



# Penerapan Metode CNN (Convolution Neural Network) Dalam Klasifikasi Buah

Fathan Aldira Putra<sup>1</sup>, Davit Irawan<sup>1,\*</sup>, Cindi Wulandari<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Fakultas Ilmu Teknik, Program Studi Informatika, Universitas Bina Insan, Lubuklinggau

Jl. HM Soeharto No.Kel, Lubuk Kupang, Kec. Lubuk Linggau Sel. I, Kota Lubuklinggau, Sumatera Selatan, Indonesia

<sup>2</sup>Fakultas Ilmu Teknik, Program Studi Sistem Informasi, Universitas Bina Insan, Lubuklinggau

Jl. HM Soeharto No.Kel, Lubuk Kupang, Kec. Lubuk Linggau Sel. I, Kota Lubuklinggau, Sumatera Selatan, Indonesia

Email: <sup>1</sup>fathanaldiraputra@gmail.com, <sup>2,\*</sup>davit\_irawan@univbinainsan.ac.id, <sup>3</sup>cindi\_wulandari@univbinainsan.ac.id

Email Penulis Korespondensi: [davit\\_irawan@univbinainsan.ac.id](mailto:davit_irawan@univbinainsan.ac.id)

Submitted: 23/10/2024; Accepted: 31/10/2024; Published: 31/10/2024

**Abstrak**—Klasifikasi jenis buah memiliki peran penting dalam mendukung efisiensi proses distribusi, penyortiran, dan pengelolaan stok pada industri pertanian dan pangan. Penggunaan teknologi dalam berbagai aspek kehidupan semakin berkembang pesat, termasuk dalam bidang pertanian dan pengolahan hasil pertanian. Klasifikasi jenis buah merupakan tahap penting dalam rantai pasok buah, dimulai dari petani hingga konsumen. Tradisional, klasifikasi jenis buah dilakukan secara manual oleh tenaga kerja manusia, yang dapat rentan terhadap kesalahan dan memakan waktu. Dengan kemajuan teknologi, khususnya pengembangan Convolutional Neural Network (CNN) dalam deep learning, muncul peluang untuk mengotomatisasi dan meningkatkan keakuratan proses klasifikasi jenis buah berdasarkan citra. Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode dalam deep learning yang terbukti efektif dalam pengolahan citra dan pengenalan pola. Metode ini telah memberikan hasil yang mengesankan dalam berbagai aplikasi, termasuk klasifikasi objek pada citra. Tujuan pada penelitian ini adalah mengetahui bagaimana arsitektur dan hasil algoritma Convolutional Neural Networks (CNN) untuk image classification jenis buah - buahan. Metode yang digunakan adalah CNN dengan perbedaan nilai epoch pada setiap data training. Data training 9000 dan data testing 100, dan data validasi sebanyak 1000 data. Hasil didapatkan accuracy training yang cukup tinggi yakni mencapai 82.42 % dan accuracy validation mencapai 87.50%. dari hasil tersebut dapat disimpulkan model sudah termasuk dalam good accuracy dan berhasil untuk mengidentifikasi jenis – jenis buah pada saat testing dengan data pengujian.

**Kata Kunci:** Klasifikasi; Jenis Buah; CNN; Deep Learning; Pertanian

**Abstract**—Fruit type classification plays an important role in supporting the efficiency of distribution, sorting, and stock management processes in the agriculture and food industry. The use of technology in various aspects of life is growing rapidly, including in agriculture and agro-processing. Fruit type classification is an important stage in the fruit supply chain, starting from farmers to consumers. Traditionally, fruit type classification is done manually by human labor, which can be error-prone and time-consuming. With the advancement of technology, especially the development of Convolutional Neural Network (CNN) in deep learning, there is an opportunity to automate and improve the accuracy of the fruit type classification process based on images. Convolutional Neural Network (CNN) is one of the methods in deep learning that has proven effective in image processing and pattern recognition. This method has provided impressive results in various applications, including object classification in images. The purpose of this research is to find out how the architecture and results of the Convolutional Neural Networks (CNN) algorithm for image classification of fruit types. The method used is CNN with different epoch values on each training data. Training data is 9000 and testing data is 100, and validation data is 1000 data. The results obtained quite high accuracy training which reached 82.42% and accuracy validation reached 87.50%. from these results it can be concluded that the model is included in good accuracy and succeeded in identifying types of fruit when testing with test data.

