



Identifikasi Kualitas Visual Rempah Ekspor Indonesia Menggunakan *Deep Learning* Berbasis CNN

Arifin Yusuf Permana¹, Ifani Hariyanti²

^{1,2} Universitas Adhirajasa Reswara Sanjaya Bandung Jawa Barat Indonesia

Email : arifinyusufp447@gmail.com¹, ifani@ars.ac.id²

Abstract. *Indonesia is the world's leading producer of spices, but it still faces challenges in manual visual quality assessment, which is inconsistent. This study aims to develop a spice quality classification system using a Deep Learning approach based on Convolutional Neural Networks (CNN). Data was collected through digital images of five types of spices (cloves, cardamom, cinnamon, pepper, and nutmeg) classified into two categories: good and bad. The dataset was then processed and used to Train the CNN model using Tensorflow. The model architecture consists of several convolution, pooling, and dense layers, and is integrated into a web-based prototype application using Streamlit. Evaluation results show that the model achieves high Accuracy of 98.86% (Training), 98.45% (Validation), and 98.45% (Testing). The prototype application can provide automatic Predictions of spice quality through a simple and responsive interface. The results of this study indicate that CNN is effective in identifying the visual quality of spices and can serve as an objective, efficient technological solution that supports the enhancement of Indonesia's spice export competitiveness.*

Keywords: *CNN, Deep Learning, Image Processing, Indonesian Spices, Streamlit*

Abstrak. Indonesia merupakan produsen utama rempah dunia, namun masih menghadapi tantangan dalam penilaian kualitas visual secara manual yang kurang konsisten. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi kualitas rempah menggunakan pendekatan *Deep Learning* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN). Data dikumpulkan melalui citra digital lima jenis rempah (cengkeh, kapulaga, kayu manis, merica, dan pala) yang diklasifikasikan ke dalam dua kelas: baik dan buruk. Dataset kemudian diproses dan digunakan untuk melatih model CNN menggunakan Tensorflow. Arsitektur model terdiri dari beberapa lapisan konvolusi, *pooling*, dan *dense*, serta diintegrasikan ke dalam aplikasi prototipe berbasis web menggunakan Streamlit. Hasil evaluasi menunjukkan model mampu mencapai akurasi tinggi sebesar 98,86% (*Training*), 98,45% (validasi), dan 98,45% (pengujian). Aplikasi prototipe dapat memberikan prediksi kualitas rempah secara otomatis melalui antarmuka yang sederhana dan responsif. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa CNN efektif dalam mengidentifikasi kualitas visual rempah dan dapat dijadikan solusi teknologi yang objektif, efisien, serta mendukung peningkatan daya saing ekspor rempah Indonesia.

Kata kunci: CNN, *Deep Learning*, Pemrosesan Gambar, Rempah Indonesia, Streamlit

1. LATAR BELAKANG

Indonesia, sebagai negara kepulauan tropis, dikenal memiliki kekayaan hayati yang luar biasa, salah satunya adalah rempah-rempah. Komoditas seperti kunyit, jahe, lengkuas, dan pala bukan hanya bernilai secara kultural dan historis, tetapi juga memiliki peran penting dalam perdagangan global. Sejak abad ke-15, rempah-rempah Indonesia menjadi primadona di pasar dunia, terutama Eropa (Harahap, 2025). Hal ini tidak mengherankan karena Indonesia menjadi habitat bagi sekitar 275 dari 400–500 spesies rempah-rempah dunia (Elvianti, 2022), dan dikenal sebagai produsen utama cengkeh, kapulaga, dan kayu manis.

Permintaan ekonomi global terhadap rempah terus mengalami peningkatan signifikan. Pertumbuhan permintaan dunia terhadap rempah mencapai 10,38% per tahun (Anggrasari et al., 2021), dan kawasan Uni Eropa menjadi pasar potensial berkat kebutuhan mereka akan

bahan baku berkualitas tinggi. Sayangnya, peluang besar ini belum sepenuhnya dimanfaatkan secara optimal. Kapasitas produksi dan pengolahan rempah Indonesia belum cukup kompetitif untuk memenuhi standar internasional, khususnya terkait kualitas dan keamanan pangan (Mufidatul Almas, 2025).

