

KLASIFIKASI CITRA SAYUR-SAYURAN MENGGUNAKAN CNN DENGAN VALIDASI SILANG K-FOLDS DI TENSORFLOW

Septian Rizky Insani¹, Ahmad Fauzi², Bambang Wijonarko³

^{1,2,3} Universitas Bina Sarana Informatika

Jl. Kramat Raya No.98, Senen, Jakarta Pusat, Indonesia

e-mail: ¹ septianrizky375@gmail.com, ²ahmad.azy@bsi.ac.id, ³bambang.bwo@bsi.ac.id

Abstrak - Sayuran merupakan bagian tumbuhan yang memiliki kadar air tinggi dan berperan penting dalam konsumsi pangan sehari-hari. Namun, proses identifikasi jenis sayuran secara manual sering kali memerlukan waktu dan berisiko terjadi kesalahan, terutama dalam skala besar seperti di pasar atau industri. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan menguji model klasifikasi citra sayuran secara otomatis menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan pendekatan *K-Fold Cross Validation* sebagai solusi terhadap permasalahan tersebut. Dataset yang digunakan terdiri dari 15 kelas sayuran, yaitu brokoli, capsicum, kacang, kembang kol, kentang, kubis, labu air, labu kuning, lobak, pare, pepaya, terong, timun, tomat, dan wortel. Proses pelatihan dilakukan dengan dua skenario, yaitu model pertama dilatih selama 10 epoch dan model kedua selama 5 epoch, masing-masing divalidasi menggunakan 5-Fold Cross Validation. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model dengan pelatihan 10 epoch memberikan performa klasifikasi yang lebih optimal dengan akurasi tertinggi sebesar 99,13%, dibandingkan dengan model 5 epoch yang mencapai akurasi 99,07%. Temuan ini menegaskan bahwa jumlah epoch berpengaruh signifikan terhadap peningkatan performa model CNN dalam tugas klasifikasi citra dengan banyak kelas. Model yang dihasilkan memiliki potensi besar untuk diterapkan dalam sistem identifikasi otomatis sayuran guna mendukung sektor pertanian dan perdagangan berbasis teknologi.

Kata Kunci: Convolutional Neural Network, klasifikasi citra, sayuran, K-Fold Cross Validation, epoch, akurasi

PENDAHULUAN

Indonesia dikenal sebagai negara agraris yang memiliki kekayaan alam yang luar biasa, salah satunya adalah keberagaman jenis sayur-sayuran. Sayuran merupakan salah satu yang penting dalam sektor pertanian karena nilai gizi dan perannya sebagai kebutuhan pokok sehari-hari masyarakat. Akan tetapi, pada kenyataannya, proses identifikasi serta pengelompokan berbagai jenis sayuran masih sering dilakukan dengan cara-cara yang bersifat manual dan tradisional. Proses identifikasi manual tersebut sangat bergantung pada ketelitian manusia dan dapat menimbulkan kesalahan klasifikasi, terutama saat menangani data dalam jumlah besar atau ketika varietas sayuran memiliki bentuk visual yang mirip (Aenun et al., 2024).

Seiring dengan perkembangan teknologi, khususnya dalam bidang kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) dan pengolahan citra digital, pendekatan baru dalam proses klasifikasi visual mulai dikembangkan. Salah satu metode yang paling menonjol adalah penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN merupakan bagian dari *deep*

learning yang dirancang untuk menangani data berbentuk grid, seperti gambar, dan telah banyak digunakan dalam berbagai aplikasi klasifikasi gambar seperti pengenalan wajah, klasifikasi medis, hingga identifikasi tanaman (Mienye & Swart, 2024).

CNN memiliki kemampuan untuk secara otomatis mengekstraksi fitur penting dari gambar melalui lapisan-lapisan *konvolusi* dan *pooling*. Hal ini menjadikan CNN lebih unggul dibandingkan metode yang bersifat manual dan tradisional dalam klasifikasi gambar, karena tidak memerlukan proses ekstraksi fitur manual yang kompleks. Dalam konteks klasifikasi sayuran, CNN dapat digunakan untuk membedakan jenis sayur berdasarkan bentuk, warna, dan tekstur visual dari citra digital. Studi oleh (Peryanto et al., 2020) menunjukkan bahwa CNN mampu mengklasifikasikan gambar dengan akurasi tinggi, terutama jika didukung oleh arsitektur yang tepat dan jumlah data latih yang memadai. (Arif Sulaksana Putra, 2020)

Tantangan dalam penggunaan CNN terletak pada potensi terjadinya *overfitting*, yaitu ketika model terlalu menghafal data pelatihan dan gagal melakukan generalisasi terhadap data baru. Oleh karena itu,

