



Department of Digital Business

**Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)**

Homepage: <https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS>

Vol. 4 No. 3 (2025) pp: 5201-5208

P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

## Klasifikasi Jenis Buah Apel Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network

Chairil Aditya Nur Fadlilah<sup>1\*</sup>, Sarif Surejo<sup>2</sup>, Zaenul Arif<sup>3</sup>

<sup>1,3</sup>Teknik Informatika, STMIK YMI Tegal

<sup>2</sup>Sistem Informasi, STMIK YMI Tegal

<sup>1\*</sup>[chairilan77@gmail.com](mailto:chairilan77@gmail.com), <sup>2</sup>[sarif\\_surejo@yahoo.co.id](mailto:sarif_surejo@yahoo.co.id), <sup>3</sup>[zendhunter@gmail.com](mailto:zendhunter@gmail.com).

### Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk membantu mempercepat klasifikasi buah apel berdasarkan jenis. Data yang digunakan sebanyak 2800 gambar buah apel berasal dari Kaggle yang dibagi menjadi 4 kategori jenis, yaitu apel Golden, Granny Smith, Red Delicious, Red Yellow. Metode yang digunakan untuk mengumpulkan data yaitu dengan metode penelitian kualitatif. Klasifikasi dibuat menggunakan model machine learning dengan metode Convolutional Neural Network (CNN) dan evaluasi hasilnya menggunakan confusion matrix. Dilakukan 2 kali percobaan dengan 20 dan 50 epoch untuk dapat mengetahui hasil yang optimal. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa gambar dapat diprediksi dengan benar dengan tingkat akurasi yang tinggi mencapai 100%. Hasil model yang telah ditraining selanjutnya digunakan untuk prediksi gambar yang dapat diakses melalui website. Pengklasifikasian pada website dibuat menggunakan library flask dan hasil prediksinya tersimpan kedalam file dengan format hdf5.

*Kata kunci:* Klasifikasi, Pembelajaran Mesin, Convolutional Neural Network (CNN)

### 1. Latar Belakang

Apel merupakan jenis buah-buahan dimana memiliki beragam jenis warna pada kulitnya tersendiri, ada yang berwarna merah, hijau maupun warna kuning. Buah apel ini memiliki nama ilmiah yaitu *Malus Domestica*. Buah apel juga memiliki banyak jenis ada apel manalagi, apel red delicious, apel golden, apel granny, apel crimson, apel rome beauty, apel anna, apel gala, apel princess noble dan masih banyak lagi [1][2]. Maka dari banyaknya jenis-jenis buah apel tersebut tentu akan sedikit menyulitkan untuk membedakan antara buah apel red delicious dengan buah apel granny serta buah apel golden dan juga apel crimson secara pada ciri-ciri masing masing buah tersebut hampir banyak memiliki kesamaan ciri namun tetap terdapat perbedaan antara apel yang satu dengan apel lainnya [3]. Dari jenis-jenis buah apel tersebut selain dapat dikonsumsi secara mentah / langsung, maka buah buahan tersebut dapat dikonsumsi dengan mengolahnya terlebih dahulu yaitu seperti manisan, keripik buah apel dan minuman. Buah apel sendiri memiliki banyak nutrisi dan berbagai macam vitamin diantaranya lemak, serta, energi, karbohidrat, protein vitamin C, vitamin A, vitamin B2, vitamin B1 dan masih banyak lagi [4][5].

Teknologi saat ini memungkinkan untuk melakukan klasifikasi citra digital. Dalam bidang pengolahan citra pertanian, computer vision dapat dimanfaatkan untuk mengotomatisasi proses klasifikasi serta penilaian kualitas buah secara cepat dan akurat, sehingga dapat menggantikan inspeksi manual [6]. Salah satu metode yang paling banyak digunakan dalam computer vision adalah Convolutional Neural Network (CNN). CNN merupakan jenis jaringan saraf tiruan yang terbukti efektif dalam mengenali pola dan mengekstraksi fitur dari gambar, sehingga sangat sesuai untuk berbagai tugas klasifikasi citra [7]. Secara umum tahapan dalam proses klasifikasi citra digital yaitu akuisisi citra, pra pengolahan citra, ekstraksi ciri/ fitur, pelatihan, pengujian dan pengukuran akurasi [8]. Klasifikasi bertujuan untuk mengelompokkan objek menjadi kelas tertentu berdasarkan nilai atribut yang berkaitan dengan objek yang diamati tersebut [9]. Penelitian ini bertujuan untuk pengenalan jenis buah apel menggunakan analisis tekstur pada citra grayscale dan ekstraksi fitur warna pada citra warna. Pada penelitian ini akan dilakukan pengelompokkan jenis buah apel menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN).