Banyak tantangan yang menghambat optimalisasi ekspor rempah Indonesia. Menurut (Luluk Zahara et al., 2022) persoalan kualitas menjadi salah satu yang paling krusial. Contohnya, pengiriman pala ke Uni Eropa sempat mengalami penolakan karena kontaminasi aflatoksin dan okratoksin yang melebihi ambang batas. Bahkan beberapa produk harus dihancurkan atau dikembalikan ke Indonesia. Selain itu, kendala lain yang tak kalah penting adalah rendahnya minat petani terhadap budidaya rempah, ketergantungan pada tengkulak, serta rantai pasok yang panjang dan tidak efisien. Kualitas hasil panen yang tidak konsisten, ditambah dengan penggunaan pestisida berlebihan, juga memperburuk reputasi produk rempah Indonesia di pasar internasional.

Tak hanya pada sisi produksi, tantangan juga hadir dalam minimnya inovasi teknologi untuk mendukung penanganan pascapanen serta evaluasi kualitas produk yang masih manual dan tidak bisa dilakukan oleh beberapa kalangan masyarakat. Banyak petani belum memahami pentingnya penanganan pascapanen yang tepat, seperti pengeringan dan penyimpanan, yang berdampak langsung pada kualitas akhir produk. Di sinilah teknologi berbasis kecerdasan buatan, khususnya *Deep Learning*, dapat menawarkan solusi (Jahanbakhshi et al., 2021).

Deep Learning merupakan metode pembelajaran mesin yang meniru cara kerja otak manusia dalam mengenali pola dari data yang kompleks seperti gambar. Salah satu algoritma andalannya, *Convolutional Neural Network* (CNN), sangat efektif dalam mengolah data visual karena mampu mengenali fitur-fitur penting seperti warna, tekstur, dan bentuk spasial (Singh Brar et al., 2025). Dengan memanfaatkan CNN, kualitas visual rempah dapat dievaluasi secara otomatis melalui analisis citra digital, sehingga membantu memastikan standar mutu yang sesuai untuk kebutuhan ekspor.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem Identifikasi Kualitas Rempah Ekspor Indonesia Menggunakan *Deep Learning* Berbasis CNN. Pada penelitian ini diharapkan dapat membantu mempermudah proses identifikasi visual terhadap kualitas rempah-rempah Indonesia melalui sistem otomatis yang dapat mengenali karakteristik visual rempah secara akurat dan mampu mengurangi ketidakkonsistenan dalam proses identifikasi kualitas rempah dengan hasil yang lebih objektif dengan bantuan sistem prototipe yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi nama rempah berdasarkan gambar.

2. KAJIAN TEORITIS

Konsep Definisi Rempah

Rempah merupakan komponen tanaman yang berasal dari batang, daun, kulit kayu, akar, rimpang, umbi, biji, bunga, atau bagian tubuh tanaman lainnya. Tanaman memproduksi zat fitokimia di area tubuh mereka sebagai bagian dari proses metabolisme mereka. tanaman wangi atau bagian tanaman yang sebagian besar digunakan untuk memberi rasa pada masakan (Tahir & Amaliah, 2023). Sebagai salah satu negara penghasil rempah-rempah yang paling beragam di dunia, Indonesia termasuk di antara produsen rempah-rempah terbaik di dunia. Salah satu ciri khas Indonesia yang tak terpisahkan dari sejarah bangsa Indonesia adalah keragaman rempah-rempahnya (Sholihah et al., 2021).

Beberapa olahan rempah dan manfaat kesehatan dari penggunaan rempah-rempah menurut (Sutana et al., 2024) antara lain jamu, lulur rempah, dan aroma terapi. Pemanfaatan lain dari rempah menurut (Hastuti et al., 2021) meliputi dalam industri kosmetik kunyit digunakan untuk toner wajah, kayu manis untuk masker wajah, dan lada hitam sebagai serum mencegah penuaan.

Konsep Deep Learning

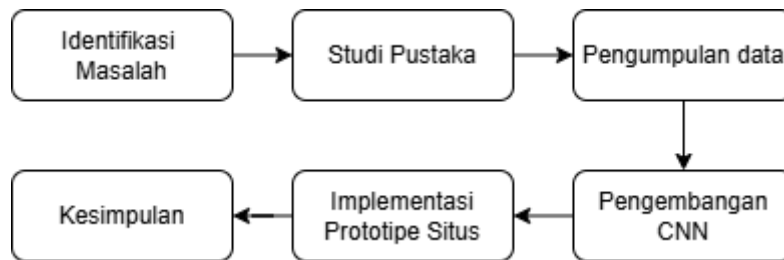
Deep Learning adalah metode pembelajaran mesin yang secara hirarkis mengekstrak fitur dari data menggunakan jaringan saraf dalam. Gambar, teks, dan musik adalah contoh data yang kompleks dan tidak terstruktur yang dapat ditangani dengan baik oleh *Deep Learning* (Auliaddina & Arifin, 2024). Pra-pemrosesan, ekstraksi fitur, pemilihan fitur yang hati-hati, pembelajaran, dan klasifikasi adalah proses berurutan yang diperlukan untuk menyelesaikan masalah klasifikasi menggunakan teknik pembelajaran mesin tradisional (Mudzakir & Arifin, 2022).