**Keywords:** Classification; Types of Fruit; CNN; Deep Learning; Agriculture

## 1. PENDAHULUAN

Penggunaan teknologi dalam berbagai aspek kehidupan semakin berkembang pesat, termasuk dalam bidang pertanian dan pengolahan hasil pertanian. Pada era digital ini, pemrosesan citra dan pengenalan pola telah menjadi bagian integral dalam mendukung pengembangan sistem otomatisasi, termasuk dalam klasifikasi jenis buah. Klasifikasi jenis buah memiliki peran penting dalam mendukung efisiensi proses distribusi, penyortiran, dan pengelolaan stok pada industri pertanian dan pangan[1][2]. Klasifikasi jenis buah merupakan tahap penting dalam rantai pasok buah, dimulai dari petani hingga konsumen[3]. Tradisional, klasifikasi jenis buah dilakukan secara manual oleh tenaga kerja manusia, yang dapat rentan terhadap kesalahan dan memakan waktu. Deep Learning merupakan bagian Machine Learning dengan basis Jaringan Syaraf Tiruan (JST) atau pembaharuan JST dalam mendedikasikan komputer untuk dapat berpikir melakukan layaknya seperti manusia[4][5]. Deep Learning, pada komputer dikategorikan kedalam mengklasifikasi pengambilan dari gambar, suara, teks, atau[6][7]. Seperti pada komputer pengujian dan dilatih memakai data set yang memiliki label dan dalam jumlah besar selanjutnya diubah kedalam nilai piksel pada gambar untuk dijadikan representasi internal atau feature vector kemudian selanjutnya pengklasifikasian didapatkan dan digunakan pada deteksi untuk mengklasifikasikan [8] [9].

Menurut penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Edo Prasetyo, Klasifikasi huruf cetak aksara jawa yang dilakukan dengan menggunakan metode Convolution Nueral Network dan menggunakan 6000 dataset mendapatkan nilai rata-rata presisi sebesar 0.56, untuk nilai rata-rata recall sebesar 0.56 dan untuk nilai rata-rata F-measure sebesar 0.57[10]. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Abdul Kholik, Klasifikasi Menggunakan

CNN Pada Tangkapan Layar Halaman Instagram menghasilkan confusion matrix penelitian ini dengan tingkat nilai accuracy sebesar 91%, precision sebesar 93%, recall sebesar 90%, dan F1-Score sebesar 91%. pengujian model yang didapatkan juga diuji dengan data yang berbeda dengan dataset, total ada 25 data citra tangkapan layar yang di uji pada model, model dapat memprediksi 20 citra tangkapan layar halaman instagram[11]. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Isna Wulandari, Pada model klasifikasi citra digital bumbu dan rempah dengan metode CNN ini didapatkan nilai akurasi data training sebesar 0,9875 dan nilai loss 0,0769. Nilai akurasi data testing sebesar 0,85 dan nilai loss 0,4773. Sementara itu, pengujian dengan data baru yaitu masing-masing 3 citra untuk setiap kategori menghasilkan akurasi sebesar 88,89%[12]. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Muhammad Rifqi, Pada penelitian ini, dikembangkan model EfficientNetB0 dan B1 untuk mendeteksi kematangan sawit ke dalam 6 kelas, yaitu TBS kurang masak, TBS masak, TBS mentah, TBS terlalu masak, TBS abnormal dan janjang kosong menggunakan optimizer RMSprop dan SGD. Dari hasil penelitian, didapat akurasi tertinggi dengan menggunakan optimizer RMSprop sebesar 0.9955 menggunakan model EfficientNetB0 dan 0.9949 menggunakan model EfficientNetB1. Sementara menggunakan optimizer SGD, akurasi yang diraih sebesar 0.918 menggunakan model EfficientNetB0 dan 0.9079 menggunakan model EfficientNetB1[13].

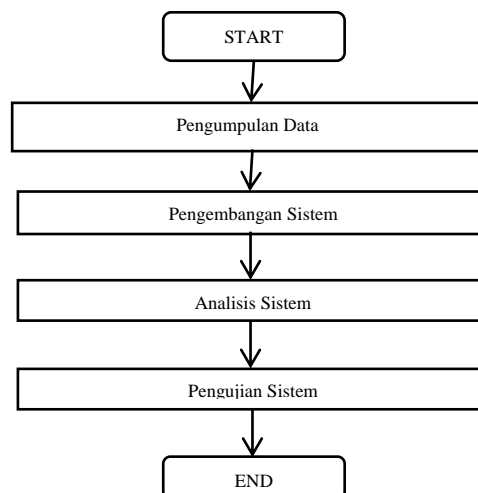
Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Nur Fadlia, Pada penelitian ini klasifikasi jenis kendaraan dengan metode Convolutional Neural Network (CNN) telah berhasil dilakukan dengan tingkat akurasi sebesar 73,33%. Model CNN yang digunakan terdiri dari empat lapisan konvolusi dengan ukuran filter 3×3, fungsi aktivasi yang digunakan yaitu reLu, dan 2 pooling layer dengan ukuran 2×2. Citra yang digunakan untuk penelitian ini yaitu sebanyak 120 citra. Berdasarkan hasil pelatihan diperoleh tingkat akurasi dari model CNN yaitu sebesar 0.9444444 dengan loss 0.171811. Pada proses pengujian dihasilkan nilai loss yang masih cukup besar yaitu 0.9727243 dengan akurasi sebesar 0.7333333[14]. Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode dalam deep learning yang terbukti efektif dalam pengolahan citra dan pengenalan pola[15][16]. Metode ini telah memberikan hasil yang mengesankan dalam berbagai aplikasi, termasuk klasifikasi objek pada citra.

