

IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK MENGGUNAKAN RESNET 50 UNTUK MENGLASIFIKASI TINGKAT KEMANTANGAN BUAH PEPAYA

IMPLEMENTATION OF A CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK USING RESNET-50 TO CLASSIFY PAPAYA RIPENESS LEVELS

Mellysa Pratama¹, Erwin Dwika Putra²

Prodi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Bengkulu^{1,2}

Pratamamelisa831@gmail.com¹, erwindwika@umb.ac.id²

ABSTRACT

Papaya is a very popular tropical fruit variety because it is rich in nutrients. However, the method of assessing the ripeness of papaya fruit is still often done manually, which can cause errors in the separation and distribution process. Thus, this study aims to develop an automatic system to classify the ripeness level of papaya fruit using the Convolutional Neural Network (CNN) method based on the ResNet50 architecture. The dataset used consists of papaya fruit images divided into four stages of ripeness, namely unripe, half-ripe, and unfit. The images then undergo a preprocessing process that includes resizing the image to 224×224 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 a transfer learning approach 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 results of the training process show that the model achieved a training accuracy of 91.72% and a validation accuracy of 83.56%, with a validation loss value of 0.4958. These findings indicate that the model can classify papaya fruit images with relatively good and consistent performance. This research is expected to support the automation process in identifying the ripeness level of papaya fruit in the agricultural and food industry sectors.

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

ABSTRAK

Buah pepaya adalah salah satu variasi buah tropis yang sangat populer 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 terbagi menjadi empat tahap kematangan, yaitu belum matang, setengah matang, dan sudah tidak layak. Gambar tersebut kemudian menjalani proses preprocessing yang mencakup pengubahan ukuran gambar menjadi 224×224 piksel, penyesuaian nilai piksel, serta augmentasi data melalui teknik seperti rotasi, zoom, dan pembalikan horizontal untuk memperbanyak variasi data pelatihan. Model dilatih dengan menggunakan pendekatan 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 validasi 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 berisi banyak vitamin C serta serat yang sangat bermanfaat untuk sistem pencernaan. Di samping itu, pepaya juga kaya akan vitamin A, beberapa jenis vitamin B, vitamin B, vitamin E, serta

vitamin K Banyaknya khasiat yang ditawarkan oleh buah pepaya menarik minat masyarakat untuk mengonsumsinya, apalagi pohon pepaya dapat beradaptasi dengan baik dilingkungan tropis seperti yang ada di Indonesia. Selain itu, perawatan untuk pohon pepaya tergolong murah dan mudah dilakukan.(Al Rivan & Sung, 2021)

Menemukan buah pepaya itu gampang karena buah ini sepanjang tahun, bisa tumbuh sepanjang tahun dan bisa dengan gampang ditemukan di pasar maupun kebun. Selain itu, mengandung banyak nutrisi dan menawarkan berbagai keuntungan bagi kesehatan tubuh.(Ellif et al., 2021)

Tingkat kematangan buah pepaya dalam studi ini dibagi menjadi empat kelompok, yaitu matang, setengah matang, belum matang, dan membusuk. Salah satu keuntungan dari pepaya adalah kemampuan untuk menghasilkan buah secara terus-menerus tanpa terpengaruh oleh variasi musim. Produksi pepaya terus mengalami peningkatan setiap tahun, berdasarkan data dari sistem informasi Badan Pusat Statistik Pertanian dan Kementerian Pertanian Republik Indonesia. Di tahun 2018, total 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 Agustina1 & Muhammad Sukron2, 2022)

Banyak halangan muncul saat berusaha mengetahui sejauh mana kematangan buah dengan cara tradisional. Permasalahan ini sering kali di picu oleh aspek-aspek seperti kelelahan fisik, ketidakakuratan karena keterbatasan manusia, dan gangguan pada indra yang semuanya bisa menyebabkan penilaian tingkat kematangan yang salah. Saat ini, para petani dan pedagang pepaya masih bergantung pada cara manual untuk memantau kematangan buah. Metode ini mencakup pengamatan secara visual serta penilaian melalui sentuhan dan aroma, yang

mempersulit mereka dalam menentukan kematangan pepaya secara akurat.(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 mesin vektor pendukung (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 mekanisme yang dapat beroperasi secara mandiri untuk mengidentifikasi tingkat kematangan pepaya dengan lebih objektif. Metode *convolutional neural network* merupakan sebuah *algoritma* pembelajaran mendalam yang digunakan untuk mengolah data gambar, mengidentifikasi berbagai elemen penting dalam gambar, dan berfungsi untuk membedakan satu objek dari objek lainnya. Saat ini, metode *convolutional neural network* sangat diminati dalam dunia *deep learning* karena CNN mampu mengambil fitur dari gambar yang diinputkan dan mengurangi ukuran dimensi gambar tersebut tanpa mengubah karakteristik aslinya. (Sutrisna et al., 2024)

