

## **IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK MENGUNAKAN RESNET 50 UNTUK MENGGUNAKAN TINGKAT KEMANTANGAN BUAH PEPAYA**

**Mellysa Pratama<sup>1</sup>, Erwin Dwika Putra<sup>2</sup>**

Prodi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Bengkulu<sup>1,2</sup>

[Pratamamelisa831@gmail.com](mailto:Pratamamelisa831@gmail.com)<sup>1</sup>, [erwindwika@umb.ac.id](mailto:erwindwika@umb.ac.id)<sup>2</sup>

### **ABSTRAK**

*Papaya is a popular tropical fruit due to its rich nutritional content. However, assessing the ripeness of papaya is often done manually, which can lead to errors in the separation and distribution process. Therefore, this study aims to develop an automated system to classify the ripeness level of papaya using the Convolutional Neural Network (CNN) method based on the ResNet50 architecture. The dataset used consists of papaya images divided into four ripeness levels: unripe, half-ripe, ripe, and rotten. The images then undergo a preprocessing process that includes resizing the images to 224x224 pixels, adjusting pixel values, and data augmentation through techniques such as rotation, zoom, and horizontal flipping to increase the variety of training data. The model is trained using the transfer learning method by utilizing existing weights from the ImageNet dataset. Model performance evaluation is carried out through the use of a confusion matrix and a classification matrix that includes accuracy, precision, recall, and F1 score. The training results showed that the model achieved a training accuracy of 91.72% and a validation accuracy of 83.56%, with a validation loss of 0.4958. These findings indicate that the model can classify papaya images with relatively good and consistent performance. This research is expected to support the automation process of identifying papaya ripeness in the agricultural and food industries.*

**Keywords:** *image classification, papaya, CNN, Resnet-50, deep learning.*

### **ABSTRACT**

*Buah pepaya adalah salah satu jenis buah tropis yang banyak disukai karena kaya akan nutrisi. Namun, cara menilai kematangan buah pepaya masih sering dilakukan dengan cara manual, yang dapat menyebabkan kesalahan dalam proses pemisahan dan penyebarannya. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem otomatis untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pepaya dengan menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) yang berbasis arsitektur ResNet50. Dataset yang digunakan terdiri dari gambar buah pepaya yang dibagi menjadi empat tingkat kematangan, yaitu masih mentah, setengah matang, sudah matang, dan sudah busuk. Gambar tersebut kemudian menjalani proses preprocessing yang mencakup perubahan ukuran gambar menjadi 224x224 piksel, penyesuaian nilai piksel, serta augmentasi data melalui teknik seperti rotasi, zoom, dan pembalikan horizontal untuk memperbanyak variasi data pelatihan. Model dilatih dengan menggunakan metode transfer learning dengan memanfaatkan bobot yang sudah ada dari dataset ImageNet. Evaluasi kinerja model dilakukan melalui penggunaan matriks kebingungan dan matriks klasifikasi yang mencakup akurasi, precision, recall, dan skor F1. Hasil dari proses pelatihan menunjukkan bahwa model mencapai akurasi pelatihan sebesar 91,72% dan akurasi validasi sebesar 83,56%, dengan nilai validasition loss sebesar 0,4958. Temuan ini mengindikasikan bahwa model dapat mengklasifikasikan citra buah pepaya dengan performa yang relatif baik dan konsisten. Penelitian ini diharapkan dapat mendukung proses otomatisasi dalam mengidentifikasi tingkat kematangan buah pepaya di sektor pertanian dan industri pangan.*

**Kata Kunci:** *klasifikasi citra, buah pepaya, CNN, Resnet-50, deep learning.*

## PENDAHULUAN

Pepaya (*Carica papaya*, L) merupakan tanaman yang berasal dari kawasan Amerika Tengah dan telah menyebar ke wilayah Pasifik Selatan serta berbagai daerah tropis lainnya. Tanaman pepaya bisa tumbuh baik di daerah yang lembab maupun kering, termasuk di lahan rendah maupun tinggi, terutama di wilayah tropis. Buah pepaya kaya akan vitamin C dan serat yang sangat bermanfaat untuk pencernaan. Selain itu, pepaya juga mengandung vitamin A, berbagai jenis vitamin B, vitamin E, dan vitamin K. Banyaknya khasiat yang ditawarkan oleh buah pepaya menarik minat masyarakat untuk mengonsumsinya, apalagi pohon pepaya dapat beradaptasi dengan baik di iklim tropis seperti di Indonesia. Selain itu, perawatan untuk pohon pepaya tergolong murah dan mudah dilakukan. (Al Rivian & Sung, 2021)

Menemukan buah pepaya tidak sulit karena buah tersedia sepanjang tahun dan dapat dengan mudah ditemui dipasar dan perkebunan. Selain itu, pepaya kaya akan nutrisi dan memberikan beragam manfaat bagi kesehatan tubuh. (Ellif et al., 2021)

Tingkat kematangan buah pepaya dalam studi ini dibagi menjadi empat kategori yaitu matang, setengah matang, belum matang, dan busuk. Salah satu keuntungan dari pepaya adalah kemampuannya untuk berbuah terus-menerus tanpa terpengaruh oleh perubahan musim. Produksi pepaya terus mengalami peningkatan setiap tahun, berdasarkan data dari sistem informasi Badan Pusat Statistik Pertanian dan Kementerian Pertanian Republik Indonesia. Pada tahun 2018, jumlah produksi pepaya di Indonesia mencapai 887.580 ton, lalu naik menjadi 986.991 ton pada tahun 2019 dan mencapai 1.016.388 ton pada tahun 2020. Provinsi yang menghasilkan buah pepaya terbanyak di Indonesia pada tahun 2020 adalah Jawa Timur. (Feri Agustina 1 & Muhammad Sukron 2, 2022)