Penerapan metode CNN dalam klasifikasi jenis buah menjadi relevan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam mengenali berbagai macam buah yang memiliki variasi bentuk, ukuran, dan warna[17]. Klasifikasi jenis buah merupakan tahap penting dalam rantai pasok buah, dimulai dari petani hingga konsumen. Tradisional nya, klasifikasi jenis buah dilakukan secara manual oleh tenaga kerja manusia, yang dapat rentan terhadap kesalahan dan memakan waktu[18][19]. Dengan kemajuan teknologi, khususnya pengembangan Convolutional Neural Network (CNN) dalam deep learning, muncul peluang untuk mengotomatisasi dan meningkatkan keakuratan proses klasifikasi jenis buah berdasarkan citra[20]. Tujuan pada penelitian ini adalah mengetahui bagaimana arsitektur dan hasil algoritma Convolutional Neural Networks (CNN) untuk image classification jenis buah - buahan. Metode yang digunakan adalah CNN dengan perbedaan nilai epoch pada setiap data training. Data training 9000 dan data testing 100, dan data validasi sebanyak 1000 data. Hasil didapatkan accuracy training yang cukup tinggi yakni mencapai 82.42 % dan accuracy validation mencapai 87.50%. dari hasil tersebut dapat disimpulkan model sudah termasuk dalam good accuracy dan berhasil untuk mengidentifikasi jenis – jenis buah pada saat testing dengan data pengujian.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian merupakan tahapan apa saja yang akan di lakukan pada penelitian. Ada 4 tahap yang akan dilakukan dalam penelitian ini, dimana tahapan ini terdiri dari pengumpulan data, pengembangan sistem analisis system, dan pengujian. Adapauan tahapan tersebut dapat dilihat pada gambar gambar 1 dibawah ini:



**Gambar 1.** Flowchart Tahapan Penelitian



Adapun tahapan penelitian tersebut sebagai berikut :

- a. Pengumpulan Data  
Pengumpulan data dengan cara melakukan pengamatan dan pencatatan langsung pada tempat penelitian atau pihak-pihak yang terkait dalam penelitian, Penulis melakukan observasi pengamatan langsung, pengamatan permasalahan yang berhubungan dengan pelayanan dan pengolahan data.
- b. Pengembangan Sistem  
Pengembangan Sistem adalah proses membuat system yang akan dibuat lalu dikembangkan agar dapat digunakan secara efektif dan berguna.
- c. Analisis Sistem  
Analisis Sistem Merupakan Proses untuk mengidentifikasi system yang telah dibuat apakah sudah sesuai dengan yang diharapkan.
- d. Pengujian Sistem  
Pada tahapan ini merupakan pengujian system yang akan diuji coba apakah sudah bisa digunakan dan dipakai oleh user atau pengguna.

## 2.2 Metode Pengumpulan Data

- a. Metode Observasi  
Metode Observasi atau pengamatan merupakan salah satu metode pengumpulan data observasi merupakan pengamatan langsung yaitu suatu kegiatan yang bertujuan untuk memperoleh informasi yang diperlukan dengan cara melakukan pengamatan dan pencatatan dengan peninjauan langsung[21]. Data yang diperoleh dari metode observasi ini yaitu pengamatan tentang jenis-jenis buah untuk dijadikan dataset.
- b. Metode Dokumentasi  
Metode ini adalah mencari dokumen dokumen dari struktur organisasi yang ada hubungannya dengan pembahasan masalah- masalah serta melengkapi data data yang diperlukan penulisan laporan penelitian ini.