Metode Convolution Neural Network merupakan metode deep learning yang dapat melakukan proses pembelajaran mandiri untuk pengenalan dan ekstraksi objek. Dalam deep learning komputer belajar mengklasifikasi secara langsung dari gambar dan suara [10][11]. Studi terkait pengenalan Convolutional Neural Network (CNN) telah dilakukan beberapa peneliti sebelumnya. Peneliti sebelumnya mengolah data tersebut dan menggunakan CNN untuk membedakan jenis daun tanaman obat herbal [12]. Beberapa hasil penelitian

sebelumnya tentang identifikasi kematangan buah markisa berdasarkan ciri warna dengan menggunakan metode jaringan syaraf tiruan memberikan hasil pengujian yaitu 94,44% dari 30 data buah [13]. Dan penelitian Novan Wijaya, Anugrah Ridwan tentang Klasifikasi jenis buah Apel Dengan Metode K-Nearest Neighbors, Data yang digunakan pada penelitian ini adalah 800 citra, yang terdiri dari 600 citra latih dan 200 citra uji, dan menghasilkan Akurasi sebesar 94% [14]. Mengacu pada penelitian sebelumnya yang telah menerapkan metode *K-Nearest Neighbor (KNN)* dalam klasifikasi jenis buah apel, penelitian ini berfokus pada pengembangan pendekatan yang lebih modern dengan menerapkan *Convolutional Neural Network (CNN)* berbasis citra digital. Pendekatan ini diharapkan mampu meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam proses klasifikasi dibandingkan metode yang telah ada sebelumnya.

## 2. Metode Penelitian

### 2.1 Lokasi dan Obyek Penelitian

Lokasi Penelitian ini dilakukan di Kampus STMIK YMI Tegal. Obyek Penelitian yang digunakan dalam penelitian ini yaitu gambar buah Apel, yang terbagi menjadi 4 jenis. Kategori gambar yang diperlukan jenis apel Golden, Granny Smith, Red Delicious, Red Yellow.

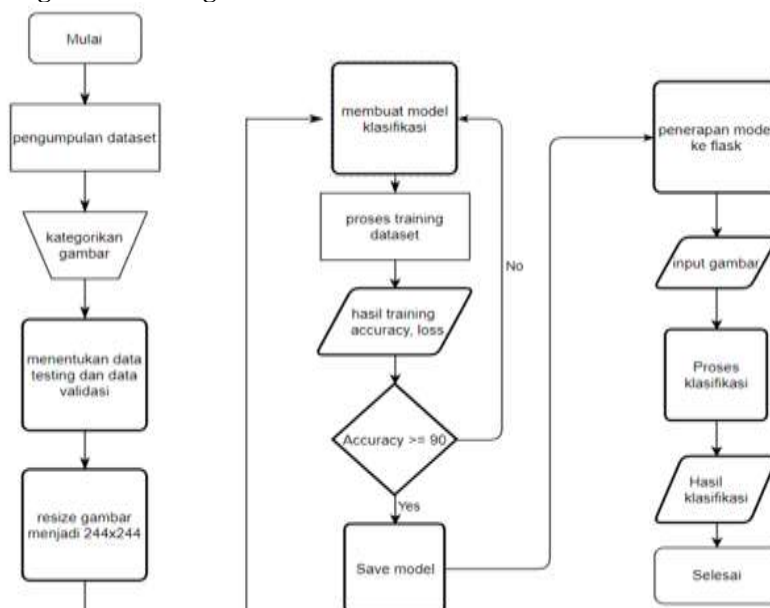
### 2.2 Pengumpulan Data

Peneliti mengumpulkan data-data penelitian yang disesuaikan dengan penelitiannya. Data merupakan suatu keterangan atau bahan nyata yang bisa dijadikan dasar kajian (analisis ataupun simpulan) dalam suatu penelitian. Data disebut juga sebuah informasi yang dapat diproses oleh computer, seperti representasi digital dari teks, angka, gambar maupun suara. Pengumpulan data untuk penelitian ini yaitu dengan cara mengunduh dataset gambar buah apel dari Kaggle dan mengunduh data gambar apel tersebut. Dataset dari Kaggle berisi folder gambar apel yang digunakan untuk proses training dan test, gambar akan dikompres menjadi format zip untuk mempercepat proses unduh. Setelah semua data diperoleh maka akan langsung dikategorikan berdasarkan kategorinya. Data gambar pisang yang berasal dari Kaggle bisa diakses melalui <https://www.kaggle.com/datasets/moltean/fruits/> untuk mendapatkan gambar berbagai jenis apel. Total data yang akan digunakan sebanyak 2800 gambar buah apel yang dibagi menjadi 4 kategori jenis, yaitu apel Golden, Granny Smith, Red Delicious, Red Yellow.