Banyak tantangan muncul saat mencoba mengidentifikasi tingkat kematangan buah secara tradisional. Masalah ini sering kali disebabkan oleh faktor-faktor seperti kelelahan manusia, ketidakakuratan karena keterbatasan fisik, dan gangguan pada panca indra manusia, yang semuanya dapat mengakibatkan penilaian kematangan yang tidak akurat. Saat ini, pedagang dan petani pepaya masih mengandalkan pemantauan kematangan buah secara manual. Metode manual ini melibatkan pengamatan visual dan penilaian berdasarkan sentuhan serta aroma buah, yang membuat mereka kesulitan menentukan tingkat kematangan pepaya dengan tepat. (Hidayatulloh, 2024)

Klasifikasi otomatis berbasis pengolahan citra di gital merupakan salah satu solusi yang banyak dikembangkan dalam beberapa tahun terakhir. Beberapa algoritma yang umum digunakan dalam klasifikasi citra buah antara lain adalah support vector mesin (svm), k – nearest neighbors (kkn), dan random forest . namun, seiring berkembangnya algoritma berbasis convolutional neural network (CNN) menjadi pendekatan yang sangat populer karena kemampuannya

dalam mengekstraksi fitur kompleks dari gambar secara otomatis. (Juliansyah & Laksito, 2021)

Melihat berbagai kendala yang muncul dari metode manual, maka dibutuhkan sebuah sistem yang dapat bekerja secara otomatis untuk mengidentifikasi tingkat kematangan pepaya dengan lebih objektif. Metode *convolutional neural network* adalah algoritma *deep learning* yang digunakan untuk memproses *inputan* data gambar, menentukan kepentingan ke berbagai aspek dalam gambar dan berfungsi untuk membedakan objek satu dengan objek lainnya. Metode *convolutional neural network* saat ini sangat populer di kalangan *deep learning* karena CNN dapat mengekstrak fitur dari input yang berupa gambar lalu mengubah dimensi gambar tersebut menjadi lebih kecil tanpa merubah karakteristik gambar tersebut. (Sutrisna et al., 2024)

*Convolutional Neural Network* terdiri dari neurons yang memiliki bobot dan bias. Setiap neurons menerima *input* dan dilanjutkan dengan melakukan perkalian titik pada tiap-tiap neuron tersebut . Hal ini sangat membantu dalam mendeteksi perubahan warna, tekstur kulit, serta ciri-ciri visual lainnya yang menjadi penanda kematangan buah pepaya. Salah satu model CNN yang cukup terkenal dan banyak digunakan untuk klasifikasi gambar adalah ResNet-50.

Resnet-50 merupakan sebuah struktur jaringan saraf tiruan yang sangat dalam dan telah memberikan dampak besar dalam bidang pengenalan gambar. Dengan 50 lapisan, arsitektur ini telah digunakan secara sukses dalam berbagai aplikasi untuk pengenalan objek dan klasifikasi gambar. (Rachmawanto et al., 2024)

Penelitian ini menggunakan resnet-50 karena arsitektur ini cocok untuk tugas klasifikasi gambar. Dengan menggunakan resnet-50, penelitian ini dapat mengatasi masalah hilangnya gradien yang sering terjadi pada jaringan neural yang sangat dalam. Selain itu, arsitektur ini juga telah terbukti memberikan hasil yang akurat dalam berbagai aplikasi pengenalan objek dan klasifikasi gambar. (Wulandari & Jasmir, 2024)

Model ini dikembangkan oleh He dan timnya pada tahun 2016 dengan memperkenalkan konsep residual learning atau pembelajaran residual. ResNet dibuat untuk menyelesaikan masalah turunya akurasi pada jaringan yang sangat dalam, di mana penambahan lapisan malah membuat performa model menurun. Dengan menerapkan ide dari pembelajaran residual dan koneksi pintas, ResNet memungkinkan data dari lapisan sebelumnya untuk "melintasi" satu atau lebih lapisan, sehingga mengurangi kemungkinan kehilangan informasi penting dan mempercepat pelatihan model. ResNet-50 juga unggul dalam mempelajari ciri-ciri gambar secara bertingkat, mulai dari hal sederhana seperti garis dan tekstur, sampai ke pola-pola yang lebih rumit dan abstrak. (Bintang et al., 2025)

Sebelumnya telah dilakukan penelitian untuk mengukur tingkat kematangan buah pepaya, yaitu Deteksi Tingkat Kematangan Buah Pepaya Menggunakan Model *Convolutional Neural Network* penelitian tersebut menghasilkan akurasi mencapai 96,63%. Menurut penelitian ini Model yang dibuat

masih mengalami overfitting. Hal ini karena dataset yang digunakan hanyalah sebanyak 240 dataset untuk proses training .

Kemudian terdapat penelitian Aplikasi Pendeteksi Tingkat Kematangan Pepaya menggunakan Metode *convolutional neural network* bahwa pada model CNN dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan pepaya. Meskipun pengujian hanya dilakukan pada sejumlah data gambar pepaya tertentu, hasil klasifikasi menunjukkan kesesuaian yang baik dengan harapan, menandakan keberhasilan proses pengujian. . (Cnn et al., 2024)

Selain penelitian yang bertujuan untuk mengukur tingkat kematangan buah pepaya, terdapat juga penelitian menggunakan metode pembelajaran *deep learning convolutional neural network* (CNN) untuk mengembangkan sistem pengenalan kematangan buah jeruk. Keputusan untuk menggunakan CNN dalam penelitian ini digunakan didasarkan pada fakta bahwa CNN mudah digunakan, memiliki hasil yang kompetitif, dan memiliki parameter yang lebih sedikit untuk diperhatikan . penelitian ini menghasilkan daftar nama model jeruk yang ditemukan melalui pengenalan dan klasifikasi tingkat kematangan buah jeruk . (Christian & Idrus, 2023)