## 2.3 Metode Pengembangan Sistem

Metodologi yang digunakan pada penelitian ini adalah framework AI life cycle[22]. Berikut penjelasan tahap-tahap yang dilakukan dalam penelitian ini:

1. Problem Scoping  
Problem scoping terkait dengan lingkup masalah sekaligus proses awal dalam AI Project Life Cycle, dengan menggunakan 4w+1h yakni what (apa), where (dimana), when (kapan), who (siapa), dan how (bagaimana).
2. Data Acquisition  
Data Acquisition adalah proses pengumpulan, pengukuran dan validitas data, dengan cara mencari data apa saja yang dibutuhkan dan bagaimana cara mendapatkannya. Data diambil menggunakan kamera berjumlah 1000 data, dibagi menjadi 900 data train dan 100 data test. Jumlah kelas sebanyak 5 (lima) antara lain: Apel, Pisang, Anggur, Mangga dan Strawberry.
3. Data Exploration  
Data Exploration adalah tahapan setelah Data Acquisition dimana tahapan ini bertujuan untuk memahami karakteristik data yang telah dikumpulkan. Proses preprocessing yang dilakukan antara lain resizing dan grayscale.
4. Modeling  
Modelling adalah tahap pengembangan model meliputi pemilihan algoritma dan training data dan menerapkan metode CNN (Convolution Neural Network)
5. Evaluation  
Merupakan tahapan dimana dilakukan pengujian performansi terhadap model yang sudah dibangun. Metode pengujian yang dilakukan meliputi: confusion matrix dan classification report.
6. Deployment  
Setelah didapatkan model baik atau yang siap digunakan, tahap deployment ini mengimplementasikan penerapan dari model CNN yang sudah dibuat.

## 2.4 Metode Pengujian Sistem

Pengujian Adapun metode pengujian sistem dalam penelitian ini adalah Confusion Matrix. Confusion Matrix bertujuan menggambarkan performa dari sebuah model atau algoritma secara spesifik[23]. Seperti yang terlihat pada tabel berikut:

**Tabel 1.** Metode Pengujian Sistem

	<b>Predicted Negative</b>	<b>Predicted Positive</b>
<b>Actual Negative</b>	True Negative (TN)	False positive (FP)
<b>Actual Positive</b>	False Negative (FN)	True positive (TP)

Penjelasan Confusion Matrix diatas:

1. True Positive, data-data yang memiliki kelas positif, dan model juga memprediksi benar positif



2. True Negative, data-data yang memiliki kelas positif, dan model memprediksi juga benar negatif.
3. False Positive, data-data yang memiliki kelas positif, namun model memprediksi positif.
4. False Negative, data-data yang memiliki kelas positif, namun model memprediksi negatif.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Hasil

Hasil dari penelitian ini adalah pengumpulan Dataset yang digunakan untuk proses klasifikasi terdiri dari 5 variabel yaitu apple, banana, grape, mango, dan strowberry. Kelima dataset tersebut memiliki ukuran yang sama, yaitu 148x148x3. Arsitektur tersebut melibatkan proses konvolusi, pooling, flatten atau fully connected, dan aktivasi sigmoid. Pada konvolusi pertama menggunakan jumlah filter sebanyak 16 dan kernel dengan matriks 3x3. Kemudian dilakukan proses pooling menggunakan ukuran pooling 2x2 dengan pergeseran mask sebanyak dua langkah. Kemudian pada tahapan konvolusi kedua dengan menggunakan jumlah filter sebanyak 32 dan kernel dengan matriks 2x2.

Proses pooling menggunakan ukuran pooling 2x2 dengan pergeseran mask sebanyak dua langkah. Proses konvolusi dilakukan dengan pengulangan 3 kali dengan jumlah filter sebesar 74 dan kernel matriks 3x3. Setelah proses konvolusi dilakukan pengulangan pooling dengan ukuran 2x2. Kemudian di lanjutkan dengan flatten yaitu merubah output dari proses konvolusi yang berupa matriks menjadi sebuah vector yang selanjutnya akan diteruskan pada proses klasifikasi dengan menggunakan MLP (Multi Layer Perceptron) dengan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi yang telah ditentukan.

Kelas dari citra kemudian diklasifikasikan berdasarkan nilai dari neuron pada lapisan tersembunyi dengan menggunakan fungsi aktivasi softmax. Berikut merupakan tabel struktur model yang terbentuk dari proses training.

**Tabel 2.** Layer CNN untuk klasifikasi Jenis Buah

Layer (type)	Output Shape	Parameter
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 148, 148, 32)	896
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 74, 74, 32)	0
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 72, 72, 64)	18496
max_pooling2d_4 (MaxPooling2D)	(None, 36, 36, 64)	0
conv2d_5 (Conv2D)	(None, 34, 34, 128)	73856
max_pooling2d_5 (MaxPooling2D)	(None, 17, 17, 128)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 36992)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 36992)	0
dense_2 (Dense)	(None, 512)	18940416
dense_3 (Dense)	(None, 5)	2565

Berdasarkan Tabel 2 diatas, total parameter yang terbentuk dari model adalah sebanyak 19.036.229 neuron.