### 2.3 Metode Analisa Data

Dalam penelitian ini metode yang digunakan untuk mengumpulkan data yaitu dengan metode penelitian kualitatif. Dengan melakukan observasi peneliti akan mengategorikan masing-masing gambar apel yang sebelumnya telah diperoleh. Total data gambar yang diolah yaitu sebanyak 2800 gambar. Dalam penelitian selanjutnya akan dibagi lagi sebagai data training dan data test secara manual, dengan 2240 sebagai gambar train dan 560 sebagai gambar test. Penelitian ini terdapat 4 kategori yaitu kategori apel Golden, Granny Smith, Red Delicious, Red Yellow. Masing-masing kategori terdapat 700 gambar, 560 gambar digunakan untuk data training, 70 gambar digunakan sebagai data test, 70 gambar digunakan untuk data validasi.

### 2.4 Langkah dan Diagram Alir Langkah Penelitian



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

Proses penelitian akan diawali dengan pengumpulan dataset oleh peneliti sesuai dengan kebutuhannya. Sumber data berasal dari dataset Kaggle. Setelah semua data yang diperlukan terkumpul kemudian peneliti akan memasukkan kedalam folder training dan test. Dalam masing-masing folder terdapat folder lagi yang bernama masing-masing jenis apel. Setelah proses augmentasi data maka akan dilakukan langkah selanjutnya. Dalam menentukan model klasifikasi peneliti memilih menggunakan model CNN dengan menggunakan 3 layer. Proses training dilakukan setelah perancangan model selesai. Setelah proses training selesai peneliti menggunakan confusion matrix untuk mengukur performa modelnya. Detail diagram alir penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.

Confusion matrix merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengukur Recall, Precision, dan skor F1 yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi [15], dapat dilihat pada Gambar 2.

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

Gambar 2. Diagram Alir Penelitian

Recall merupakan proporsi kasus positif yang secara aktual teridentifikasi. Precision merupakan proporsi kasus dengan hasil positif yang benar. Accuracy adalah perbandingan kasus yang diidentifikasi benar dengan jumlah semua kasus. Skor F1 adalah rata-rata presisi dan recall yang harmonis. Metrik skor F1 digunakan saat Anda mencari keseimbangan antara presisi dan perolehan. Rumus Recall, Precision, Accuracy dan Skor F1 dapat dilihat pada (1), (2), (3), (4),

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (2)$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (3)$$

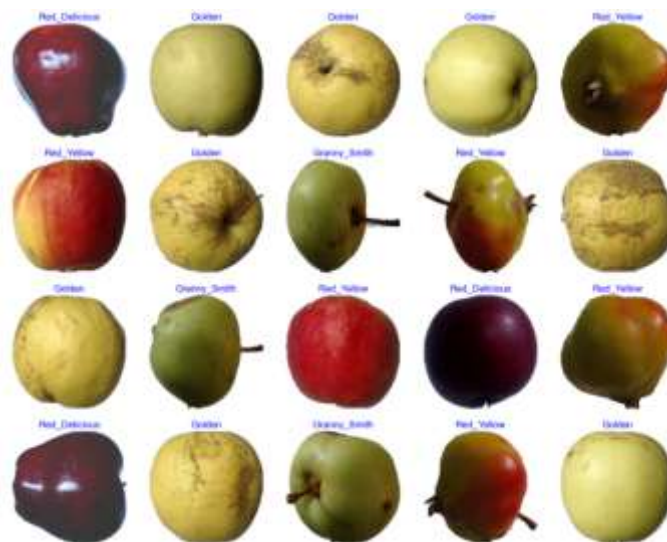
$$Skor F1 = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

Nilai akurasi diperlukan untuk menentukan apakah model yang dibuat sudah cukup akurat atau belum dalam klasifikasinya. Dalam penelitian ini peneliti menetapkan target Accuracy sebesar  $\geq 90\%$  jika belum mencapai target peneliti akan memperbaiki lagi model yang telah dirancang, lalu melakukan proses training lagi. Jika Accuracy sudah sesuai target maka peneliti akan merancang tampilan interface untuk menampilkan dalam bentuk website. Dalam perancangan peneliti menggunakan flask sebagai framework nya. Flask merupakan sebuah framework sekaligus library keluaran Python, yang memiliki fungsi sebagai alat bantu pengembangan web development. Dengan adanya library bawaan ini, memungkinkan Python bisa langsung digunakan tanpa adanya ketergantungan pada library pihak ketiga. Flask digunakan peneliti karena flask merupakan web framework yang ringan untuk dijalankan karena mempunyai core yang sederhana dan desain modular, serta mudah untuk dipasang dan juga mudah untuk diperiksa secara menyeluruh (Unit testability).