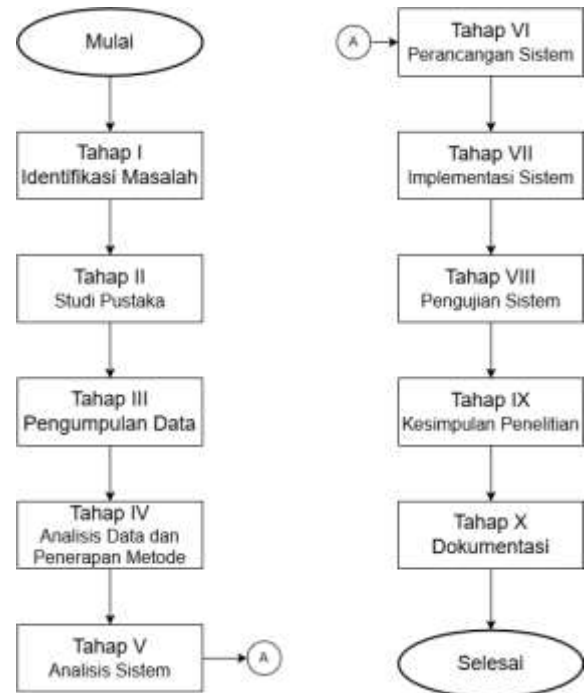


penting untuk melakukan evaluasi model secara menyeluruh dan objektif. Teknik *K-Fold Cross Validation* merupakan salah satu metode evaluasi yang kerap digunakan dan terbukti cukup efektif dalam proses pengujian kinerja suatu model. Teknik ini membagi data menjadi *K* bagian (*fold*), kemudian model dilatih dan diuji sebanyak *K* kali dengan kombinasi lipatan yang berbeda. Metode ini terbukti dapat meningkatkan ketahanan model dan memberikan gambaran kinerja yang lebih stabil (FUADAH et al., 2022).

TensorFlow berperan sebagai framework yang untuk melakukan pelatihan terhadap model CNN (*Convolutional Neural Network*). TensorFlow menyediakan berbagai modul yang memudahkan dalam merancang arsitektur deep learning, melakukan augmentasi data, serta mengintegrasikan teknik validasi silang. Penggunaan TensorFlow juga mendukung efisiensi komputasi serta fleksibilitas dalam eksperimen arsitektur model yang berbeda. Penelitian yang dilakukan oleh (Reza Fahrurroji et al., 2024) menunjukkan bahwa TensorFlow dapat digunakan secara efektif untuk klasifikasi citra tanaman menggunakan CNN dengan hasil yang baik. Penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem klasifikasi citra sayur-sayuran menggunakan CNN dengan pendekatan validasi silang *K-Folds* pada TensorFlow. Sistem ini diharapkan mampu meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam proses identifikasi sayur-sayuran secara otomatis, serta mengurangi kesalahan klasifikasi yang mungkin terjadi jika dilakukan secara manual. Selain itu, penelitian ini juga berpotensi menjadi landasan awal untuk pengembangan sistem klasifikasi berbasis citra pada sektor pertanian secara lebih luas.

METODE PENELITIAN

Berikut adalah alur penelitian pada perancangan aplikasi klasifikasi citra sayur-sayuran.



Sumber : Hasil Penelitian (2025)

Gambar 1. Alur Penelitian

Berdasarkan tahapan penelitian pada Gambar, maka dapat diuraikan pembahasan pada masing-masing tahapan dalam penelitian ini yaitu :

1. Identifikasi Masalah

Identifikasi masalah merupakan tahap awal dalam metode penelitian yang bertujuan untuk mengungkap dan merumuskan permasalahan utama yang melatarbelakangi perlunya dilakukan penelitian. Dalam konteks penelitian berjudul "Klasifikasi Citra Sayur-Sayuran Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan Validasi Silang K-Folds pada TensorFlow", proses identifikasi masalah dilakukan dengan menganalisis celah serta tantangan yang ada dalam sistem klasifikasi citra, khususnya pada objek berupa sayur-sayuran. Permasalahan pertama yang muncul adalah bahwa proses klasifikasi atau pengenalan jenis sayuran masih sering dilakukan secara manual atau dengan sistem yang bersifat manual dan tradisional yang memiliki keterbatasan dalam akurasi, efisiensi waktu, serta konsistensi. Ketika sayuran memiliki bentuk dan warna yang mirip, manusia cenderung sulit membedakannya secara visual, sehingga dapat terjadi kesalahan dalam identifikasi. Hal ini menjadi hambatan terutama dalam bidang perdagangan, logistik, atau bahkan sistem pertanian cerdas yang membutuhkan pemrosesan data visual secara otomatis dan cepat.