Penelitian selanjutnya mengenai klasifikasi jenis buah pisang menggunakan algoritma *convolutional neural network* pengujian dilakukan untuk mengevaluasi akurasi model, dan hasilnya menunjukkan tingkat akurasi sebesar 78%. Penerapan algoritma CNN dapat membantu meningkatkan efisiensi dalam klasifikasi jenis buah pisang. Meskipun tingkat akurasi mencapai 78%, hasil pengujian juga menunjukkan nilai yang baik untuk presisi (81%) dan recall (78%). Oleh karena itu, algoritma CNN dapat dijadikan sebagai solusi yang efektif dalam menangani permasalahan klasifikasi jenis buah pisang secara otomatis. (Huda & Putra, 2023)

Penelitian yang telah menerapkan klasifikasi citra buah menggunakan *convolutional neural network* kelas data yang digunakan yaitu sejumlah 15 kelas dari 111 kelas pada dataset *fruit-360* hasil dari proses learning didapatkan model CNN dengan akurasi 100% dan loss sebesar 0,012. Pada proses pengujian model CNN yang menggunakan 45 sampel citra buah didapatkan akurasi sebesar 91,42% sehingga dapat disimpulkan metode CNN yang dirancang pada penelitian dapat diklasifikasikan citra dengan baik.(Maulana & Rochmawati, 2020)

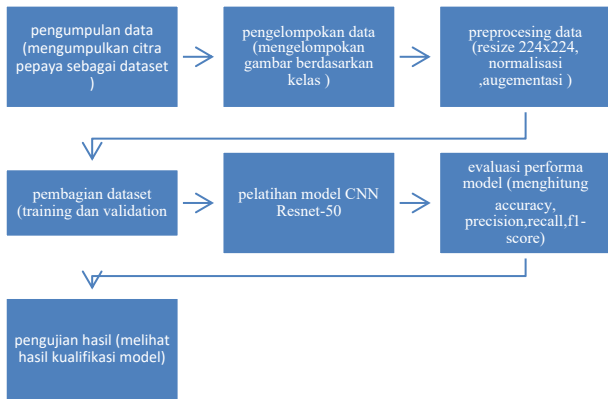
Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan penelitian tentang klasifikasi jenis buah menggunakan metode CNN . dataset citra buah diperoleh dari kaggle dan terdiri dari 8 jenis buah yang diproses melalui tahap preprocessing seperti resizing, normalisasi, dan augmentasi data. Model CNN diuji pada dua skenario pembagian data: 80:20 dan 70:30. Pada skenario 80:20, model mencapai akurasi rata-rata 91% dan akurasi validasi 97%, sedangkan pada skenario 70:30.mencapai akurasi rata-rata91% dan validasi 98%.hasil mununjukkan bahwa CNN efektif untuk klasifikasi citra buah dengan akurasi tinggi.(Ikasari et al., 2025)

penelitian lainnya yaitu penelitian untuk mengukur tingkat kematangan buah pepaya, yaitu Deteksi Kematangan Buah Pepaya Menggunakan Algoritma You Only Look Once (YOLO) oleh android. Penelitian tersebut menghasilkan akurasi sebesar 93%. Penulis mengatakan bahwa pada penelitian tersebut terdapat kendala yang mempengaruhi deteksi seperti pencahayaan yang terlalu gelap atau yang terlalu terang, melakukan deteksi dengan sudut kamera ke objek terlalu miring dan lain sebagainya. (Feri Agustinal & MuhammadSukron2, 2022)

terakhir penelitian mengenai resnet klasifikasi jenis jerawat secara otomatis dengan *convolutional neural network* menggunakan resnet-50, dataset diperoleh dari roboflow, terdiri dari tiga kelas: acne-comedonica, acne-conglobata, dan acne papulopustulosa. Proses melibatkan preprocessing gambar, augmentasi data, dan penyesuaian parameter model, termasuk teknik dropout dan optimizer adam. Model dapat mencapai akurasi 98.35% dengan loss 0.0489 dan akurasi validasi tertinggi sebesar 92.86% dengan loss validasi 0.1976. selain itu, analisis confusion matriks menunjukkan hasil akurasi 93% yang mengidikasikan kinerja model dalam membedakan antara kelas-kelas jerawat secara efektif. Penelitian ini menunjukkan potensi besar penggunaan *deep learning*, khususnya CNN dengan resnet-50, dalam bidang dermatologi digital. Namun keterbatasan seperti ukuran dataset dan spesifikasi perangkat keras menjadi tantangan yang perlu ditangani dalam pengembangan lanjutan. (Anshori et al., 2025)

Berdasarkan paparan diatas, menjadi latar belakang penulis melakukan penelitian tingkat kematangan buah pepaya dengan model convolutional neural network (CNN) dengan resnet-50.Penelitian ini bertujuan mengimplementasikan Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan arsitektur ResNet-50 untuk mengklasifikasi tingkat kematangan buah pepaya. Pemilihan ResNet-50 dilakukan karena kelebihanannya dalam mengekstrak fitur visual melalui metode residual learning yang dapat mengenali variasi warna, tekstur, dan ciri fisik buah pepaya pada berbagai level kematangan. Sistem ini diharapkan mampu memberikan klasifikasi yang tepat dan konsisten guna mendukung otomatisasi pemisahan buah pepaya sesuai dengan tingkat kematangannya.

**METODE PENELITIAN**



Gambar 1. Diagram rancangan penelitian

**A. alat Dan Bahan**

Untuk mengumpulkan dataset citra buah pepaya, penelitian ini menggunakan ponsel (smartphone) sebagai alat utama pengambilan gambar. Ponsel dipilih karena mudah diakses, bersifat portabel, serta memiliki kualitas kamera dengan resolusi yang cukup baik untuk mendukung keperluan klasifikasi citra. Pengambilan foto dilakukan pada siang hari dengan pencahayaan alami guna memperoleh kualitas gambar yang jelas dan konsisten. Setiap buah pepaya difoto dari tiga hingga empat sudut pandang yang berbeda untuk meningkatkan variasi data dan membantu model dalam mengenali karakteristik tingkat kematangan buah pepaya. Kamera pada smartphone dimanfaatkan untuk menghasilkan citra digital buah pepaya dengan empat kategori tingkat kematangan, yaitu mentah, setengah matang, matang, dan busuk. Seluruh citra yang diperoleh kemudian diolah dan diklasifikasikan menggunakan bahasa pemrograman Python dalam proses preprocessing, pelatihan, dan evaluasi model klasifikasi.

