutional Neural Network Method," *Sinkron*, vol. 8, no. 2, pp. 846–851, 2024, doi: 10.33395/sinkron.v8i2.13517.
- [12] M. Wibowo, H. Handayani, and ..., "Deteksi Penggunaan Masker Pada Tempat Umum Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," ... *Student J. ...*, vol. V, pp. 131–136, 2024, [Online]. Available: <http://journal.ubpkarawang.ac.id/mahasiswa/index.php/ssj/article/view/1016>
- [13] Alif Kirana, Hanny Hikmayanti, and Jamaludin Indra, "Pengenalan Pola Aksara Sunda dengan Metode Convolutional Neural Network," *Sci. Student J. Information, Technol. Sci.*, vol. 1, no. 2, pp. 95–100, 2020.
- [14] C. A. Sari, L. H. S. Pradana, and E. H. Rachmawanto, "Identifikasi Citra Jenis Rempah-Rempah Menggunakan Arsitektur ResNet50," *LogicLink*, vol. 2, no. 1, pp. 27–41, 2025, doi: 10.28918/logiclink.v2i1.10713.
- [15] C. Fadillah and S. Supatman, "Klasifikasi Jenis Rempah-Rempah Alami Untuk Kecantikan Menggunakan Densnet 121," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 923–929, 2024, doi: 10.36040/jati.v9i1.12512.

-
- [16] M. A. Hakiki, N. Rachmat, and K. Kunci-Cnn, "Klasifikasi Spesies Jamur Menggunakan Convolutional Neural Network dengan Arsitektur MobileNetV2," *J. Algoritma*, vol. 5, no. 3, pp. 274–287, 2025, doi: 10.35957/algoritme.v6i1.11077.
 - [17] I. Riski, K. Putra, C. Sri, and K. Aditya, "Klasifikasi Citra Burung Cendrawasih Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *J. Repos.*, vol. 7, no. 2, pp. 189–198, 2025, [Online]. Available: <https://ejournal.umm.ac.id/index.php/repositor/article/view/34309>
 - [18] Muhammad Minanul Lathif and S. Novianto, "Turtle Dove Classification Using CNN Algorithm With MobileNetV2 Transfer Learning," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 4, pp. 1701–1708, 2025, doi: 10.30871/jaic.v9i4.9173.
 - [19] N. P. Mashak, G. Akbarizadeh, and E. Farshidi, "Classification of prostate cancer using Deep Learning approach and MobileNetV2 architecture," 2022, [Online]. Available: <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-1964155/v1>
 - [20] F. A. Mufarroha and D. A. Fatah, "Klasifikasi Jenis Rempah Penghasil Minyak Atsiri Menggunakan Metode Machine Learning," *J. SimanteC*, vol. 11, no. 1, pp. 123–130, 2022, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/awaltry>