### 3. Hasil dan Diskusi

#### 3.1 Pembagian Dalam Dataset

Sebelum melakukan pembagian dataset peneliti menentukan data mana yang akan digunakan sebagai training dan menampilkan total datanya. Proses Augmentasi data diperlukan untuk menambah variasi data yang akan digunakan dalam proses training. Setelah proses selesai selanjutnya akan resize data sesuai yang diperlukan, serta menampilkan data yang telah di bagi menjadi 3, yaitu 2240 data train dan 560 data validasi. Setelah selesai, peneliti menampilkan contoh gambar hasil dari proses augmentasi yang dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Tampilan gambar hasil proses augmentasi

#### 3.2 Model CNN

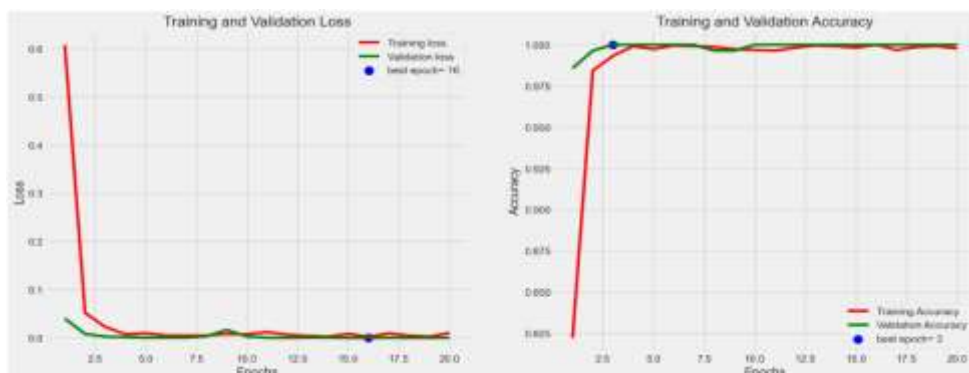
Pembuatan model machine learning menggunakan algoritma CNN dengan total 4 layer, dengan 1 layer convolutional, 1 layer pooling, 1 layer flatten, dan 1 layer fully connected. Model CNN menghasilkan 21.452.492 parameter. Parameter dalam CNN (Convolutional Neural Network) adalah nilai yang digunakan untuk menentukan kinerja dari jaringan tersebut. Parameter-parameter tersebut meliputi bobot dan bias dari setiap lapisan jaringan, serta nilai-nilai yang digunakan dalam proses konvolusi dan pooling. Bobot dan bias adalah parameter yang digunakan dalam jaringan saraf untuk mengatur respon jaringan terhadap input yang diterima. Bobot adalah nilai yang digunakan untuk menentukan seberapa kuat koneksi antara satu neuron dengan neuron lain dalam jaringan. Bobot ditentukan secara acak pada awal pelatihan, dan akan dioptimalkan selama proses pelatihan untuk meningkatkan kinerja jaringan. Bias adalah nilai yang digunakan untuk menentukan offset dari output neuron. Bias digunakan untuk mengatur jumlah output yang diharapkan dari neuron, sehingga memungkinkan jaringan untuk merespon input dengan lebih fleksibel. Kedua bobot dan bias akan dioptimalkan selama proses pelatihan dengan menggunakan teknik seperti backpropagation agar jaringan dapat belajar dan mengenali pola dari data yang diterima dengan lebih baik. Bobot dan bias digunakan untuk menentukan bagaimana jaringan merespon input yang diterima, sementara nilai-nilai konvolusi dan pooling digunakan untuk menentukan bagaimana jaringan mengekstrak fitur dari input yang diterima. Secara keseluruhan, parameter parameter ini berperan dalam menentukan kemampuan jaringan dalam mengenali pola dan mengklasifikasikan objek yang diterima.

#### 3.3. Callback

Callback yang akan digunakan berfungsi untuk menyimpan (checkpoint) model terbaik saat melakukan proses training. Cara kerja callback ini adalah dengan memonitor nilai loss setiap beberapa epoch (literasi pelatihan) dan mengecek apakah nilai loss tersebut lebih rendah dari nilai loss terbaik yang telah ditentukan sebelumnya. Jika nilai loss saat ini lebih rendah dari nilai loss terbaik, maka nilai loss terbaik akan diperbarui. Namun jika tidak, maka pelatihan akan dihentikan dan 28 jaringan akan digunakan dengan bobot dan bias yang dioptimalkan selama pelatihan. Nantinya model akan tersimpan ke filepath yang didalamnya telah ditentukan letaknya dengan ketentuan nilai val\_loss terendah saja yang tersimpan.