#### 3.2 Pembahasan

Pada eksperimen ini, proses melatih model pembelajaran mendalam menggunakan dataset jenis buah selama 25 epoch. Tujuan dari pelatihan ini adalah untuk meningkatkan akurasi model dalam mengklasifikasikan data dengan benar, sambil meminimalkan nilai loss, yang mengindikasikan seberapa baik model menyesuaikan diri terhadap data pelatihan. Hasil pelatihan pada saat 5 epoch pertama dapat dilihat hasilnya pada Tabel 3 dibawah ini:

**Tabel 3.** Hasil Pelatihan

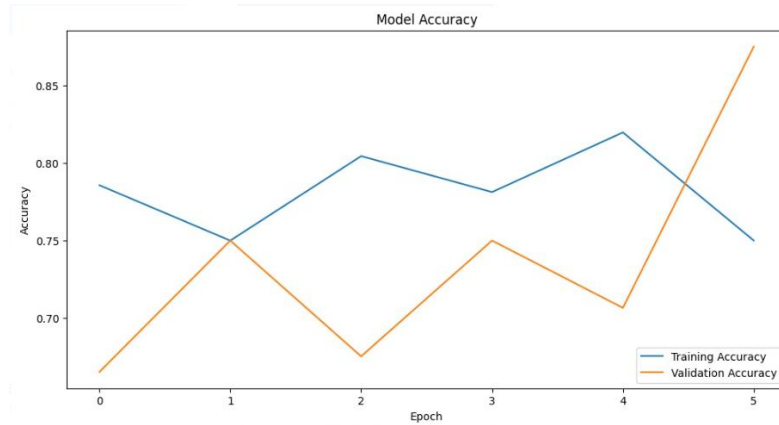
Epoch	Akurasi Training	Loss Training	Akurasi Validasi	Los Validasi
1	0.7115	0.7521	0.6573	0.8791
2	0.6562	0.9932	0.7500	0.7151
3	0.7198	0.7169	0.6845	0.8310
4	0.8125	0.5152	0.8750	0.9066
5	0.7260	0.7028	0.6623	0.8708

Analisis dari data pelatihan menunjukkan beberapa pola yang menarik. Pada epoch pertama, model mencapai akurasi pelatihan sebesar 71.15% dengan loss sebesar 0.7521. Akurasi validasi pada epoch ini tercatat sebesar 65.73%, dengan nilai loss 0.8791. Ini menunjukkan bahwa pada tahap awal pelatihan, model sudah menunjukkan kemampuan klasifikasi yang cukup baik, meskipun masih terdapat perbedaan antara akurasi pelatihan dan validasi yang mengindikasikan kemungkinan overfitting atau underfitting.

Pada epoch kedua, terjadi penurunan akurasi pelatihan menjadi 65.62% dan kenaikan nilai loss menjadi 0.9932. Namun, akurasi validasi meningkat signifikan hingga 75.00%, dengan penurunan nilai loss validasi menjadi 0.7151. Ini menunjukkan bahwa model mulai belajar pola yang lebih umum dari data, memperbaiki generalisasi, meskipun dengan sedikit kemunduran pada data pelatihan.

Pada epoch ketiga, akurasi pelatihan meningkat menjadi 71.98%, dengan penurunan nilai loss menjadi 0.7169. Akurasi validasi sedikit menurun ke 68.45%, sementara nilai loss validasi meningkat menjadi 0.8310. Ini bisa menjadi indikasi bahwa model mulai mempelajari pola yang terlalu kompleks atau spesifik terhadap data pelatihan, mengarah ke overfitting. Pada epoch keempat, akurasi pelatihan melonjak menjadi 81.25%, dengan penurunan signifikan pada nilai loss menjadi 0.5152. Akurasi validasi juga mencapai puncak tertinggi di 87.50%, meskipun nilai loss validasi meningkat ke 0.9066. Ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik, tetapi peningkatan loss validasi menandakan bahwa ada pola yang belum sepenuhnya ditangkap oleh model atau kemungkinan overfitting masih ada.