Konsep Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan bagian dari jaringan syaraf tiruan, sejenis jaringan syaraf tiruan yang sering digunakan dalam pemrosesan dan pengenalan gambar dan algoritma bagian dari *Deep Learning*. Metode ini dibuat khusus untuk menangani gambar visual dan data piksel (Kanade et al., 2021). CNN dapat memfilter/mengkategorikan gambar ke dalam kelas-kelas yang berbeda berdasarkan pasangan input-output, menggantikan teknik kuno seperti pemfilteran manual setelah pelatihan yang cukup. Struktur kabel internal neuron di otak manusia sebanding dengan arsitektur CNN. Lapisan konvolusi, *pooling*, *fully linked*, dan normalisasi semuanya digabungkan di dalamnya (Sultana et al., 2020).

3. METODE PENELITIAN

Metode penelitian menjelaskan secara ringkas bagaimana langkah-langkah penelitian dikembangkan untuk mencapai tujuan penelitian. Langkah pertama alur penelitian. Alur penelitian ini menggambarkan tahapan sistematis yang dilakukan untuk pengembangan sistem identifikasi kualitas visual rempah dengan menggunakan jenis penelitian kuantitatif dan metode eksperimental dengan menggunakan komputer serta metode *Deep Learning* berbasis CNN.



Gambar 1. Alur Penelitian

Identifikasi Masalah

Mengidentifikasi masalah utama yang menjadi latar belakang pelaksanaan penelitian ini, yaitu belum ada nya inovasi teknologi terutama di kalangan pembudidaya berkembang. Penilaian kualitas rempah masih dilakukan secara manual dan subjektif yang menyebabkan hasil yang kurang konsisten serta berpotensi menurunkan daya saing produk di pasar ekspor. Permasalahan ini mendorong penulis untuk mengembangkan solusi berbasis teknologi dengan pendekatan *Deep Learning* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN).

Studi Pustaka

Menganalisis Literatur dan penelitian terdahulu terkait rempah, pengolahan citra digital, dan metode *Deep Learning* khususnya CNN. Tahap ini penting untuk merumuskan landasan teori dan metodologi yang tepat.

Pengumpulan Data

Tahap berikut nya pengumpulan data, Penulis menggunakan data primer berjenis citra atau gambar yang diperoleh secara langsung melalui observasi lapangan dan dokumentasi visual. Penulis mengunjungi beberapa pasar tradisional terdekat untuk membeli dan memotret menggunakan kamera *smartphone* berbagai jenis rempah seperti cengkeh, kapulaga, kayu manis, merica, pala dan dikategorikan ke dalam dua kelas kualitas yaitu baik dan buruk,

Pengembangan Model CNN

Tahap ini merupakan inti dari proses pengembangan sistem klasifikasi kualitas rempah, yaitu perancangan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola visual dan fitur spasial dari citra, yang sangat relevan

untuk klasifikasi kualitas rempah berdasarkan gambar. Tahap pengembangan model CNN terbagi menjadi beberapa tahap berikut:

1. Partisi Dataset

Tahap partisi Dimana dataset dibagi menjadi 3 bagian yaitu data pengujian (*Training*), data validasi (*Validation*), dan data uji (*Test*). Pra-pemrosesan data (*Preprocessing*)

2. Pra-pemrosesan data (*Preprocessing*)

Tahap *Preprocessing* adalah proses persiapan data sebelum digunakan dalam pelatihan model CNN. Pada tahap ini, dataset yang telah dikumpulkan dikelompokkan ke dalam dua bagian utama, yaitu *Training* set dan *Validation* set. Masing-masing set dimuat menggunakan fungsi bawaan *Tensorflow image_dataset_from_directory*.