2. Studi Pustaka

Studi pustaka adalah bagian dari penelitian yang berisi tinjauan atau kajian terhadap berbagai sumber referensi yang relevan dengan topik yang sedang diteliti. Tujuan utama dari studi pustaka adalah untuk memberikan landasan teoritis, memperkuat argumen penelitian, serta menunjukkan bahwa peneliti memahami dan mengikuti perkembangan ilmu pengetahuan yang berkaitan dengan topik yang diangkat. Dalam studi pustaka, peneliti mengumpulkan dan membahas teori-teori, konsep-konsep, metode, serta hasil-hasil penelitian terdahulu yang memiliki hubungan dengan masalah yang sedang dikaji.

Sumber-sumber tersebut bisa berasal dari buku, jurnal ilmiah, artikel, skripsi, tesis, disertasi, maupun sumber digital lainnya yang dapat dipertanggungjawabkan secara akademis.

3. Pengumpulan Data

Data yang digunakan penulis dalam penelitian ini menggunakan data sekunder yang didapatkan dari Kaggle. Data yang digunakan terdiri dari citra sayur-sayuran yang mencakup 15 kategori atau jenis berbeda. Jumlah total data yang dikumpulkan sebanyak 18.000 buah gambar dengan format .jpg/jpeg. Data tersebut terdiri dari dua bagian, yaitu data latih (*training*) dan data uji (*testing*). Untuk data latih, disediakan sebanyak 15.000 gambar, dengan masing-masing jenis sayur berjumlah 1.000 gambar. Sementara itu, untuk data uji digunakan sebanyak 3.000 gambar, dengan masing-masing jenis sayur berjumlah 200 gambar. Data ini digunakan sebagai dasar dalam proses pelatihan dan pengujian model klasifikasi citra yang dikembangkan dalam penelitian ini.

4. Analisis Data dan Penerapan Metode

Setelah data yang dikumpulkan dianggap memadai, langkah berikutnya adalah melakukan analisis terhadap data tersebut. Analisis yang diperlukan yaitu dengan melakukan praproses pada kumpulan data gambar sayur-sayuran (dataset). Setiap gambar jenis sayur-sayuran akan diseleksi guna mendapatkan kualitas yang sesuai, karena dataset ini nantinya yang akan menjadi *input* dalam proses *training* model pada metode CNN dengan arsitektur *MobileNetV2*.

5. Analisis Sistem

Analisis sistem dilakukan untuk memahami dan merancang alur kerja dari sistem klasifikasi citra sayur-sayuran agar proses pelatihan dan pengujian model berjalan secara sistematis, efisien, dan sesuai

dengan tujuan penelitian. Sistem ini dirancang dengan pendekatan berbasis *deep learning*, di mana model utama yang digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola visual dan fitur penting dari citra secara otomatis, tanpa perlu melakukan ekstraksi fitur manual. Alat yang dibutuhkan adalah sebuah laptop dengan spesifikasi kebutuhan perangkat keras yaitu:

- a. Processor : Intel(R) Core(TM) i3-6006U
- b. CPU @ 2.00GHz 1.99 GHz
- c. RAM : 4.00 GB
- d. Hardisk : 1 TB S

Sedangkan spesifikasi kebutuhan perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu:

- a. Sistem operasi yang digunakan adalah Windows 10 dengan versi 64-bit.
 - b. Python versi 3 sebagai bahasa pemrograman
 - c. Jupyter Notebook sebagai tools untuk membangun, melatih dan menguji model.
 - d. Tensorflow, Keras, Numpy, Matplotlib, Scikit-learn sebagai library Machine Learning.
 - e. Visual Studio Code berfungsi untuk teks editor yang digunakan untuk membuat, menyunting, dan mengembangkan kode program.
- ### 6. Perancangan Sistem
- Perancangan sistem dilakukan untuk memperoleh pemahaman yang jelas mengenai apa saja yang telah dianalisis dalam sistem, kemudian dilanjutkan dengan mempertimbangkan cara membangun sistem tersebut secara menyeluruh. Perancangan sistem dilakukan dengan membuat tampilan *interface* (antarmuka) sistem yang akan diintegrasikan dengan aplikasi pada tahap implementasi sistem.
- ### 7. Implementasi Sistem

Pada tahap ini akan dilakukan pengkodean (*coding*) yang mengacu pada perancangan sistem untuk menerapkan model dari metode CNN dengan arsitektur *MobileNetV2* menggunakan bahasa pemrograman Python. Dalam tahapan ini akan dilakukan terlebih dahulu proses *training* model arsitektur *MobileNetV2* dengan menggunakan bantuan Jupyter Notebook. Proses *training* dilakukan untuk mendapatkan akurasi model terbaik yang nantinya digunakan dalam klasifikasi jenis Sayur-Sayuran. Setelah didapatkan model dengan akurasi yang baik, maka selanjutnya

dilakukan *deploy* kedalam sebuah aplikasi berbasis web.