Convolutional neural network terdiri dari sel-sel yang mempunyai bobot serta bias. setiap sel menerima masukan dan kemudian melanjutkan dengan melakukan perkalian skalar di setiap sel 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 dimanfaatkan dengan baik di banyak bidang untuk identifikasi 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 kerap muncul pada jaringan saraf 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 untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pepaya walaupun uji coba hanya dilakukan pada beberapa gambar pepaya tertentu, hasil klasifikasinya menunjukkan kecocokan yang baik sesuai dengan yang diharapkan, yang menandakan keberhasilan dari 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 lebih sedikit faktor yang perlu diperhatikan. Studi ini menghasilkan daftar nama varietas jeruk yang ditemukan melalui proses pengenalan dan klasifikasi tingkat kematangan buah jeruk. (Christian & Idrus, 2023)

Penelitian selanjutnya mengenai klasifikasi variasi buah pisang menggunakan algoritma jaringan syaraf konvolusional. Pengujian dilaksanakan untuk menilai keakuratan model, dan hasilnya menunjukkan persentase akurasi sebesar 78%. Penggunaan algoritma CNN mampu meningkatkan efektivitas dalam klasifikasi variasi buah pisang. Walaupun tingkat akurasi mencapai 78%, hasil pengujian juga memperlihatkan nilai yang baik untuk presisi (81%) dan recall (78%). Oleh karena itu, algoritma CNN dapat menjadi solusi yang efisien dalam mengatasi masalah klasifikasi jenis buah pisang secara otomatis. (Huda & Putra, 2023)

Penelitian yang telah menerapkan klasifikasi citra buah menggunakan *convolutional neural network* kelas data

yang dimanfaatkan adalah 15 kelas dari total 111 kelas pada dataset fruit-360. Setelah melalui proses pembelajaran, diperoleh model CNN dengan tingkat akurasi 100% dan nilai loss 0,012. Dalam pengujian model CNN yang melibatkan 45 sampel gambar buah, diperoleh akurasi sebesar 91,42%. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa metode CNN yang dikembangkan dalam penelitian ini mampu mengklasifikasikan citra dengan baik. (Maulana & Rochmawati, 2020)

Dalam studi sebelumnya, telah dilakukan penelitian mengenai pengelompokan berbagai jenis buah dengan menggunakan metode CNN. dataset gambar buah diambil dari kaggle dan terdiri dari 8 variasi buah yang telah melalui langkah-langkah preprocessing seperti perubahan ukuran, normalisasi, dan peningkatan data. Model CNN diuji dalam dua kondisi pembagian data 80:20 dan 70:30. Pada kondisi 80:20, model memperoleh akurasi rata-rata 91% dan akurasi validasi 97%, sedangkan pada kondisi 70:30, mencapai akurasi rata-rata 91% dan akurasi validasi 98%. Hasil menunjukkan bahwa CNN efektif dalam mengklasifikasikan gambar buah dengan tingkat akurasi yang tinggi. (Ikasari et al., 2025)