**A. Proses penelitian**

Proses penelitian dalam pengembangan sistem klasifikasi kematangan buah pepaya yang berlandaskan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNet-50 dilakukan dengan tahapan yang terstruktur Yang berisi pengumpulan data , pengelompokan data , preprocessing data, pembagian dataset , pelatihan model *convolutional neural network*

(CNN) menggunakan arsitektur Resnet-50 ,evaluasi model performa , menguji hasil dan akurasi klasifikasi.

alur rancangan penelitian deteksi tingkat kematangan buah pepaya menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNet-50.

**a. Pengumpulan Data**

Pada metode pengumpulan data pepaya diperoleh dengan cara mengambil foto langsung di kebun pepaya yang terbagi ke dalam empat kategori, yaitu mentah , setengah matang, matang, dan busuk. Semua gambar yang diambil kemudian disimpan dalam format digital dan dipergunakan sebagai dataset awal untuk langkah-langkah preprocessing dan pelatihan model klasifikasi. Tujuan dari proses pengumpulan data ini adalah untuk menciptakan dataset yang bisa merepresentasikan dengan baik sehingga dapat mendukung proses pembelajaran *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan struktur ResNet 50 secara efektif.

Gambar 2. Contoh Dataset Citra Buah Pepaya berdasarkan tingkat kematangan

**Matang ( mature )**



**Setengah Matang ( partially mature )**



**Mentah ( Unmature )**



**Busuk ( Rotten )**



Sumber : Hasil Penelitian Tahun 2026

Pada gambar 2 merupakan contoh dari data gambar yang digunakan. Dataset tersebut memiliki 400 gambar, yang terdiri dari 100 gambar matang (mature), 100 gambar setengah matang (partially mature), dan 100 gambar mentah (unmature) Dan busuk (rotten). Total data gambar yang diolah yaitu sebanyak 400 gambar. . Dataset ini terbagi menjadi dua segmen, yaitu data pelatihan (training) sebanyak 320 gambar dan data pengujian (testing) sebanyak 80 gambar. Pemisahan ini bertujuan untuk melatih model CNN ResNet-50 serta menilai kinerja klasifikasi tingkat kematangan buah pepaya.

**a. Pengelompokan Data**

pengelompokan informasi dilakukan sesudah tahap pengumpulan gambar buah pepaya. Pada fase ini, seluruh gambar dikelompokkan menjadi empat kategori menurut tingkat kematangan, yaitu masih mentah, setengah matang, sudah matang, dan yang sudah busuk. Proses pengelompokan berdasarkan ciri-ciri visual pada buah pepaya, seperti perubahan warna kulit, tekstur permukaan, serta derajat kerusakan yang terjadi pada buah.

Setiap gambar diletakkan dalam folder kategori yang tepat sebagai landasan untuk pelabelan data bagi tahap pelatihan dan pengujian model. Tujuan pengelompokan informasi ini adalah untuk menjamin bahwa kumpulan data tersusun dengan rapi dan representatif, sehingga dapat mendukung proses pembelajaran *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNet-50 secara maksimal.

**b. Pre-Processing Data**

Gambar yang telah diambil dipilih berdasarkan kriterianya sebagai sampel yaitu gambar dengan kualitas visual yang tinggi dan pencahayaan yang optimal.

Setelah itu, tahap preprocessing dilakukan, yang mencakup pemotongan (*cropping*), penyesuaian dimensi citra menggunakan aplikasi pengolahan gambar, normalisasi nilai piksel untuk menyesuaikan rentang data sehingga dapat mempercepat proses pembelajaran dan meningkatkan stabilitas model, konversi citra ke format RGB, serta pengaturan struktur folder agar dapat dibaca dengan baik oleh sistem pelatihan *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan Resnet 50.

Gambar 3. Pre-processing Data

**Mature (matang)**



**PartiallyMature( setengah matang)**



**Unmature (mentah)**



**Rotten (busuk)**



Sumber : Hasil Penelitian Tahun 2026

**c. Pembagian Dataset**

dataset citra buah pepaya yang telah menjalani tahap pengelompokan dan preprocessing selanjutnya dibagi menjadi dua segmen, yaitu data pelatihan (training data) dan data evaluasi (testing data). Tujuan dari pembagian dataset ini adalah untuk melatih model *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan arsitektur ResNet-50 serta untuk menguji kemampuan

model dalam mengidentifikasi tingkat kematangan buah pepaya dengan tepat.

Dalam penelitian ini, jumlah keseluruhan dataset yang digunakan mencapai sekitar 400 citra, yang terbagi ke dalam empat kategori tingkat kematangan, yakni mentah, setengah matang, matang, dan busuk. Dataset tersebut dibagi dengan komposisi sekitar 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data evaluasi (validation set). Pembagian ini dilakukan dengan cara sistematis, dengan memisahkan data ke dalam folder pelatihan dan pengujian agar dapat diakses dengan baik oleh sistem pelatihan dan penilaian model.

#### d. Pelatihan model Convolutional Neural Network (CNN) Menggunakan Resnet-50

*Convolutional Neural Network* (CNN) adalah algoritma *deep learning* yang digunakan melakukan proses *input* data gambar, menentukan bobot dan bias ke berbagai aspek yang terdapat pada gambar dan berfungsi untuk membedakan objek yang satu dengan objek yang lain. CNN merupakan salah satu jenis arsitektur *neural network* yang digunakan pada data image.