8. Pengujian Sistem

Tahap pengujian dilakukan dengan tujuan untuk menjamin aplikasi yang dibuat sesuai dengan hasil analisis dan perancangan serta menghasilkan satu kesimpulan apakah aplikasi tersebut sesuai dengan yang diharapkan. Pengujian sistem dilakukan pada data *testing* untuk mengetahui tingkat akurasi sistem dalam melakukan klasifikasi sayur-sayuran.

9. Kesimpulan Penelitian

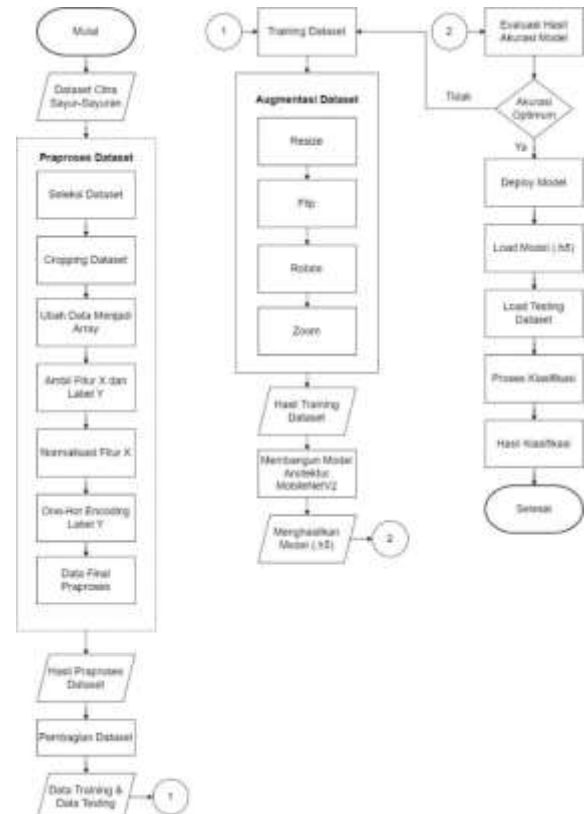
Pada tahap ini diambil kesimpulan yang menjawab tujuan akhir dari penelitian berdasarkan hasil analisis data sampai pengujian sistem yang telah dilakukan.

10. Dokumentasi

Tahapan dokumentasi merupakan sebuah tahapan dari awal hingga akhir yang bertujuan untuk mendokumentasikan seluruh kegiatan dan hasil dari penelitian ini yang selanjutnya dibuat dalam bentuk laporan penelitian atau skripsi.

Metode Pengolahan dan Analisis Data

Secara garis besar tahapan yang dilakukan dalam mengklasifikasi jenis sayur-sayuran, dalam penelitian ini dapat ditampilkan dalam bentuk diagram alir *flowchart* seperti pada Gambar III.2.



Sumber : Hasil Penelitian (2025)

Gambar 2. Metode Pengolahan dan Analisis Data

Secara keseluruhan, proses klasifikasi pada Gambar 2 melalui beberapa tahapan. Pertama, dilakukan pengumpulan dataset citra sayur-sayuran (brokoli, capsicum, kacang, kembang kol, kentang, kubis, labu air, labu kuning, lobak, pare, pepaya, terong, timun, tomat dan wortel).

Kedua, akan dilakukan *praproses dataset* (seleksi dataset, cropping dataset, ubah data menjadi array, ambil fitur x dan label y, normalisasi fitur x, one-hot encoding label y, dan data final praproses) agar data citra memenuhi standar yang diperlukan sebelum dimasukkan ke dalam arsitektur *MobileNetV2*.

Pada langkah ketiga, dataset dibagi menjadi data *training* dan data *testing*, di mana data *training* digunakan untuk melatih model, sementara data *testing* dimanfaatkan untuk mengevaluasi kinerja model.

Ke empat, akan dilakukan perancangan arsitektur model CNN dengan menggunakan data *training*, yang mana dalam penelitian ini akan menggunakan arsitektur *MobileNetV2* untuk menghasilkan model dengan akurasi yang tinggi.

Tahap selanjutnya, yang ke lima, model yang dihasilkan akan diuji menggunakan data *testing* untuk mengevaluasi hasilnya lalu memilih model terbaik dengan akurasi yang paling tinggi.

Tahap yang terakhir adalah *mendeploy* model kedalam aplikasi siap pakai. Pada tahap *deploy* dilakukan pengembangan aplikasi berbasis web,

dengan menggunakan model dengan hasil performa terbaik dalam proses *training* sebelumnya sebagai *engine* klasifikasi sayur-sayuran pada aplikasi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Salah satu bagian terpenting dari berhasilnya proses klasifikasi citra sayur-sayuran adalah bagusnya hasil dari proses *training*. Baiknya hasil dari proses *training* akan memberikan dampak yang sangat tinggi terhadap hasil yang didapatkan pada proses uji coba nanti.