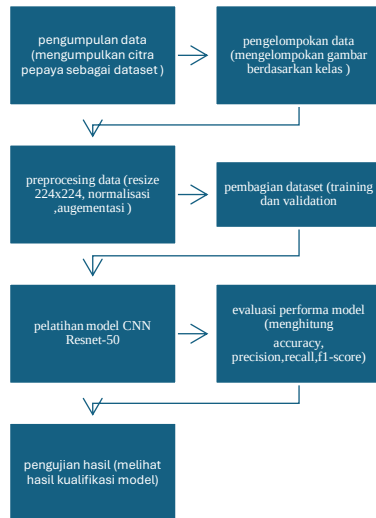
penelitian lainnya yaitu penelitian untuk mengukur tingkat kematangan buah pepaya, yaitu deteksi kematangan buah pepaya dengan algoritma You Only Look Once (YOLO) oleh android. Penelitian tersebut menghasilkan akurasi sebesar 93%. Penulis mengatakan bahwa pada penelitian tersebut terdapat kendala yang mempengaruhi deteksi seperti penerangan yang sangat redup atau terlalu terang, melakukan pengenalan dengan sudut kamera ke objek terlalu miring dan lain sebagainya. (Feri Agustina¹ & Muhammad Sukron², 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 mengindikasikan 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 dalam empat kelompok tingkat kematangan, yakni mentah, setengah matang, matang dan busuk. Semua gambar 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 melalui penggunaan jaringan syaraf konvolusi (CNN) dengan arsitektur ResNet-50.

a. Pengumpulan Data

Pada metode pengumpulan data buah pepaya diperoleh dengan cara mengambil foto langsung di kebun pepaya yang terbagi ke dalam empat kelompok, yaitu bahan mentah, setengah olahan, olahan matang, dan yang sudah tidak layak. 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.

Matang (*mature*)



Setengah Matang (*partially mature*)



Mentah (Unmature)



Busuk (Rotten)



Gambar 2. Contoh Dataset Citra Buah Pepaya berdasarkan tingkat kematangan

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 dipahami dengan baik oleh sistem pembelajaran *convolutional neural network* (CNN) menggunakan Resnet 50.

Mature (matang)



PartiallyMature(setengah matang)

**Unmature (mentah)****Rotten (busuk)****Gambar 3. Pre-processing Data**

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 menentukan tingkat kematangan buah pepaya dengan akurat.

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% dialokasikan untuk pengumpulan data pelatihan dan 20% digunakan 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 metode pembelajaran mendalam yang digunakan untuk mengolah data gambar, menetapkan bobot dan bias ke beragam komponen yang terdapat dalam foto, dan berperan untuk membedakan satu item dari item lainnya. CNN merupakan salah satu jenis arsitektur jaringan syaraf yang digunakan pada data gambar.

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 kedewasaan buah pepaya terdiri dari empat fase, yaitu belum matang, setengah matang, matang dan busuk. Dataset yang digunakan terbagi menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian, sesuai dengan implementasi pada aplikasi yang dibuat.

e. Evaluasi Performa Model

Penilaian kerja model dilakukan dengan memanfaatkan 20% dari keseluruhan dataset sebagai data validasi. 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 jenis tingkat kematangan, yaitu belum matang, setengah siap, sudah matang, dan tidak layak, dengan derajat akurasi yang baik. Selain itu, analisis *confusion matrix* digunakan untuk melihat distribusi prediksi pada setiap kelas, yang menunjukkan bahwa mayoritas gambar telah dikategorikan dengan tepat oleh model.

f. Menguji Hasil dan Klasifikasi

a. Akurasi (Accuracy)

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

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

- 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

Ketepatan digunakan untuk menilai seberapa akurat model dalam meramalkan suatu kategori. Tabel ini menggambarkan jumlah prediksi positif yang benar dibandingkan dengan seluruh prediksi positif yang dihasilkan oleh model.

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

- TP (True Positive) adalah jumlah data yang berhasil diprediksi dengan benar sesuai dengan kategori sebenarnya.
- FN (False Negative) adalah jumlah data yang diperkirakan sebagai sebuah 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 semua informasi yang seharusnya ada dalam kategori tersebut.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

- TP (True Positive) merupakan total data yang di perkirakan akurat sesuai dengan kategori sebenarnya.

FN (False Negative) merujuk pada jumlah informasi yang telah dikategorikan sebagai negatif namun seharusnya diidentifikasi sebagai positif sebenarnya berada dalam suatu kategori, namun oleh model diperkirakan masuk kategori yang berbeda

d. F1-Score

F1-Score merupakan rata-rata gabungan antara precision dan recall. Matriks ini digunakan untuk menggabungkan kedua nilai tersebut, terutama ketika terdapat ketidakseimbangan data.

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

- Precision adalah tingkat ketepatan model dalam meramalkan suatu kategori.
- Recall merupakan kemampuan model untuk mengidentifikasi semua data yang berada dalam suatu kategori.