3. Evaluasi Model

Tahap ini Setelah model CNN selesai dilatih, tahap selanjutnya adalah melakukan evaluasi model untuk mengetahui seberapa baik model dalam melakukan klasifikasi terhadap citra rempah. Evaluasi dilakukan dengan mengukur tingkat akurasi (*Accuracy*) dari model terhadap data validasi dan data pengujian. Proses evaluasi menggunakan metode *model.evaluate()* dari *Tensorflow*, yang secara otomatis menghitung persentase prediksi yang benar dari keseluruhan data yang diuji.

Implementasi Prototipe Situs

Setelah model CNN menunjukkan performa yang baik, model diintegrasikan ke dalam sebuah prototipe aplikasi web menggunakan *framework* Streamlit. Implementasi ini bertujuan untuk menghadirkan solusi nyata yang bisa digunakan oleh pelaku industri rempah maupun masyarakat umum. Aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk mengunggah gambar rempah secara langsung ke dalam sistem, lalu sistem akan memprediksi jenis dan kualitas rempah berdasarkan hasil klasifikasi model CNN.

Kesimpulan

Tahap terakhir dalam penelitian ini adalah menarik kesimpulan berdasarkan hasil pelatihan, evaluasi, dan implementasi. Peneliti menganalisis apakah model CNN yang dibangun mampu memberikan hasil klasifikasi yang akurat dan layak digunakan dalam konteks praktis. Kesimpulan ini menjadi dasar untuk kemungkinan pengembangan lebih lanjut di masa depan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pengumpulan Data

Hasil pengumpulan data ini kemudian diklasifikasikan menjadi dua kategori, yaitu kualitas baik dan buruk untuk disusun menjadi *dataset* dalam folder *Training*, *Testing*, dan *Validation* dengan jumlah kelas masing-masing 10 dan total 1200 citra dengan perbandingan 80:10:10.

Tabel 1. Jenis dan Jumlah Data

Jenis Data	Jumlah Data
Data <i>Training</i>	1000
Data <i>Testing</i>	100
Data <i>Validation</i>	100

Hasil Pra-pemrosesan

Hasil Pra-pemrosesan data merupakan tahap yang sangat penting dalam pengolahan citra digital untuk keperluan pelatihan model berbasis *deep learning*. Pada penelitian ini, data berupa gambar rempah-rempah diekstraksi dari direktori penyimpanan *Google Drive* yang telah diklasifikasikan ke dalam subfolder sesuai dengan nama kelas. Proses pra-pemrosesan dilakukan menggunakan fungsi `image_dataset_from_directory` dari library *Tensorflow*, yang memungkinkan pengambilan data gambar secara otomatis berdasarkan struktur folder, yang secara otomatis membaca gambar dari folder dan memberi label berdasarkan struktur direktori. Adapun proses *preprocessing* yang dilakukan mencakup:

1. Pengaturan ukuran gambar: Semua gambar diubah ukurannya menjadi 64x64 piksel agar seragam saat dimasukkan ke dalam model CNN.
2. Mode warna: Gambar diatur dalam mode RGB untuk mempertahankan informasi warna yang penting dalam klasifikasi citra rempah.
3. Format label: Label dikonversi ke dalam format *categorical (one-hot encoding)* agar cocok digunakan dalam fungsi `loss categorical_crossentropy`.
4. *Shuffling*: Gambar pada *Training* set diacak (`shuffle=True`) agar proses pelatihan tidak bias terhadap urutan data.
5. *Batching*: Gambar dikelompokkan dalam batch berukuran 32 gambar per batch untuk efisiensi pelatihan.

Dengan proses ini, citra digital yang semula bersifat acak dan tidak terstruktur menjadi siap digunakan untuk proses pelatihan model CNN. Selain itu, *preprocessing* dilakukan secara

langsung saat *dataset* dimuat, sehingga tidak diperlukan langkah tambahan secara manual untuk normalisasi atau augmentasi pada tahap ini.

Hasil Perancangan Model CNN

Model CNN yang dibangun menggunakan arsitektur Sequential dari Tensorflow. Struktur model terdiri dari dua *layer* konvolusi (*Conv2D*) dengan masing-masing 32 filter, kernel 3x3, dan aktivasi ReLU, diikuti dengan *layer MaxPooling2D* dan *Dropout* sebesar 25% untuk mencegah *overfitting*. Setelah data flatten, model dilanjutkan dengan dua *layer dense* dengan 512 dan 256 neuron, serta *Dropout* 50%, kemudian ditutup dengan *layer output softmax* untuk klasifikasi multi-kelas.