Setelah arsitektur dibentuk dan dilakukan proses model. Maka algoritma akan langsung melakukan pelatihan pada data yang sudah disiapkan sebelumnya. Seperti yang sudah dibahas pada sub bab sebelumnya, data yang akan digunakan untuk proses *training* adalah sebesar 83% data. Data tersebut akan dieksekusi oleh *MobileNetV2* dengan menggunakan *K-Fold Cross Validation* untuk diekstraksi yang dipelajari fiturnya. Jumlah *epoch* yang digunakan dalam proses pelatihan ini adalah sebanyak 10 dan 5 *epoch*.

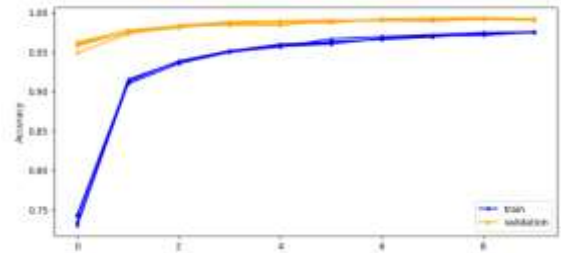
Berikut adalah tabel hasil pelatihan dengan 10 dan 5 *epoch* menggunakan metode *K-Fold Cross Validation*. Tabel tersebut mencakup informasi mengenai **jumlah epoch, training accuracy, validation accuracy, training loss, validation loss, serta waktu yang dibutuhkan untuk setiap epoch (time)**.

Tabel 1. Hasil Training 10 Epoch

Epoch	Training Accuracy	Validation Accuracy	Training Loss	Validation Loss	Time (S)
1	0.5633	0.9593	1.4438	0.1421	64
2	0.9012	0.9743	0.3119	0.0808	45
3	0.9400	0.9807	0.1931	0.0649	45
4	0.9507	0.9873	0.1627	0.0505	45
5	0.9541	0.9870	0.1471	0.0455	45
6	0.9598	0.9900	0.1230	0.0404	45
7	0.9677	0.9903	0.1110	0.0361	46
8	0.9704	0.9893	0.0935	0.0355	45
9	0.9690	0.9933	0.0936	0.0297	45
10	0.9770	0.9910	0.0764	0.0331	45

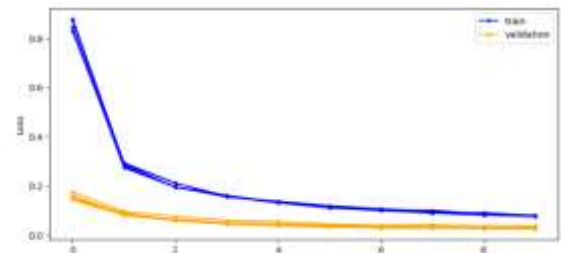
Sumber : Hasil Penelitian (2025)

Berdasarkan data hasil *training* model *MobileNetV2* yang disajikan pada Tabel 1. Model di *training* menggunakan 10 *epoch* dan menggunakan *K-Fold Cross Validation*. Pada *epoch* terakhir model mempunyai nilai *training accuracy* 0.9770, *validation accuracy* 0.9910, *training loss* 0.0764, dan *validation loss* 0.0331. Grafik yang dihasilkan dari proses *training* 10 *epoch* dapat dilihat pada Gambar 3 dan Gambar 4.



Sumber : Hasil Penelitian (2025)

Gambar 3. Grafik Accuracy 10 Epoch



Sumber : Hasil Penelitian (2025)

Gambar 4. Grafik Loss 10 Epoch

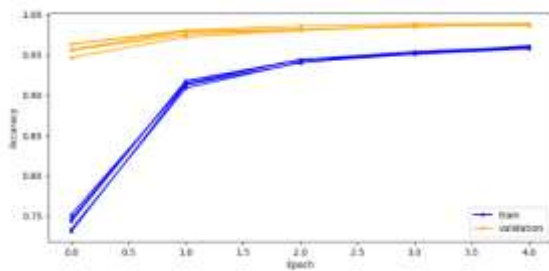
Hasil yang diperoleh dari proses *training* dapat dilihat juga dalam bentuk grafik dimana pada grafik ini tanda garis biru diketahui sebagai *training* dan tanda garis kuning sebagai *validasi*. Grafik pelatihan di atas memperlihatkan bahwa nilai akurasi baik pada data *training* maupun *validasi* mencapai lebih dari 0.95, sementara nilai *loss* untuk *training* maupun *validasi* tetap di bawah 0.2.