Pada epoch kelima, akurasi pelatihan sedikit menurun ke 72.60%, dan nilai loss pelatihan sedikit meningkat menjadi 0.7028. Akurasi validasi turun menjadi 66.23% dengan nilai loss validasi 0.8708. Penurunan ini mengindikasikan bahwa model mungkin mulai kehilangan kapasitas generalisasi, dan memerlukan penyesuaian parameter pelatihan seperti laju pembelajaran atau penggunaan teknik regulasi seperti dropout. Dari hasil pelatihan tersebut didapat grafik pelatihan yang terdapat pada gambar 2 berikut ini;



**Gambar 2.** Hasil Pelatihan

Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model berhasil mencapai tingkat akurasi yang bervariasi antara data pelatihan dan validasi. Fluktuasi dalam akurasi dan loss menunjukkan adanya potensi overfitting pada beberapa epoch. Perbaikan dapat dilakukan dengan mengevaluasi hiperparameter, menambah data pelatihan, atau menggunakan metode regulasi yang lebih ketat. Studi lebih lanjut diperlukan untuk menentukan konfigurasi yang optimal bagi model untuk mencapai performa terbaik pada data validasi.

### 3.2.1 Pengujian Hasil Klasifikasi Jenis Buah

Setelah melakukan proses pelatihan atau training, model ini akan diujikan dengan data testing, data testing sebanyak 100 buah gambar, akan dipilih secara manual, dan model akan menampilkan prediksi nama dari gambar yang dilakukan testing tersebut. Hasil dari pengujian jenis buah adalah sebagai berikut:

a. Pengujian pada buah pisang

Hasil dari pengujian dengan buah pisang dapat dilihat pada gambar 3 berikut:



**Gambar 3.** Hasil Pengujian Pisang

Dari Gambar 3 mengindikasikan bahwa model berhasil mengidentifikasi buah dalam gambar sebagai "pisang" dengan tepat. Label "Ini Buah Pisang" menunjukkan bahwa model tidak hanya mengenali bentuk dan warna yang khas dari pisang, tetapi juga berhasil mengklasifikasi buah pisang dengan benar dalam kategori yang sesuai.

b. Pengujian pada buah apel

Hasil dari proses pengujian dengan buah apel dapat dilihat pada gambar 4 berikut.



**Gambar 4.** Hasil Pengujian Buah Apel

Dari Gambar 4 mengindikasikan bahwa model berhasil mengidentifikasi buah dalam gambar sebagai "Apel" dengan tepat. Label "Ini Buah Apel" menunjukkan bahwa model tidak hanya mengenali bentuk dan warna yang khas dari pisang, tetapi juga berhasil mengklasifikasi gambar apel dengan benar dalam kategori yang sesuai.

c. Pengujian pada buah anggur

Hasil dari proses pengujian dengan buah anggur dapat dilihat pada gambar 5 berikut.



**Gambar 5.** Hasil Pengujian Buah Anggur

Dari Gambar 5 mengindikasikan bahwa model berhasil mengidentifikasi buah dalam gambar sebagai "Anggur" dengan tepat. Label "Ini Buah Anggur" menunjukkan bahwa model tidak hanya mengenali bentuk dan warna yang khas dari anggur, tetapi juga berhasil mengklasifikasi gambar anggur dengan benar dalam kategori yang sesuai.

d. Pengujian pada buah mangga

Hasil dari proses pengujian dengan buah mangga dapat dilihat pada gambar 6 berikut.



**Gambar 6.** Hasil Pengujian Buah Mangga

Dari Gambar 6 mengindikasikan bahwa model berhasil mengidentifikasi buah dalam gambar sebagai "Mangga" dengan tepat. Label "Ini Buah Mangga" menunjukkan bahwa model tidak hanya mengenali bentuk dan warna yang khas dari mangga, tetapi juga berhasil mengklasifikasi gambar mangga dengan benar dalam kategori yang sesuai.

e. Pengujian pada buah stroberi

Hasil dari proses pengujian dengan buah stroberi dapat dilihat pada gambar 7 berikut.