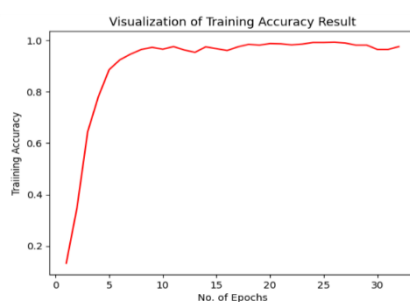
Hasil Evaluasi Model CNN

Evaluasi pada model dilakukan terhadap tiga jenis data, yaitu data uji (*Train*), validasi (*Validation*), dan uji (*Test*) untuk mengetahui seberapa baik kinerja model dalam mengenali kualitas rempah. Evaluasi dilakukan pada data *Training* untuk mengetahui seberapa besar akurasi yang bisa didapatkan. Dari hasil evaluasi diperoleh data akurasi dan nilai *loss* seperti berikut.

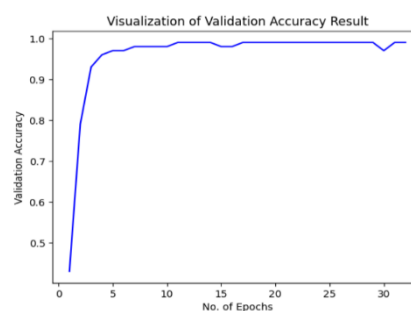
Tabel 2. Hasil Evaluasi Data

No	Data	Accuracy	Loss
1	Data <i>Train</i>	0.9886	0.0336
2	Data <i>Validation</i>	0.9845	0.2845
3	Data <i>Test</i>	0.9845	0.2762

Evaluasi dilakukan menggunakan metrik akurasi dan *loss*, serta divisualisasikan dalam bentuk grafik. Visualisasi digunakan untuk memantau hasil akurasi dan *loss* model pada data pelatihan (*Training*) dan data validasi (*Validation*). Visualisasi mendapatkan hasil seperti berikut



(a)



(b)

Gambar 7. Grafik Akurasi Pelatihan Data: (a) Akurasi Data *Training*; (b) Akurasi Data *Validation*

Gambar 7 (a) diatas merupakan visualisasi hasil akurasi pelatihan (*Training Accuracy*) dari model *Convolutional Neural Network* (CNN), dengan proses *Training* data selama 32 *epoch*. Grafik ini menunjukkan hubungan antara jumlah *epoch* (ditampilkan pada sumbu X *horizontal*) dengan tingkat akurasi (ditampilkan pada sumbu Y *vertical*). Pada awal *Training* data akurasi model memperoleh hasil yang rendah yaitu berada di kisaran 15%, namun, seiring bertambahnya jumlah *epoch* akurasi data meningkat secara signifikan, terutama pada *epoch* 5 hingga 10. Setelah melewati *epoch* ke 10, akurasi data pelatihan (*Training*) terus stabil dan meningkat secara perlahan hingga mendekati angka akurasi 100%. Hal ini menunjukkan model mampu mengenali pola dari data *Training* dengan baik.

Evaluasi data *Training* yang tinggi harus diimbangi dengan evaluasi data validasi (*Validation*) agar memastikan bahwa model tidak mengalami *overfitting*, yaitu kondisi model hanya mampu menghafal data pelatihan (*Training*) namun gagal melakukan generalisasi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

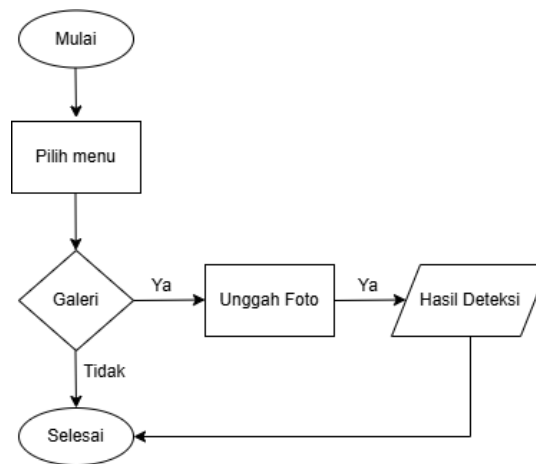
Gambar 7 (b) tersebut merupakan visualisasi hasil akurasi validasi (*Validation Accuracy*) dari model *Convolutional Neural Network* (CNN) selama *Training* data sebanyak 32 *epoch*. Grafik menunjukkan bagaimana kinerja model terhadap data validasi (*Validation*). Pada grafik ini menunjukkan hubungan antara jumlah *epoch* (ditampilkan pada sumbu X *horizontal*) dengan tingkat akurasi (ditampilkan pada sumbu Y *vertical*). Namun, nilai tersebut meningkat tajam dalam beberapa *epoch* pertama dan mencapai nilai di atas 0.90 (90%). Setelah itu akurasi validasi (*Validation*) cenderung stabil, bahkan mendekati 1.0 (100%) mulai dari *epoch* ke 10 hingga akhir data *Training*. Hal ini menunjukkan bahwa model tidak hanya belajar dengan baik dari data pelatihan (*Training*), data validasi (*Validation*) memiliki kemampuan generalisasi yang sangat baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya karena nilai akurasi validasi tetap tinggi dan sebanding dengan akurasi pelatihan.