Pada tahap ini, pelatihan model dilakukan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNet-50. Arsitektur ResNet-50 dipilih karena mampu bekerja dengan baik pada pengolahan citra dan dapat melatih jaringan yang cukup dalam tanpa mengalami penurunan performa, sehingga cocok digunakan untuk klasifikasi tingkat kematangan buah pepaya. Dalam penelitian ini, ResNet-50 digunakan sebagai model awal yang telah dilatih sebelumnya (pre-trained) menggunakan dataset ImageNet. Model tersebut kemudian disesuaikan dengan kebutuhan penelitian dengan mengubah lapisan akhir agar dapat mengklasifikasikan empat tingkat kematangan buah pepaya, yaitu mentah, setengah matang, matang, dan busuk. Dataset yang digunakan dibagi menjadi 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji, sesuai dengan implementasi pada aplikasi yang dibuat.

#### e. Evaluasi Performa Model

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan data validasi sebesar 20% dari total dataset untuk mengetahui kemampuan model CNN dengan arsitektur ResNet-50 dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pepaya. Proses evaluasi dilakukan dengan memantau nilai akurasi dan loss selama proses pelatihan menggunakan data validasi.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan empat kategori kematangan, yaitu mentah, setengah matang, matang, dan busuk, dengan tingkat akurasi yang baik. Selain itu, analisis confusion matrix digunakan untuk melihat distribusi prediksi pada setiap kelas, yang menunjukkan bahwa sebagian besar citra berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model.

#### f. Menguji Hasil dan Klasifikasi

##### a. Akurasi (Accuracy)

Akurasi adalah salah satu ukuran yang digunakan untuk menilai kinerja model klasifikasi. Metrik ini menunjukkan seberapa tepat model dalam meramalkan kategori yang benar dibandingkan dengan total data yang telah diuji.

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{jumlah prediksi benar}}{\text{jumlah total data uji}}$$

- Jumlah Prediksi Benar adalah jumlah citra pepaya yang berhasil diklasifikasikan oleh sistem sesuai dengan kelas sebenarnya.
- Jumlah total data uji adalah seluruh citra pepaya yang digunakan dalam proses pengujian model.

##### b. Precision

Precision digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model dalam memprediksi suatu kelas. Matriks ini menunjukkan seberapa banyak prediksi positif yang benar dibandingkan dengan seluruh prediksi positif yang dihasilkan oleh model.

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP+FP}$$

- TP ( True Positive) adalah jumlah data yang diprediksi benar sesuai dengan kelas sebenarnya.
- FN (False Negative) adalah jumlah data yang diprediksi sebagai suatu kelas tetapi sebenarnya bukan kelas tersebut.

##### c. Recall

Recall digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali seluruh data yang sebenarnya termasuk dalam suatu kelas. matriks ini menunjukkan seberapa banyak data yang berhasil dikenali dengan benar dari seluruh data yang seharusnya termasuk dalam kelas tersebut.  $\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN}$

- Tp ( True Positive) adalah jumlah data yang diprediksi benar sesuai dengan kelas sebenarnya.
- FN (False Negative) adalah jumlah data yang sebenarnya termasuk dalam suatu kelas, tetapi diprediksi sebagai kelas lain oleh model.

##### d. F1-Score

F1-Score merupakan rata-rata gabungan antara precision dan recall. Matriks ini digunakan untuk menggabungkan kedua nilai tersebut, terutama ketika terdapat ketidak seimbangan data.  $F1 - \text{Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$

- Precision adalah tingkat ketepatan model dalam memprediksi suatu kelas.
- Recall adalah kemampuan model dalam mengenali seluruh data yang termasuk dalam suatu kelas.

##### e. Confusion matriks

Confusion matriks merupakan metode evaluasi yang digunakan untuk melihat performa model dengan membandingkan hasil prediksi dengan data sebenarnya dalam bentuk matriks.

- Tp (True Positive) adalah jumlah data yang diprediksi benar sesuai dengan kelas sebenarnya.
- Fp (False Positive) adalah jumlah data yang diprediksi sebagai suatu kelas tetapi sebenarnya bukan kelas tersebut.
- Fn (False Negative) adalah jumlah data yang sebenarnya termasuk dalam suatu kelas, tetapi diprediksi sebagai kelas lain oleh model
- Tn (True Negative) adalah jumlah data yang diprediksi benar sebagai bukan termasuk dalam kelas tersebut.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Hasil penelitian

Dalam penelitian ini, digunakan metode klasifikasi citra menggunakan pendekatan deep learning dengan memanfaatkan arsitektur ResNet-50. ResNet-50 adalah salah satu arsitektur deep learning yang dirancang untuk mengatasi permasalahan degradasi akurasi pada jaringan saraf berlapis-lapis yang sangat dalam. Model ini dilatih untuk mengelompokkan citra buah pepaya ke dalam beberapa kelas sesuai dengan jenisnya.

Penelitian ini menggunakan 4 jenis buah pepaya untuk melakukan klasifikasi dengan menggunakan Residual Network. Agar penelitian ini dapat bekerja dalam menentukan sebuah akurasi yang tinggi dibutuhkan dataset yang terdiri dari 4 jenis buah pepaya mentah, pepaya setengah matang, pepaya matang, dan pepaya busuk. Dataset citra kemudian melalui tahapan preprocessing yang meliputi proses resize citra menjadi ukuran  $224 \times 224$  piksel, normalisasi nilai piksel menggunakan fungsi preprocessing ResNet-50, serta augmentasi data seperti rotasi, zoom, dan horizontal flip untuk meningkatkan variasi data pelatihan. Proses pengolahan data dilakukan dengan memanfaatkan ImageDataGenerator dalam pustaka TensorFlow yang berfungsi untuk mengimpor gambar secara otomatis dari folder dataset sambil menerapkan teknik augmentasi data selama fase pelatihan model. Selain itu, dataset tersebut juga dipecah menjadi dua bagian, yaitu set pelatihan (training set) dan set validasi (validation set) dengan proporsi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk validasi menggunakan parameter `validation_split = 0.2`. Tujuan dari pembagian ini adalah untuk menilai kemampuan model dalam mendeteksi pola pada data yang belum pernah dihadapi sebelumnya.