Tabel 2. Hasil Training 10 Epoch

Epoch	Training Accuracy	Validation Accuracy	Training Loss	Validation Loss	Time (S)
1	0.5376	0.9630	1.4864	0.1460	58
2	0.8976	0.9793	0.3258	0.0852	40
3	0.9397	0.9807	0.2081	0.0681	39
4	0.9517	0.9860	0.1559	0.0513	40
5	0.9606	0.9863	0.1301	0.0465	40

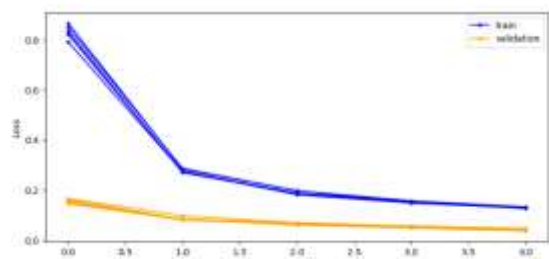
Sumber : Hasil Penelitian (2025)

Berdasarkan hasil *training* model *MobileNetV2* yang ditampilkan pada Tabel 2. Model di *training* menggunakan 5 *epoch* dan menggunakan *K-Fold Cross Validation*. Pada *epoch* terakhir model mempunyai nilai *training accuracy* 0.9606, *validation accuracy* 0.9863, *training loss* 0.1301, dan *validation loss* 0.0465. Grafik yang dihasilkan dari proses *training* 5 *epoch* dapat dilihat pada Gambar 5 dan Gambar 6



Sumber : Hasil Penelitian (2025)

Gambar 5. Accuracy 5 Epoch



Sumber : Hasil Penelitian (2025)

Gambar 6. Loss 5 Epoch

Berdasarkan hasil pelatihan dengan 10 dan 5 epoch, dapat disimpulkan bahwa proses *training* selama 10 epoch menghasilkan akurasi yang lebih baik serta *loss* yang lebih kecil jika dibandingkan dengan *training* selama 5 epoch.

Setelah proses *training* selesai maka selanjutnya dilakukan testing model. Dimana pada proses ini data yang sudah di *training* akan di bandingkan dengan data yang sudah dipersiapkan pada proses *preprocessing*. Dataset yang digunakan pada proses *testing* adalah 17%.

Tabel 3. Hasil Testing 10 dan 5 Epoch

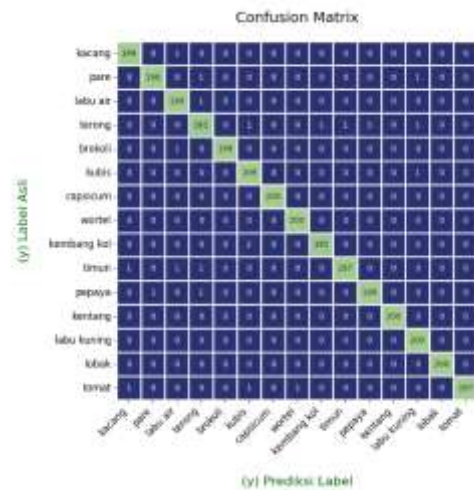
Epoch	Testing Accuracy	Testing Loss	Time (S)
10	0.9913	0.0355	8
5	0.9907	0.0463	9

Sumber : Hasil Penelitian (2025)

Pada Tabel 3 menunjukkan nilai *accuracy* dan *loss score* yang dihasilkan oleh model CNN pada proses *testing*. Dari Tabel 3 dapat dilihat CNN adalah model yang memiliki keakuratan yang tinggi yaitu *accuracy* 0.9913 dan *loss score* 0.0355 dengan akumulasi waktu 8s yang di running dengan 10 epoch dan *accuracy* 0.9907 serta *loss score* 0.0463 dengan akumulasi waktu 9s yang di running dengan 5 epoch.

Setelah proses pelatihan dan pengujian selesai, langkah berikutnya adalah melakukan pengukuran kinerja model. Model akan melakukan

prediksi terhadap data pengujian citra sayur-sayuran, kemudian hasil prediksi tersebut dievaluasi menggunakan *confusion matrix*, *recall*, *precision*, *f1 score*, dan *accuracy*.