Secara keseluruhan, grafik ini mengindikasikan bahwa model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dilatih mencapai performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan data validasi, dan menyimpulkan bahwa model ini layak untuk digunakan dalam klasifikasi kualitas rempah.

Hasil Implementasi Prototipe Situs

Hasil Pada tahap ini setelah model CNN dilatih lalu disimpan dalam format *File .h5* lalu diintegrasikan ke dalam sistem yang telah dirancang dan dikembangkan sebagai aplikasi prototipe berbasis *web* menggunakan *framework Streamlit*. Aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk mengunggah gambar rempah dan memprediksi jenis serta kualitas rempah

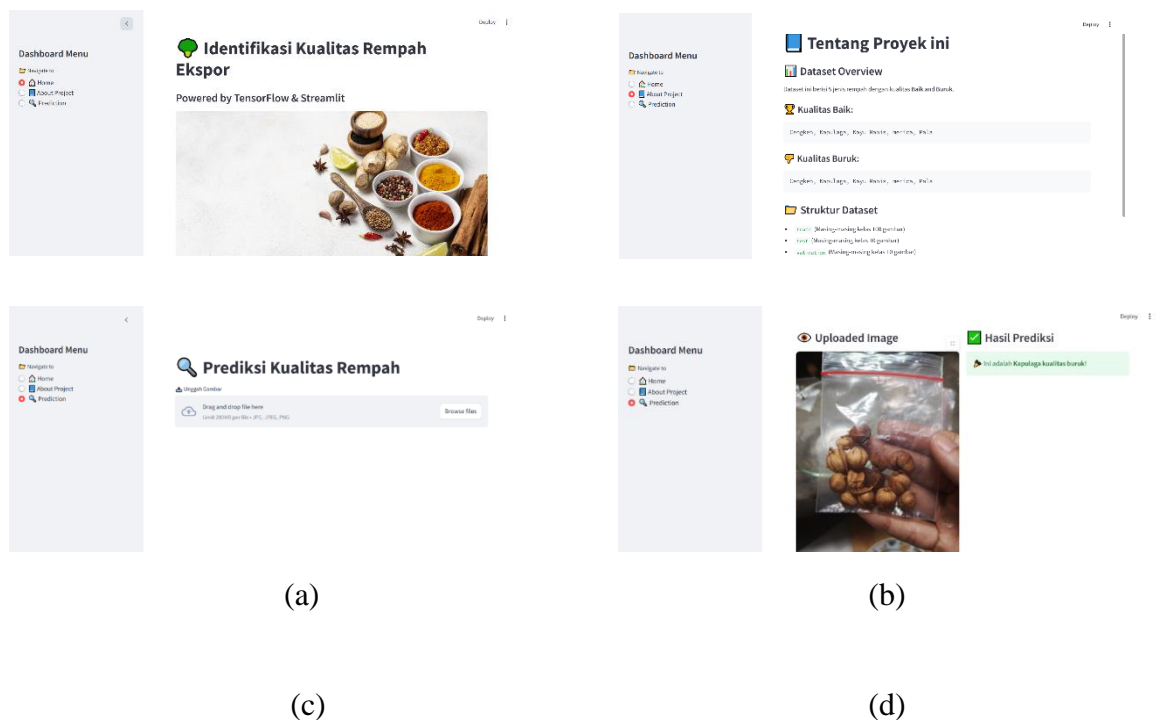
tersebut secara otomatis menggunakan model CNN yang telah dilatih sebelumnya. *File* model .h5 dimuat langsung ke dalam aplikasi. Berikut alur kerja aplikasi prototipe *web*:



Gambar 8. *Flowchart* Penggunaan Prototipe Situs

Gambar 8 merupakan *Flowchart* proses interaksi pengguna dengan prototipe aplikasi deteksi kualitas rempah berbasis *web* yang dibangun menggunakan *Streamlit*. *Flowchart* ini menggambarkan alur logis dari awal pengguna membuka aplikasi hingga mendapatkan hasil deteksi.