**Gambar 7.** Hasil Pengujian Buah Stroberi

Dari Gambar 7 mengindikasikan bahwa model berhasil mengidentifikasi buah dalam gambar sebagai "Stroberi" dengan tepat. Label "Ini Buah Stroberi" menunjukkan bahwa model tidak hanya mengenali bentuk dan warna yang khas dari mangga, tetapi juga berhasil mengklasifikasi gambar stroberi dengan benar dalam kategori yang sesuai. Berdasarkan semua hasil pengujian menunjukkan bahwa model sangat akurat dalam mengklasifikasikan buah berdasarkan pelatihan sebelumnya. Kinerja yang baik ini dapat diatribusikan kepada kemampuan model dalam mengambil ciri khas dari buah, seperti bentuk dan warna dari buah. Kemampuan model dalam mengklasifikasikan pisang ini menunjukkan efektivitas arsitektur CNN dalam mengelola tugas pengenalan objek berbasis gambar.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa penerapan metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk klasifikasi jenis buah menghasilkan akurasi terbaik sebesar 82,42%. Model yang dikembangkan menunjukkan kemampuan yang cukup baik dalam mengidentifikasi gambar buah dan memberikan prediksi yang akurat. Namun, ada beberapa batasan dalam penelitian ini. Model deep learning yang digunakan hanya terbatas pada metode CNN, dan data yang digunakan berupa citra digital dari lima jenis buah, yaitu Apel, Pisang, Anggur, Mangga, dan Stroberi. Hal ini membatasi kemampuan model dalam mengenali jenis buah lainnya. Selain itu, bahasa pemrograman yang digunakan dalam pengembangan model adalah Python, dengan library TensorFlow dan Keras sebagai alat bantu utama. Pengujian sistem dilakukan menggunakan Confusion Matrix untuk mengevaluasi kinerja klasifikasi, yang berfokus pada nilai akurasi sebagai metrik utama. Meskipun hasilnya cukup baik, ada beberapa saran untuk penelitian selanjutnya agar hasilnya dapat lebih optimal dan aplikatif. Pertama, disarankan untuk memperluas jumlah kelas atau jenis buah yang diklasifikasikan. Dengan menambahkan lebih banyak variasi buah, model diharapkan dapat memiliki kemampuan yang lebih general untuk mengklasifikasikan berbagai jenis buah. Kedua, penggunaan metode deep learning yang lebih canggih seperti Transfer Learning dapat dipertimbangkan. Transfer Learning memungkinkan model untuk memanfaatkan pengetahuan dari model yang telah dilatih sebelumnya, sehingga dapat meningkatkan akurasi, terutama dalam kondisi data terbatas. Selain itu, peningkatan kualitas dan kuantitas data citra buah juga akan sangat membantu. Penggunaan data dengan resolusi yang lebih tinggi dan variasi yang lebih beragam, seperti kondisi pencahayaan yang berbeda atau sudut pandang yang bervariasi, akan membuat model lebih tangguh dalam menghadapi data yang berbeda dari kondisi pelatihan. Di samping itu, penggunaan metrik evaluasi tambahan seperti F1-Score, Precision, dan Recall dapat memberikan gambaran yang lebih menyeluruh tentang kinerja model, terutama dalam menangani ketidakseimbangan data atau kesalahan klasifikasi. Dengan langkah-langkah ini, penelitian di bidang klasifikasi gambar buah dapat memberikan hasil yang lebih baik dan aplikatif.

#### REFERENCES

- [1] A. B. Kaswar, F. Adiba, and D. D. Andayani, "Sistem Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Cabai Katokkon Berdasarkan Fitur Warna LAB Menggunakan Artificial Neural Network Backpropagation," *J. Embed. Syst. Secur. Intell. Syst.*, vol. 4, no. November, pp. 149–157, 2023, doi: 10.59562/jessi.v4i2.996.
- [2] M. R. Sugiyono1, "Jurnal Pendidikan dan Konseling," *J. Pendidik. dan Konseling*, vol. 4, no. 1980, pp. 1349–1358, 2022.
- [3] Y. Amrozi, D. Yuliati, A. Susilo, N. Novianto, and R. Ramadhan, "Klasifikasi Jenis Buah Pisang Berdasarkan Citra Warna dengan Metode SVM," *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 11, no. 3, pp. 394–399, 2022, doi: 10.32736/sisfokom.v11i3.1502.
- [4] B. Yanto, E. Rouza, L. Fimawahib, B. H. Hayadi, and R. R. Pratama, "Penerapan Algoritma Deep Learning Convolutional Neural Network Dalam Menentukan Kematangan Buah Jeruk Manis Berdasarkan Citra Red Green Blue (RGB)," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 1, pp. 59–66, 2023, doi: 10.25126/jtiik.20231015695.