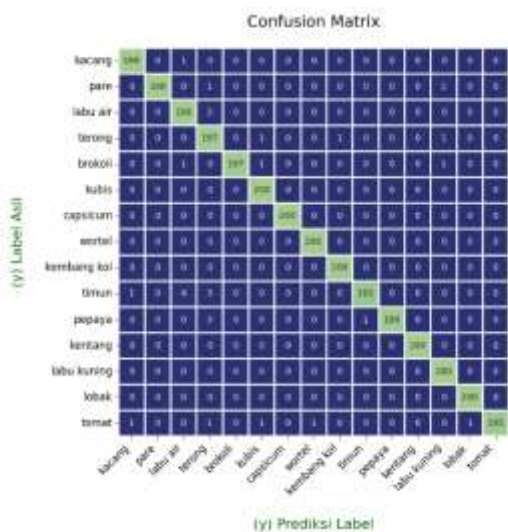


Sumber : Hasil Penelitian (2025)

Gambar 7. Confusion Matrix 10 Epoch

Secara umum, hasil klasifikasi menunjukkan performa model yang sangat baik dengan tingkat akurasi tinggi pada sebagian besar kelas. Sebanyak 6 kelas (capsicum, wortel, kentang, labu kuning, lobak, dan sebagian besar dari kubis) berhasil diprediksi sempurna atau hampir sempurna tanpa kesalahan klasifikasi. Kelas seperti kacang, brokoli, labu air, dan kubis mengalami hanya 1 kesalahan prediksi ke kelas lain. Untuk kelas pare, timun, pepaya, dan tomat terdapat 2–3 kesalahan prediksi yang tersebar ke beberapa kelas, namun jumlahnya tetap tergolong kecil. Sementara kelas dengan kesalahan prediksi paling banyak adalah terong, dengan 7 citra yang diprediksi salah ke berbagai kelas lain seperti kubis, kembang kol, pepaya, timun, dan labu kuning.

Dengan demikian, model menunjukkan akurasi tinggi secara keseluruhan, dan kesalahan prediksi yang terjadi relatif minor serta tersebar merata ke kelas-kelas yang cenderung memiliki kemiripan visual. Hal ini membuktikan efektivitas model CNN yang digunakan dalam mengenali berbagai jenis sayuran dari citra



Sumber : Hasil Penelitian (2025)

Gambar 8. Confusion Matrix 5 Epoch

Model menunjukkan performa yang sangat baik dengan tingkat akurasi tinggi di sebagian besar kelas. Sebanyak 10 dari 15 kelas (kubis, capsicum, wortel, kembang kol, kentang, labu kuning, lobak, serta sebagian besar kacang, pare, dan brokoli) berhasil diprediksi dengan sangat akurat, dengan hanya 0–2 kesalahan.

Kesalahan klasifikasi paling signifikan terjadi pada kelas timun, dengan hanya 192 citra yang diprediksi benar dan 8 citra lainnya diklasifikasikan ke kelas seperti terong, labu air, dan kacang. Kelas pepaya dan tomat juga mengalami sedikit penurunan akurasi, masing-masing dengan 196 dan 195 prediksi benar, di mana beberapa citra salah diklasifikasikan sebagai terong, timun, dan kelas lainnya.

Secara keseluruhan, hasil ini membuktikan bahwa model mampu mengklasifikasikan citra sayuran secara akurat meskipun terdapat kemiripan visual antar beberapa kelas. Jumlah kesalahan klasifikasi sangat kecil, menunjukkan bahwa model tetap handal bahkan saat dilatih hanya selama 5 epoch.

Berdasarkan *confusion matrix*, langkah selanjutnya adalah menghitung nilai *Recall*, *Precision*, *F1 Score*, dan *Accuracy*. Nilai *Recall* yang tinggi mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali atau menangkap semua instance dari suatu kelas dengan benar. *Precision* menggambarkan seberapa akurat model dalam memprediksi suatu kelas dengan benar. *F1 Score* adalah rata-rata harmonis dari *Precision* dan *Recall*, di mana nilai *F1 Score* yang tinggi menunjukkan bahwa model memiliki *Precision* dan *Recall* yang baik. Sementara itu, *Accuracy* menggambarkan tingkat ketepatan model dalam melakukan klasifikasi secara menyeluruh terhadap seluruh data.

Tabel 4. Precision, F1 Score, dan Accuracy 10 Epoch

10 Epoch	
Accuracy	99.13%
Precision	99.14%
Recall	99.13%
F1 Score	99.13%

Sumber : Hasil Penelitian (2025)

Pada Tabel 4, hasil *training* dengan 10 *epoch* menunjukkan nilai *Recall* sebesar 99,13%, *Precision* 99,14%, *F1 Score* 99,13%, dan *Accuracy* 99,13%.