Berikut ini merupakan cuplikan tampilan antarmuka dari aplikasi prototipe klasifikasi rempah.



Gambar 9. Antarmuka Aplikasi Prototipe Klasifikasi Rempah: (a) Halaman Utama (*Home*); (b) *About Project*; (c) *Prediction*; (d) Hasil Prediksi

Gambar 9 (a) menampilkan nama sistem dan gambar rempah, (b) Menampilkan deskripsi dataset dan kategori rempah, (c) Halaman untuk mengunggah gambar dan menampilkan hasil klasifikasi. Tampilan aplikasi disesuaikan agar ringan, responsif, dan mudah dipahami oleh pengguna awam sekalipun. Antarmuka menggunakan *layout wide* dan memiliki *sidebar* menu yang memudahkan navigasi, (d) hasil prediksi menampilkan gambar berupa rempah kapulaga berkualitas buruk.

Penelitian ini berhasil membangun sistem klasifikasi kualitas rempah Indonesia berbasis CNN dan *Streamlit*. Model CNN mampu mengenali fitur visual rempah dan mengklasifikasikannya ke dalam kualitas baik atau buruk dengan akurasi tinggi, yaitu 98% untuk data *Training*, 99% untuk *Validation*, dan 99% untuk *Testing*. Proses pengembangan meliputi *preprocessing* data, perancangan arsitektur CNN, hingga pelatihan model.

Selain itu, dibuat pula prototipe aplikasi *web* berbasis *Streamlit* yang memungkinkan pengguna mengunggah gambar rempah dan menerima prediksi kualitas secara *real-time*. Aplikasi ini memiliki antarmuka sederhana dan responsif.

Kelebihan dari sistem ini adalah:

1. Dapat digunakan dengan antarmuka *web* yang sederhana.
2. Mampu memproses gambar dan menghasilkan prediksi secara cepat.
3. Berbasis open source dan dapat dikembangkan lebih lanjut.

Namun, terdapat beberapa keterbatasan:

1. Dataset masih terbatas dan belum mencakup semua jenis rempah.
2. Akurasi model dapat ditingkatkan dengan menambah jumlah data pelatihan.
3. Web belum dilakukan *hosting* ke *server* publik dan masih dalam bentuk lokal prototipe.

Secara keseluruhan, sistem ini membuktikan efektivitas CNN dalam klasifikasi citra dan keberhasilan integrasi ke dalam aplikasi interaktif.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil uraian yang telah disampaikan, dapat disimpulkan bahwa penelitian ini berhasil membangun model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang mampu mengklasifikasikan kualitas rempah-rempah Indonesia berdasarkan citra secara akurat.

1. Ketidakkonsistenan dalam proses identifikasi kualitas rempah secara manual dapat diatasi dengan pendekatan berbasis teknologi menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN). Model ini memberikan hasil klasifikasi yang objektif, konsisten, dan terukur berdasarkan fitur visual dari citra digital rempah, seperti warna dan tekstur, sehingga tidak bergantung pada persepsi manusia

2. Kesulitan dalam mengidentifikasi kualitas rempah secara visual oleh beberapa kalangan masyarakat akibat keterbatasan inderawi dan tingginya variasi tampilan rempah dapat diminimalkan melalui pelatihan model CNN dengan data yang representatif. Model mampu mengenali pola-pola visual penting dan melakukan klasifikasi terhadap lima jenis rempah dalam dua kategori kualitas (baik dan buruk) melalui prototipe aplikasi dengan akurasi yang cukup tinggi.

Hasil ini sejalan dengan teori dan pendekatan *Deep Learning* berbasis CNN yang secara luas telah terbukti efektif dalam klasifikasi citra. Implementasi model ke dalam aplikasi berbasis *Streamlit* juga menjadi salah satu pendekatan praktis yang menghubungkan hasil pelatihan model ke dalam sistem interaktif yang dapat digunakan oleh pengguna secara langsung.