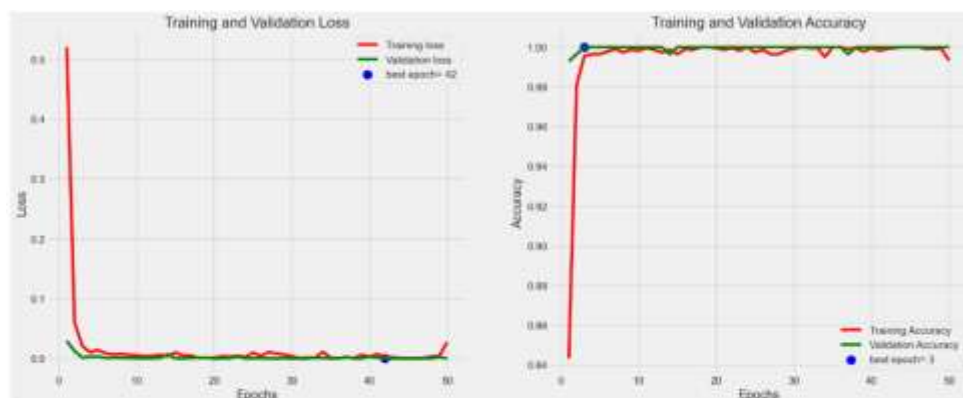
### 3.4. Training model

Proses training model dilakukan sebanyak 2 kali, dengan 20 epoch, 50 epoch. Hal tersebut dilakukan untuk mengetahui perbedaan hasil training jika melakukan beberapa kali percobaan. Percobaan 1 20 epoch Percobaan 1 membutuhkan total waktu 1 jam 17 menit 17 detik dan model terbaiknya menghasilkan grafik seperti gambar 4. Menghasilkan loss 0.0022, accuracy 1.000, val\_loss 0.1318, val\_accuracy : 1.000,



Gambar 4. Grafik percobaan 1

Percobaan pertama menghasilkan grafik akurasi naik dengan cepat dan cukup stabil diatas 0.9 setelah 2 epoch, dan loss menurun dengan bertahap sehingga dapat disimpulkan bahwa model yang dihasilkan cukup bagus. Percobaan 2 dengan 50 epoch membutuhkan total waktu 1 jam 17 menit 17 detik dan model terbaiknya menghasilkan seperti Gambar 5. Menghasilkan loss 0.0022, accuracy 1.000, val\_loss 0.1318, val\_accuracy : 1.000,



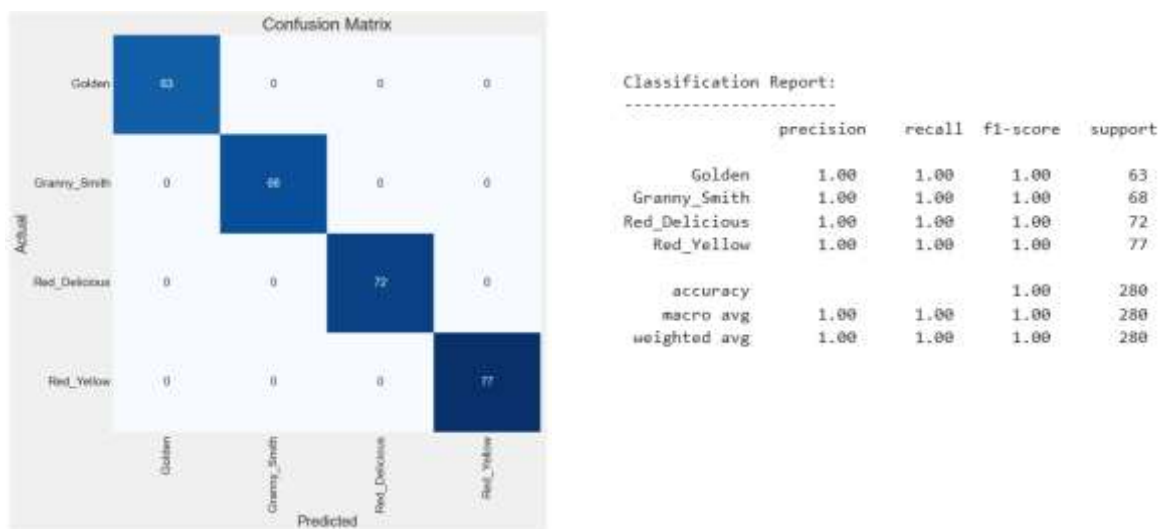
Gambar 5. Grafik percobaan 2

Percobaan kedua menghasilkan grafik akurasi naik turun sebelum epoch 15, namun setelah itu grafik stabil di atas 0.9, dan loss menurun dengan bertahap sampai di epoch 25 loss sudah di bawah 0.2. Hasil dari grafik tersebut dapat disimpulkan bahwa model yang dihasilkan cukup bagus

Hasil dari beberapa percobaan menghasilkan nilai akurasi yang cukup tinggi yaitu diatas 90%. Pada percobaan 1 sampai 3 dengan nilai batch yang sama namun dengan epoch berbeda menghasilkan beberapa kenaikan nilai accuracy dan val\_acc serta penurunan dinilai loss dan val\_loss. Namun waktu yang dibutuhkan cukup lama, sehingga peneliti merubah batch dengan nilai 90 dan 108. Dengan perubahan nilai tersebut waktu yang dibutuhkan dalam proses pelatihan berkurang, namun hasilnya akurasi menjadi sedikit lebih rendah dibandingkan dengan percobaan sebelumnya. Peneliti memutuskan untuk menggunakan model percobaan 3 yang memiliki nilai akurasi tertinggi serta nilai loss terendah yang akan digunakan untuk proses deploy.