Hasil dari kajian ini adalah klasifikasi untuk setiap citra uji yang disajikan sebagai nilai probabilitas untuk setiap kelas beserta label prediksi akhir. Nilai probabilitas ini mencerminkan seberapa yakin model terhadap kelas tertentu. Selain itu, dilakukan penilaian kinerja model menggunakan beragam metrik evaluasi seperti akurasi, precision, recall, dan F1-

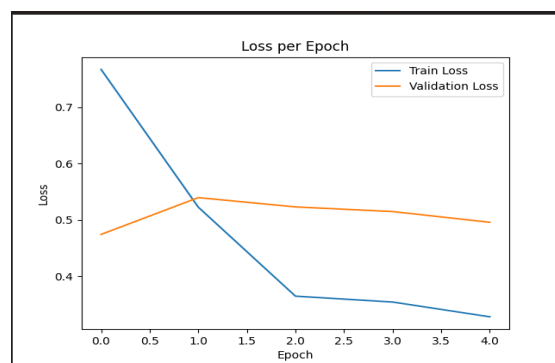
score untuk mengukur seberapa baik model dapat mengklasifikasikan berbagai jenis buah pepaya secara akurat.

Hasil dari penelitian yang dilakukan menunjukkan bahwa model ini dapat mengklasifikasikan gambar buah pepaya dengan tingkat akurasi yang sangat baik. Ini menunjukkan bahwa karakteristik visual setiap jenis buah pepaya dapat dikenali dengan baik oleh model. Oleh karena itu, pendekatan deep learning yang menggunakan arsitektur ResNet-50 bisa menjadi solusi yang terpercaya untuk proses otomatisasi identifikasi jenis buah pepaya

### B. Hasil Penelitian dan Pembahasan

#### a. Hasil Penelitian Akurasi dan Loss

Dalam pelatihan model untuk klasifikasi gambar pepaya dengan menggunakan arsitektur ResNet-50, dilakukan proses pelatihan selama beberapa epoch sambil mengawasi dua indikator utama, yaitu akurasi dan loss, pada data pelatihan serta data validasi. Akurasi berfungsi untuk menilai seberapa banyak prediksi yang tepat dibuat oleh model dibandingkan dengan keseluruhan data yang diproses, sementara loss dipakai untuk mengukur tingkat kesalahan model sepanjang proses pembelajaran. Pemantauan terhadap kedua indikator ini bertujuan agar model dapat belajar dengan efektif dan mencegah terjadinya overfitting selama pelatihan. Grafik hasil pelatihan ditampilkan pada gambar 4 berikut ini.

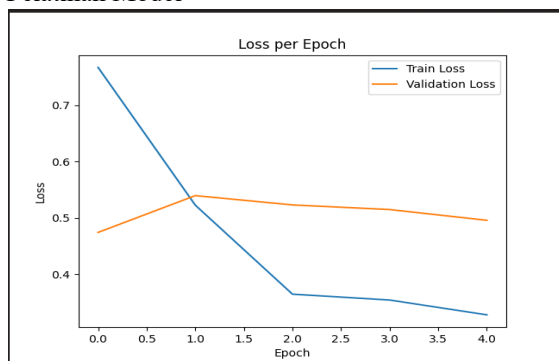


Grafik yang pertama menampilkan perkembangan nilai akurasi selama pelatihan model di setiap epoch. Garis berwarna biru menunjukkan akurasi pada data pelatihan, sedangkan garis oranye mencerminkan akurasi pada data validasi. Dari grafik itu, tampak bahwa akurasi training mengalami peningkatan secara bertahap dari sekitar 70% di epoch awal hingga mencapai sekitar 92% di epoch terakhir. Ini mengindikasikan bahwa model semakin efektif dalam mempelajari pola dari gambar buah pepaya sepanjang pelatihan.

Sementara itu, tingkat akurasi untuk validasi berkisar antara 82% hingga 84% dan cukup stabil pada beberapa epoch terakhir. Keadaan ini mengindikasikan bahwa model dapat menggeneralisasi data baru yang tidak digunakan saat pelatihan. Selisih antara akurasi pelatihan dan

validasi masih dalam batas yang wajar, sehingga model tidak mengalami overfitting yang berarti.

Gambar 5 . Grafik Akurasi dan Loss Pada Pelatihan Model



Grafik yang kedua memperlihatkan nilai kerugian selama pelatihan model pada setiap epoch. Garis berwarna biru merepresentasikan kerugian pelatihan, sementara garis oranye menggambarkan kerugian validasi. Dari grafik ini, terlihat bahwa nilai kerugian pelatihan mengalami penurunan yang cukup signifikan, yaitu dari sekitar 0,76 pada epoch pertama menjadi sekitar 0,33 pada epoch terakhir. Penurunan ini menunjukkan bahwa kesalahan model dalam memprediksi kategori citra pepaya berkurang seiring dengan berjalannya pelatihan.

Di sisi lain, nilai kerugian validasi berada dalam rentang 0,47 hingga 0,54 dan cenderung stabil pada epoch-epoch selanjutnya. Selisih antara kurva pelatihan dan validasi masih dalam batas yang wajar, sehingga bisa disimpulkan bahwa model menunjukkan performa yang baik dan konsisten dalam mengklasifikasikan citra buah pepaya.