Adapun beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan sistem ke depan adalah sebagai berikut:

1. *Dataset* yang digunakan perlu diperluas baik dari jumlah citra maupun variasi jenis rempah agar model semakin akurat dan generalisasi model meningkat.
2. Model CNN dapat dikembangkan lebih lanjut menggunakan teknik augmentasi data dan arsitektur CNN yang lebih kompleks.
3. Aplikasi sebaiknya dihosting secara *online* agar dapat digunakan secara publik, serta ditambahkan fitur penyimpanan hasil klasifikasi.

Dengan saran-saran tersebut, diharapkan sistem ini dapat terus berkembang dan memberikan manfaat lebih luas bagi masyarakat, akademisi, dan pelaku industri ekspor rempah Indonesia.

DAFTAR REFERENSI

- Almas, M. (2025). Analisis kerjasama Indonesia dan Uni Eropa dalam ekspor rempah-rempah tahun 2020-2023.
- Anggrasari, H., Perdana, P., & Mulyo, J. H. (2021). Keunggulan komparatif dan kompetitif rempah-rempah Indonesia di pasar internasional. *Jurnal Agrica*, 14(1), 9–19. <https://doi.org/10.31289/agrica.v14i1.4396>
- Auliaddina, S., & Arifin, T. (2024). Sistemasi: Jurnal sistem informasi penggunaan data augmentasi dan hyperparameter tuning dalam klasifikasi jenis batik menggunakan model CNN. *Sistemasi*, 13(1). <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>
- Brar, D. S., Singh, B., & Nanda, V. (2025). An XAI-enabled 2D-CNN model for non-destructive detection of natural adulterants in the wonder hot variety of red chilli powder. <https://doi.org/10.1039/d5fo00118h>

- Elvianti, W. (2022). Sosialisasi rempah sebagai komoditas ekspor rempah melalui media sosial. *Jurnal Abdimas Adpi Sosial Dan Humaniora*, 3(2), 329–338.
- Harahap, T. (2025). Potensi budidaya tanaman rempah dalam mendukung ekspor pertanian. *Timbul Harahap Abstrak*.
- Hastuti, A., Lestari, T. A., Magister, P., Pangan, T., Pascasarjana, S., & Djuanda, U. (2021). Pemanfaatan 8 jenis rempah di bidang kosmetik, bumbu masak, makanan hingga fragrance dan flavor. *Jurnal Ilmiah Pangan Halal*, 3(1).
- Jahanbakhshi, A., Abbaspour-Gilandeh, Y., Heidarbeigi, K., & Momeny, M. (2021). A novel method based on machine vision system and deep learning to detect fraud in turmeric powder. *Computers in Biology and Medicine*, 136. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2021.104728>
- Kanade, P., David, F., & Kanade, S. (2021). Convolutional neural networks (CNN) based eye-gaze tracking system using machine learning algorithm. *European Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 5(2), 36–40. <https://doi.org/10.24018/ejece.2021.5.2.314>
- Mudzakir, I., & Arifin, T. (2022). Klasifikasi penggunaan masker dengan convolutional neural network menggunakan arsitektur MobileNetv2. *EXPERT: Jurnal Manajemen Sistem Informasi Dan Teknologi*, 12(1), 76. <https://doi.org/10.36448/expert.v12i1.2466>
- Sholihah, A., Agustin, Y. A., Vacha, N. K., & Yusuf, M. A. (2021). Spices and garbage two keys to healthy life. *Abdimas: Jurnal Pengabdian Masyarakat Universitas Merdeka Malang*, 6(4), 565–574. <https://doi.org/10.26905/abdimas.v6i4.5172>
- Sultana, R., Adams, R. D., Yan, Y., Yanik, P. M., & Tanaka, M. L. (2020). Trash and recycled material identification using convolutional neural networks (CNN). *Conference Proceedings - IEEE SOUTHEASTCON*, 2020-March. <https://doi.org/10.1109/SoutheastCon44009.2020.9249739>
- Sutana, I. G., Ayu, I., Arini, D., Tinggi, S., Hindu, A., Mpu, N., Singaraja, K., & Badung, G. P. (2024). Rempah-rempah sebagai potensi wellness tourism di Indonesia.
- Tahir, M. M., & Amaliah, N. (2023). Bumbu rempah penggugah cita rasa penerbit CV. Eureka Media Aksara.
- Zahara, L., Bestianta, R., & Iskandar, L. (2022). Buletin-apbn-public-164.