### 3.5. Evaluasi Model dan Confusion Matrix

Proses evaluasi untuk mengetahui akurasi dari data dengan memanggil dataset test. Sebelum itu peneliti menentukan dahulu dataset yang akan dipakai. Peneliti menggunakan folder test dalam dataset untuk evaluasi model. Hasil perhitungan evaluasi dapat dilihat pada Gambar 6.

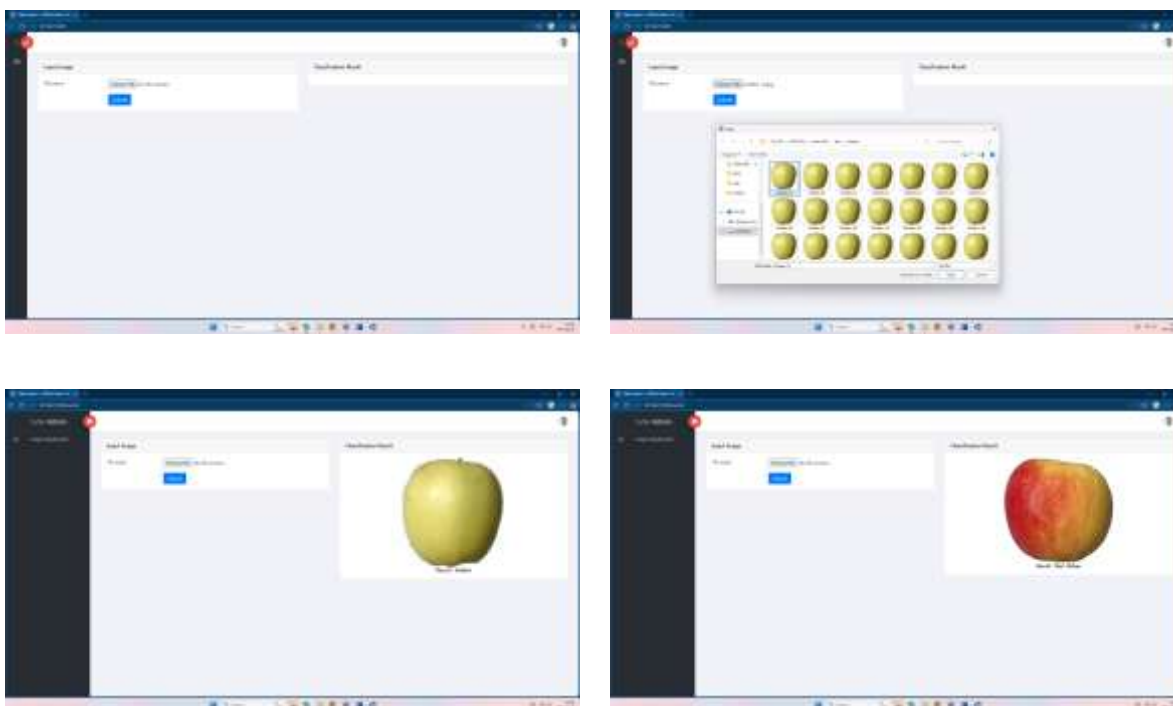


Gambar 6. Hasil Evaluasi

### 3.6. Prediksi Gambar

Hasil model yang telah di training selanjutnya akan digunakan untuk prediksi gambar. Proses prediksi gambar dilakukan dengan flask. Peneliti me-load model yang berformat hdf5 untuk keperluan prediksi.

Halaman dalam flask menggunakan halaman dengan format html, dengan kolom input image dan kolom clasiffication result. Kolom input image digunakan untuk proses input gambar yang akan di prediksi. Kolom classification Result digunakan untuk menampilkan hasil dari prediksi yang berisi gambar. Tampilan pada websire dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Hasil klasifikasi di website

Total dataset yang digunakan gambar berisi 2800 gambar apel yang berisi masing-masing kategori 700. Diawal peneliti membagi dataset untuk train dan validasi sebanyak 2240 gambar dan untuk test 560 gambar. Lalu untuk proses pelatihan 2240 gambar dibagi untuk train dan validasi dengan perbandingan 8:2 sehingga menghasilkan 2240 gambar untuk train dan 560 gambar untuk validasi.