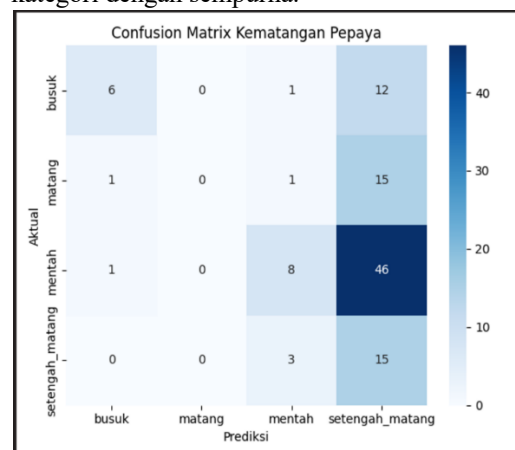
#### b. Confusin Matriks

Confusion matriks digunakan digunakan untuk menilai kinerja model klasifikasi dengan membandingkan antara kelas yang sebenarnya dan kelas yang diprediksi oleh model. Dalam gambar tersebut, sumbu yang tegak menunjukkan kelas yang sebenarnya, sementara sumbu yang mendatar menunjukkan kelas yang diprediksi oleh model. Model klasifikasi ini berfungsi untuk menentukan empat kategori kematangan buah pepaya, yaitu pepaya busuk, pepaya matang, pepaya mentah, dan pepya setengah matang. Dari confusion matriks yang diperoleh, nampak bahwa sejumlah gambar berhasil diklasifikasikan dengan benar di sepanjang diagonal utama matriks. Contohnya, ada 6 gambar dari kelas busuk yang teridentifikasi dengan tepat sebagai busuk, dan 8 gambar dari kelas mentah yang dikenali dengan benar sebagai mentah. Ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali beberapa ciri visual dari setiap kategori.

Namun, masih terdapat beberapa kesalahan dalam pengelompokan pada beberapa kategori. Sebagai contoh, beberapa gambar dari kategori mentah diperkirakan sebagai setengah matang, dan beberapa gambar dari kategori matang juga diprediksi sebagai setengah matang. Ini

mengindikasikan bahwa model masih menghadapi tantangan dalam membedakan ciri visual antara tingkatan kematangan yang memiliki kemiripan karakteristik. Secara keseluruhan,

hasil dari confusion matrix menunjukkan bahwa model telah menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan gambar buah pepaya, meskipun masih ada beberapa kesalahan prediksi pada kategori-kategori tertentu. Hal ini mungkin disebabkan oleh kemiripan warna dan tekstur antara pepaya yang berada pada tingkatan kematangan yang berdekatan, yang menyebabkan model kadang kesulitan dalam memisahkan kategori dengan sempurna.



Gambar 6 . Confusion Matriks

#### c. Hasil Evaluasi

Selain memanfaatkan akurasi dan confusion matriks, penilaian kinerja model klasifikasi buah pepaya juga dilakukan dengan matriks lain yaitu precision, recall, dan F1-score. Ketiga metrik tersebut dipakai untuk menilai seberapa berhasil model dalam mengklasifikasikan gambar buah pepaya pada data uji. Penilaian ini bertujuan untuk memahami seberapa efektif model dalam mengidentifikasi setiap kategori kematangan buah pepaya dengan lebih mendalam. Precision menggambarkan seberapa tepat prediksi yang dihasilkan model untuk suatu kategori, recall menggambarkan seberapa Ketiga matriks ini dimanfaatkan untuk menilai sejauh mana model berhasil dalam mengkategorikan gambar buah pepaya pada data pengujian serta untuk memahami kinerja model dalam mengidentifikasi setiap tingkat kematangan dari buah pepaya. baik model dapat mendeteksi semua data yang valid dalam kategori itu, F1-score adalah ukuran yang menggabungkan precision dan recall yang dipakai untuk menjelaskan kinerja model secara menyeluruh dalam proses klasifikasi. Ketiga matriks ini dimanfaatkan untuk menilai sejauh mana model berhasil dalam mengkategorikan gambar buah pepaya pada data pengujian serta untuk memahami kinerja model dalam mengidentifikasi setiap tingkat kematangan dari buah pepaya.

Kelas	Precision	Recall	F1-score	Support
Busuk	1.00	0.67	0.80	18
Matang	0.71	0.83	0.77	18
Mentah	0.90	1.00	0.95	19
Setengah matang	0.79	0.83	0.81	18
Accuracy			0.84	73
Macro avg	0.85	0.83	0.83	73
Weighted avg	0.85	0.84	0.83	73

Tabel 1. Laporan Evaluasi Matriks

Berdasarkan analisis metrik evaluasi yang mencakup precision, recall, dan F1-score, model menunjukkan hasil yang cukup memuaskan dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pepaya. Terdapat empat kategori kematangan untuk buah pepaya, yaitu busuk, matang, mentah, dan setengah matang. Masing-masing kategori memiliki nilai evaluasi yang cukup tinggi walaupun masih ada beberapa kesalahan klasifikasi pada beberapa kategori tertentu.

Pada kelas busuk, diperoleh nilai precision sebesar 1.00, recall 0.67, dan F1-skor 0.80. Untuk kategori matang, nilai precision adalah 0.71, recall 0.83, dan F1-skor 0.77. Di kategori mentah, didapatkan nilai precision 0.90, recall 1.00, dan F1-skor 0.95, yang menunjukkan bahwa semua gambar pepaya mentah berhasil teridentifikasi oleh model. Sementara itu, pada kategori setengah matang, diperoleh nilai presisi 0.79, sensitivitas 0.83, dan skor F1 0.81.

kelas pepaya yang sudah matang, model menghasilkan precision sebesar 0.71, recall 0.83, dan F1-score 0.77 dengan total 18 gambar yang diuji. Ini menandakan bahwa model cukup efektif dalam mendeteksi gambar pepaya matang meskipun terdapat beberapa kesalahan dalam pengelompokan Pada .

Pada kelas pepaya mentah, model menunjukkan kinerja terbaik dengan precision 0.90, recall 1.00, dan F1-skor 0.95 dari 19 gambar yang diuji. Nilai recall yang mencapai 1.00 menandakan bahwa semua citra pepaya mentah teridentifikasi oleh model tanpa kesalahan.

Pada kelas setengah matang, model berhasil mendapatkan precision sebesar 0.79, recall 0.83, dan F1-score 0.81 dengan total 18 gambar uji. Angka-angka ini menunjukkan bahwa model cukup efektif dalam mendeteksi ciri visual pepaya yang setengah matang, walaupun masih ada beberapa kesalahan dalam prediksi.