- [5] S. Ilahiyah and A. Nilogiri, "Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network \_ Ilahiyah \_ JUSTINDO (Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi Indonesia)," JUSTINDO(Jurnal Sist. Teknol. Inf. Indones., vol. 3, no. 2, pp. 49–56, 2018.
- [6] A. Shiwilani, A. Ahmad, M. Umar, N. Dharejo, A. Tahir, and S. Shiwilani, "BI-RADS Category Prediction from Mammography Images and Mammography Radiology Reports Using Deep Learning: A Systematic Review," J. Ilm. Comput. Sci., vol. 3, no. 1, pp. 30–49, 2024.
- [7] P. A. Nugroho, I. Fenriana, and R. Arijanto, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia," Algor, vol. 2, no. 1, pp. 12–21, 2020.
- [8] A. Peryanto, A. Yudhana, and R. Umar, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation," J. Appl. Informatics Comput., vol. 4, no. 1, pp. 45–51, 2020, doi: 10.30871/jaic.v4i1.2017.
- [9] F. P. Rachman, "Perbandingan Model Deep Learning untuk Klasifikasi Sentiment Analysis dengan Teknik Natural Language Processing," J. Teknol. dan Manaj. Inform., vol. 7, no. 2, pp. 113–121, 2021, doi: 10.26905/jtmi.v7i2.6506.
- [10] L. Z. Edo Prasetyo N.A. Wijaya1, Hendrawan Armanto2, "Klasifikasi Akasara Jawa Dengan Cnn," J. Tek., vol. 12, no. 2, p. 61, 2020, doi: 10.30736/jt.v13i2.479.
- [11] A. Kholik, "Klasifikasi Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Tangkapan Layar Halaman Instagram," J. Data Min. dan Sist. Inf., vol. 2, no. 2, p. 10, 2021, doi: 10.33365/jdmsi.v2i2.1345.
- [12] T. W. Isna Wulandari1, Hasbi Yasin2, "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.
- [13] M. Rifqi and Suharijito, "Deteksi Kematangan Tandan Buah Segar (Tbs) Kelapa Sawit Berdasarkan Komposisi Warna Menggunakan Deep Learning," J. Tek. Inform. Atmaluhur, vol. 6, no. 1, p. 40, 2021.
- [14] N. Fadlia and R. Kosasih, "Klasifikasi Jenis Kendaraan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Cnn)," J. Ilm. Teknol. dan Rekayasa, vol. 24, no. 3, pp. 207–215, 2019, doi: 10.35760/tr.2019.v24i3.2397.
- [15] Sandy Andika Maulana, Shabrina Husna Batubara, Tasya Ade Amelia, and Yohanna Permata Putri Pasaribu, "Penerapan Metode CNN (Convolutional Neural Network) Dalam Mengklasifikasi Jenis Ubur-Ubur," J. Penelit. Rumpun Ilmu Tek., vol. 2, no. 4, pp. 122–130, 2023, doi: 10.55606/juprit.v2i4.3084.
- [16] R. Yohannes and M. E. Al Rivan, "Klasifikasi Jenis Kanker Kulit Menggunakan CNN-SVM," J. Algoritm., vol. 2, no. 2, pp. 133–144, 2022, doi: 10.35957/algoritme.v2i2.2363.
- [17] A. E. Rewina, S. Sulistyowati, M. Kurniawan, M. D. N, and S. F. Yunanda, "Penerapan Metode CNN (Convolutional Neural Network) dalam Mengklasifikasi Uang Kertas dan Uang Logam," TIN Terap. Inform. Nusant., vol. 4, no. 12, pp. 778–785, 2024, doi: 10.47065/tin.v4i12.5128.
- [18] H. Annur, "Klasifikasi Masyarakat Miskin Menggunakan Metode Naive Bayes," Ilk. J. Ilm., vol. 10, no. 2, pp. 160–165, 2018, doi: 10.33096/ilkom.v10i2.303.160-165.
- [19] U. S. Rahmadhani and N. L. Marpaung, "Klasifikasi Jamur Berdasarkan Genus Dengan Menggunakan Metode CNN," J. Inform. J. Pengemb. IT, vol. 8, no. 2, pp. 169–173, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i2.5229.
- [20] S. H. Fani Nurona Cahya\*, Nila Hardi, Dwiza Riana, "Klasifikasi Penyakit Mata Menggunakan Convolutional Neural Network Model Resnet-50," J. Rekayasa Sist. Inf. dan Teknol., vol. 1, no. 3, pp. 199–206, 2024, doi: 10.59407/jrsit.v1i3.529.
- [21] K. Joesyiana, "Penerapan Metode Pembelajaran Observasi Lapangan (Outdoor Study) Pada Mata Kuliah Manajemen Operasional (Survey Pada Mahasiswa Jurusan Manajemen Semester III Sekolah Tinggi Ilmu Ekonomi Beserta Persada Bunda)," PeKA J. Pendidik. Ekon. Akunt. FKIP UIR, vol. 6, no. 2, p. hal 94, 2018.
- [22] R. Haqiqi, A. Fourniawan, A. Eviyanti, and S. Busono, "Pengembangan Artificial Intelligence Berupa Virtual Assistant Mobile Menggunakan Framework Flutter," J. TEKINKOM, vol. 7, no. 1, pp. 53–61, 2024, doi: 10.37600/tekinkom.v7i1.1169.
- [23] D. Normawati and S. A. Prayogi, "Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter," J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI, vol. 5, no. 2, pp. 697–711, 2021.