Setelah proses pembagian dataset selesai data akan dilakukan resize menjadi ukuran 224x224 piksel. Dalam data train dilakukan proses Augmentasi untuk menambah variasi data yang akan digunakan. Selanjutnya yaitu pembuatan Model CNN yang dibuat bertipe sequential. Sequential adalah sebuah model neural network pada Keras yang terdiri dari lapisan-lapisan yang terhubung secara linier. Artinya, setiap lapisan pada model Sequential akan menerima input dari lapisan sebelumnya dan menghasilkan output ke lapisan selanjutnya. Model Sequential sangat mudah digunakan karena hanya perlu menambahkan lapisan-lapisan yang diinginkan secara berurutan menggunakan fungsi `add()`. Model Sequential cocok digunakan untuk memecahkan masalah yang terstruktur secara linear, seperti klasifikasi citra atau pemrosesan teks. Model CNN yang digunakan terdiri dari beberapa lapisan yang terdiri dari lapisan konvolusi 2D (Conv2D), lapisan pooling 2D (MaxPooling2D), lapisan flatten, lapisan fully connected (Dense), dan lapisan Dropout. Pembuatan model CNN dengan 1 layer convolutional dan 1 layer pooling serta flatten yang digunakan untuk mengubah output dari lapisan-lapisan sebelumnya menjadi sebuah vektor. Menggunakan dense dengan 128 unit dan aktivasi ReLU. Lapisan Dropout dengan rate 0.2 yang digunakan untuk mengurangi overfitting. Dilapisan selanjutnya juga terdapat Dense dengan 3 unit dan aktivasi softmax. Total parameter dalam model ini sebanyak 6.446.627.

Lapisan-lapisan tersebut kemudian di-compile dengan optimizer Adam (Adaptive Moment Estimation) dengan learning rate 0.00001 sehingga saat dilakukan pelatihan akan memerlukan waktu yang cukup lama. Pemilihan penggunaan optimizer ini berdasarkan penelitian sebelumnya yang menghasilkan akurasi yang bagus. Sebelum proses training peneliti membuat callback, Callback digunakan untuk menyesuaikan comportamen loop pelatihan dan untuk melakukan tugas-tugas seperti menyimpan bobot model, early stopping, dan logging progres. Peneliti dalam penelitian kali ini menggunakan callback untuk menyimpan proses training dengan ketentuan nilai loss yang lebih kecil yang akan disimpan dalam file yang telah ditentukan. Dalam proses training peneliti melakukan beberapa kali uji coba dengan melakukan beberapa percobaan training model, peneliti dapat mengevaluasi kemampuan model dengan mengukur seberapa baik model tersebut dapat memprediksi output yang diinginkan pada data. Jika model tersebut dapat memprediksi output dengan tingkat akurasi yang tinggi serta loss yang kecil pada beberapa percobaan training, maka model tersebut mungkin memiliki kemampuan yang baik. Proses training penelitian ini dilakukan sebanyak 2 kali dengan 20 dan 50 epoch sehingga menghasilkan 2 model, nantinya model terbaik yang akan di-deploy ke dalam flask.

Hasil dari training menunjukkan perbedaan yang sedikit perubahan dalam nilai akurasi maupun nilai loss. Namun peneliti hanya menggunakan 1 model yang akan digunakan dalam flask. Peneliti memutuskan untuk menggunakan model percobaan 3 yang memiliki nilai akurasi tertinggi serta nilai loss terendah yang akan digunakan untuk proses deploy. Dalam evaluasi model peneliti menggunakan Confusion matrix. Confusion matrix digunakan untuk membantu mengukur tingkat akurasi model. Peneliti dapat menghitung tingkat akurasi model dengan menjumlahkan jumlah prediksi yang benar dan membagi dengan total jumlah prediksi. Tingkat akurasi ini dapat digunakan sebagai ukuran kemampuan model dalam memprediksi kelas yang benar secara keseluruhan.

#### 4. Kesimpulan

Model CNN yang dibangun untuk klasifikasi jenis buah apel berhasil mencapai akurasi sempurna sebesar 1.00 atau 100% berdasarkan evaluasi menggunakan confusion matrix, yang menunjukkan bahwa seluruh data uji dapat diprediksi dengan benar. Arsitektur model yang digunakan terdiri dari satu layer convolutional, satu layer pooling, satu layer flatten, serta fully connected layer, dan hasil pelatihan berhasil disimpan dalam format HDF5 (.h5). Model ini tidak hanya memiliki performa tinggi, tetapi juga dapat diimplementasikan dengan baik melalui Flask sehingga memungkinkan penerapan dalam aplikasi klasifikasi berbasis web.