Secara keseluruhan, model mencapai tingkat akurasi sebesar 0,84 atau 84% pada data pengujian.

Nilai rata-rata macro average F1-score sebesar 0,83 menunjukkan bahwa kinerja model cukup seimbang di semua kategori. Hasil ini menunjukkan bahwa model klasifikasi yang menggunakan ResNet-50 dapat mengenali ciri visual dari gambar buah pepaya dengan baik, meskipun masih ada beberapa kesalahan dalam pengelompokan pada kelas yang memiliki kesamaan dalam karakteristik visual.

## KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan struktur ResNet50 dapat digunakan untuk secara otomatis mengkategorikan tingkat kematangan buah pepaya ke dalam empat kategori, yaitu mentah, setengah matang, matang, dan busuk. Model yang dibuat mencapai accuracy sebesar 91,72% dan validation accuracy sebesar 83,56%, dengan nilai validation loss sebesar 0,4958. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang cukup baik dalam mengenali pola visual gambar buah pepaya dan mampu melakukan klasifikasi dengan performa yang cukup stabil.

Selain itu, penerapan teknik preprocessing dan augmentasi data pada citra juga berperan penting dalam meningkatkan kualitas pelatihan model, sehingga model dapat memahami berbagai variasi bentuk, warna, dan tekstur buah pepaya dengan lebih efektif. Dengan cara ini, metode CNN dengan struktur ResNet-50 bisa menjadi solusi yang sangat berguna untuk memfasilitasi identifikasi kematangan buah pepaya secara otomatis. Sistem ini diharapkan mampu mendukung otomatisasi di bidang pertanian serta industri makanan, terutama dalam proses pemisahan dan pengelompokan buah berdasarkan tingkat kematangannya.

## DAFTAR PUSTAKA

- Al Rivan, M. E., & Sung, G. R. (2021). Identifikasi Mutu Buah Pepaya California (Carica Papaya L.) Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 10(1), 113–119. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v10i1.1105>
- Anshori, M. I., Zafar Sidiq, M. A., Yaqin, R. A., & Prasetyo Agung, I. W. (2025). Klasifikasi Jenis Jerawat Secara Otomatis Dengan Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur Resnet-50. *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, 15(1), 73–84. <https://doi.org/10.34010/jamika.v15i1.13712>
- Bintang, T., Sangyoga, P. P., & Akbar, M. (2025). Klasifikasi Buah Berry menggunakan Metode Residual Network (ResNet-50). 5(2), 342–350. <https://jurnal.pustakagalerimandiri.co.id/index.php/pustakadataDOI:https://doi.org/10.55382>

- /jurnalpustakadata.v5i2.1108
- Christian, J., & Idrus, S. I. Al. (2023). Introduction to Citrus Fruit Ripens Using the Deep Learning Convolutional Neural Network (CNN) Learning Method. *Asian Journal of Applied Education (AJAE)*, 2(3), 459–470. <https://doi.org/10.55927/ajae.v2i3.5003>
- Cnn, N., Android, B., Hawibowo, M. S., & Muhimmah, I. (2024). *Aplikasi Pendeteksi Tingkat Kematangan Pepaya menggunakan Metode Convolutional Neural*. 10(1), 162–170.
- Ellif, Sitorus, S. H., & Hidayati, R. (2021). Naïve Bayes 1. *Coding: Jurnal Komputer Dan Aplikasi*, 09(01), 66–75.
- Feri Agustinal, & MuhammadSukron2. (2022). DeteksiKematanganBuahPepayaMenggunakanAlgoritmaYOLO BerbasisAndroid. *Jurnal Infokam*.
- Hidayatulloh, M. R. (2024). Deteksi Tingkat Kematangan Buah Pepaya Menggunakan Convolutional Neural Network dengan Metode Deep Learning. *JIMU: Jurnal Ilmiah Multidisipliner*, 2(03), 658–667. <https://doi.org/10.70294/jimu.v2i03.424>
- Huda, F., & Putra, M. P. K. (2023). *Klasifikasi Buah Pisang*. 1(3), 100–105. <https://ejournal.techcartpress.com/index.php/jaiti/article/view/61/57>
- Ikasari, I. H., Rosyani, P., & Amalia, R. (2025). Klasifikasi Jenis Buah Menggunakan Metode CNN. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 4(2), 5451–5458. <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i2.1271>
- Juliansyah, S., & Laksito, A. D. (2021). Klasifikasi Citra Buah Pir Menggunakan Convolutional Neural Networks. *Jurnal Telekomunikasi Dan Komputer*, 11(1), 65. <https://doi.org/10.22441/incomtech.v11i1.10185>
- Maulana, F. F., & Rochmawati, N. (2020). Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network. *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, 1(02), 104–108. <https://doi.org/10.26740/jinacs.v1n02.p104-108>
- Rachmawanto, E. H., Hermanto, D., Pratama, Z., & Sari, C. A. (2024). Performa Convolutional Neural Network Dalam Deep Layers Resnet-50 Untuk Klasifikasi Mri Tumor Otak. *Semnas Ristek (Seminar Nasional Riset Dan Inovasi Teknologi)*, 8(01), 6–12. <https://doi.org/10.30998/semnasristek.v8i01.7125>
- Sutrisna, N. P., Sahirah, R. A., Laksono, K. S. S., Permadhi, R. A. S., Nurannisa, N., Larasati, S. S., Asmani, W. W., & Yudistira, N. (2024). Deteksi Tingkat Kematangan Buah Pepaya menggunakan Model Convolutional Neural Network. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 11(3), 569–578. <https://doi.org/10.25126/jtiik.938119>
- Wulandari, S. K., & Jasmir. (2024). Penggunaan resnet-50 untuk deteksi penyakit ikan air tawar di akuakultur studi kasus pada akuakultur asia selatan. *Senabistekes*, 1(2), 17–24.