Tabel 5 Precision, F1 Score, dan Accuracy 5 Epoch

5 Epoch	
Accuracy	99.07%
Precision	99.08%
Recall	99.07%
F1 Score	99.07%

Sumber : Hasil Penelitian (2025)

Dan pada Tabel 5 *Recall*, *Precision*, *F1 Score*, dan *Accuracy* dengan *training* 5 *epoch* adalah *Recall* 99.07%, *Precision* 99.08%, *F1 Score* 99.07% dan *Accuracy* 99.07%. Jadi diketahui bahwa semakin banyak proses di *training* maka akan semakin besar tingkat akurasi yang didapat.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian yang telah dilakukan terhadap klasifikasi citra sayuran menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2, dapat disimpulkan bahwa model yang dikembangkan memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik dan andal. MobileNetV2 mampu mengenali berbagai jenis sayuran dari citra digital dengan tingkat akurasi yang tinggi. Pelatihan model menggunakan teknik K-Fold Cross Validation memberikan hasil yang sangat memuaskan, dengan akurasi validasi mencapai 99,20% pada pelatihan selama 10 epoch dan 98,57% pada 5 epoch. Akurasi tertinggi pada data pengujian sebesar 99,13% menunjukkan bahwa model memiliki tingkat generalisasi yang kuat dan stabil terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Penerapan metode K-Fold Cross Validation terbukti memberikan kontribusi penting dalam mengoptimalkan proses pelatihan dan validasi model. Teknik ini membantu meminimalkan kemungkinan bias dalam pembagian data pelatihan dan pengujian, serta meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola-pola yang ada pada berbagai kelas

sayuran. Dengan begitu, model dapat bekerja secara efektif pada berbagai kondisi data dan mempertahankan akurasi tinggi secara konsisten.

Selain itu, tahapan praproses data seperti perubahan ukuran citra (resize), normalisasi piksel, dan augmentasi gambar memainkan peran yang sangat krusial dalam meningkatkan kinerja model. Teknik augmentasi data yang digunakan, seperti rotasi, flipping, zooming, dan shifting, terbukti mampu menciptakan keragaman tambahan dalam data pelatihan. Hal ini berperan penting dalam mengurangi risiko overfitting serta memperkuat kemampuan model dalam menghadapi variasi bentuk dan tampilan citra sayur pada dunia nyata.

Model yang telah dikembangkan tidak hanya unggul dalam hal akurasi, tetapi juga praktis untuk diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis web. Aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk melakukan klasifikasi citra sayur dengan mudah dan cepat, serta menyajikan hasil prediksi secara real-time. Kecepatan respons yang tinggi dan keakuratan hasil prediksi menjadikan sistem ini sangat bermanfaat untuk mendukung berbagai kebutuhan, baik dalam bidang pertanian modern, edukasi berbasis teknologi, maupun sistem pengolahan dan pemantauan sayuran secara otomatis.

Dengan kemampuan dan potensi penerapan yang luas, model klasifikasi citra berbasis MobileNetV2 ini dapat dikembangkan lebih lanjut untuk menjawab berbagai tantangan dalam digitalisasi sektor pertanian dan pengenalan visual. Temuan dalam penelitian ini memberikan landasan yang kuat untuk implementasi sistem cerdas berbasis pengolahan citra digital yang efisien, akurat, dan mudah digunakan.

REFERENSI

- Aenun, E., Munfaati, N., & Witanti, A. (2024). Klasifikasi Buah dan Sayuran Segar atau Busuk Menggunakan Convolutional Neural Network. In *Jurnal Informatika Sunan Kalijaga* (Vol. 9, Issue 1).
<https://doi.org/https://doi.org/10.14421/jiska.2024.9.1.27-38>
- Arif Sulaksana Putra. (2020). *IDENTIFIKASI AKSARA JAWA PADA NASKAH KUNO DENGAN METODE CNN*.
- FUADAH, Y. N., UBaidULLAH, I. D., IBRAHIM, N., TALININGSING, F. F., SY, N. K., & PRAMUDITHO, M. A. (2022). Optimasi Convolutional Neural Network dan K-Fold Cross Validation pada Sistem Klasifikasi Glaukoma. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 10(3), 728.
<https://doi.org/10.26760/elkomika.v10i3.728>
- Mienye, I. D., & Swart, T. G. (2024). A Comprehensive Review of Deep Learning: Architectures, Recent Advances, and Applications. *Information (Switzerland)*, 15(12). <https://doi.org/10.3390/info15120755>
- Peryanto, A., Yudhana, A., & Umar, R. (2020). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation. In *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)* (Vol. 4, Issue 1). <https://doi.org/https://doi.org/10.30871/jaic.v4i1.2017>
- Reza Fahcuroji, A., Yunita Wijaya, M., Fauziah, I., Sains dan Teknologi, F., Syarif Hidayatullah Jakarta Jl Ir Juanda No, U. H., Ciputat Tim, K., & Tangerang Selatan, K. (2024). *IMPLEMENTASI ALGORITMA CNN MOBILENET UNTUK KLASIFIKASI GAMBAR SAMPAH DI BANK SAMPAH*.