#### Referensi

1. Abdullah, R.W. and Kusumastuti, R., 2025. Analisis Pengolahan Ekstraksi Fitur Citra Untuk Klasifikasi Jenis Apel Menggunakan Scikit-Learn Dengan Algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 12(1), pp.165-174. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2025129149>
2. Afriansyah, M., Saputra, J., Sa'adati, Y. and Ardhana, V.Y.P., 2023. Optimasi Algoritma Nai? ve Bayes Untuk Klasifikasi Buah Apel Berdasarkan Fitur Warna RGB. *Bulletin of Computer Science Research*, 3(3), pp.242-249. <https://doi.org/10.47065/bulletincsr.v3i3.251>
3. Anggraini, L. and Oktavia, N., 2023. Skrining Fitokimia Dan Perbandingan Kadar Vitamin C Pada Buah Apel Impor Dan Buah Apel Lokal Yang Dijual Di Pasar Buah 88 Pekanbaru Menggunakan Metode Spektrofotometer UV-Vis: Phytochemical Screening and Comparison of Vitamin C Levels in Imported and Local Apples Sold at Pekanbaru 88 Fruit Market Using the UV-Vis Spectrophotometer Method. *JOPS (Journal Of Pharmacy and Science)*, 6(2), pp.160-166. <https://doi.org/10.36341/jops.v6i2.3586>
4. Azzahra, A.R., Darwis, H. and Widyawati, D., 2023. Klasifikasi Daun Herbal Menggunakan Metode CNN dan Naïve Bayes dengan Fitur GLCM. *The Indonesian Journal of Computer Science*, 12(4). <https://doi.org/10.33022/ijcs.v12i4.3362>
5. Daryono, Elvianto Dwi, and Mohammad Istnaeny Hudha. "Peningkatan Kualitas Produk Keripik Buah Apel di UMKM CV Andhini Kota Batu Malang." *Mestaka: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat* 4, no. 3 (2025): 381-385. <https://doi.org/10.58184/mestaka.v4i3.71>

6. Diki Hananta Firdaus, Bahtiar Imran, Lalu Darmawan Bakti, and Emi Suryadi, "KLASIFIKASI PENYAKIT KATARAK BERDASARKAN CITRA MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) BERBASIS WEB", *JKBTI*, vol. 1, no. 3, pp. 18–26, Dec. 2022. <https://doi.org/10.69916/jkbt.v1i3.6>
7. Hakim, L., Rahmanto, H.R., Kristanto, S.P. and Yusuf, D., 2023. Klasifikasi citra motif batik banyuwangi menggunakan convolutional neural network. *Jurnal Teknoinfo*, 17(1), p.203. <https://doi: 10.33365/jti.v17i1.2342>
8. I. Indriani and Ade Davy Wiranata, "COMPARISON OF ACCURACY LEVELS OF SVM, DECISION TREE AND RANDOM FOREST ALGORITHMS IN SENTIMENT ANALYSIS OF USER RESPONSES OF THE GOPAY APPLICATION", *J. Tek. Inform. (JUTIF)*, vol. 5, no. 3, pp. 777–787, May 2024. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.3.1885>
9. I. Wulandari, H. Yasin, and T. Widiharih, "KLASIFIKASI CITRA DIGITAL BUMBU DAN REMPAH DENGAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)," *Jurnal Gaussian*, vol. 9, no. 3, pp. 273-282, Aug. 2020. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.9.3.273-282>
10. KASWAR, A.B. & RISAL, A.A.N., 2020. Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Markisa Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Berbasis Pengolahan Citra Digital. *Journal of Embedded Systems, Security and Intelligent Systems*, 01(1), pp.1–8. <https://doi.org/10.26858/jessi.v1i1.13505>
11. Luthfi Bangun Permadi, M. ., & Gumilang, R. . (2024). Penerapan Algoritma CNN (Convolutional Neural Network) Untuk Deteksi Dan Klasifikasi Target Militer Berdasarkan Citra Satelit. *Jurnal Sosial Teknologi*, 4(2), 134–143. <https://doi.org/10.59188/jurnalsostech.v4i2.1138>
12. N. Wijaya and A. Ridwan, "KLASIFIKASI JENIS BUAH APEL DENGAN METODE K-NEAREST NEIGHBORS DENGAN EKSTRAKSI FITUR HSV DAN LBP" *J. Sisfokom (Sistem Inf. Dan Komputer)*, vol. 8, no. 1, 2019, doi:10.32736/sisfokom.v8i1.610
13. Rijal, M., Yani, A. M. dan Rahman, A. (2024) "Deteksi Citra Daun untuk Klasifikasi Penyakit Padi menggunakan Pendekatan Deep Learning dengan Model CNN", *Jurnal Teknologi Terpadu*, 10(1), hlm. 56–62. <https://doi:10.54914/jtt.v10i1.1224>
14. Suryanti, C. and Rohman, M.G., 2024. Klasifikasi Kualitas Buah Apel Berdasarkan Warna dan Bentuk Menggunakan Metode KNN. *Generation Journal*, 8(1), pp.34-41. <https://doi.org/10.46772/intech.v5i1.1119>
15. Syaharani, M.A., Budianto, T.A.C. and Adam, R.I., 2024. KLASIFIKASI BUAH SEGAR DAN BUSUK MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN). *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(5), pp.10823-10827. <https://doi:10.34151/prosidingsnast.v8i1.4180>