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) merupakan total data yang terdeteksi dengan tepat sesuai dengan kategori sebenarnya.
- FP (False Positive) merupakan total data yang diindikasikan sebagai sebuah kategori tetapi sebenarnya bukan kelas tersebut.
- FN (False Negative) merupakan total data yang sesungguhnya tergolong dalam suatu kategori, namun diperkirakan sebagai kategori yang berbeda oleh model.

- Tn (True Negative) merupakan total data yang diidentifikasi dengan tepat sebagai tidak termasuk dalam kategori itu.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil penelitian

Dalam studi ini, diterapkan metode penggolongan gambar dengan pendekatan pembelajaran mendalam yang menggunakan stuktur Resnet-50. Resnet-50 merupakan salah satu struktur pembelajaran mendalam yang terkenal pembelajaran yang dibuat untuk menangani isu penurunan akurasi pada jaringan saraf yang memiliki banyak lapisan. Model ini dilatih untuk mengkategorikan gambar buah pepaya kedalam beberapa kelompok berdasarkan jenisnya.

Penelitian ini menggunakan 4 jenis buah pepaya untuk melakukan klasifikasi dengan menggunakan Residual Network. Agar penelitian ini dapat berfungsi dalam menetapkan sebuah ketepatan yang tinggi yang memerlukan kumpulan data 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 224×224 piksel, normalisasi nilai piksel menggunakan fungsi preprocessing ResNet-50, serta penambahan data seperti putaran, perbesaran, dan flip horizontal untuk memperbaiki variasi data pelatihan. Proses pengolahan data dilakukan dengan memanfaatkan Image Data Generator 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 untuk

mengenali pola pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

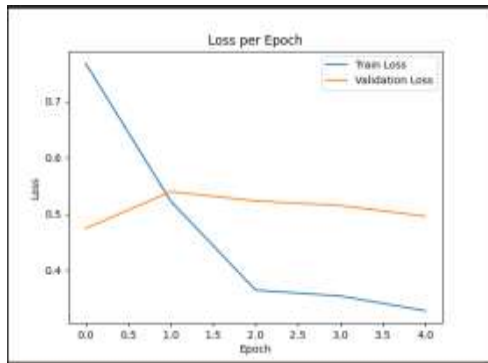
Hasil dari kajian ini adalah klasifikasi untuk setiap citra uji yang disajikan sebagai nilai probabilitas untuk setiap kelas beserta label prediksi akhir. Nilai probabilitas ini mencerminkan seberapa yakin model terhadap kelas tertentu. Selain itu, dilakukan penilaian kinerja model menggunakan berbagai penilaian seperti akurasi, precision, recall dan F1 skor untuk menilai seberapa baik model dapat mengklasifikasikan berbagai jenis model menggunakan beragam metrik xbuah pepaya secara akurat.

Hasil dari penelitian yang dilakukan menunjukkan bahwa model ini dapat mengidentifikasi gambar buah pepaya dengan tingkat ketepatan yang sangat tinggi. 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

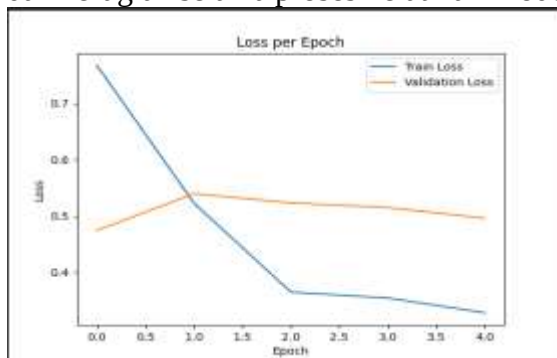
Dalam pelatihan model untuk penggolongan gambar pepaya dengan menggunakan arsitektur ResNet-50, dilakukan proses pelatihan selama beberapa epoch sambil mengawasi dua indikator utama, yaitu akurasi dan loss, pada data pelatihan serta data validasi. Akurasi berfungsi untuk menilai seberapa banyak prediksi 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 menggambarkan tingkat ketepatan pada data latihan, sedangkan garis oranye mencerminkan tingkat ketepatan pada data verifikasi. 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 4. Grafik tingkat ketepatan dan kerugian selama proses Pelatihan Model



Grafik 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.

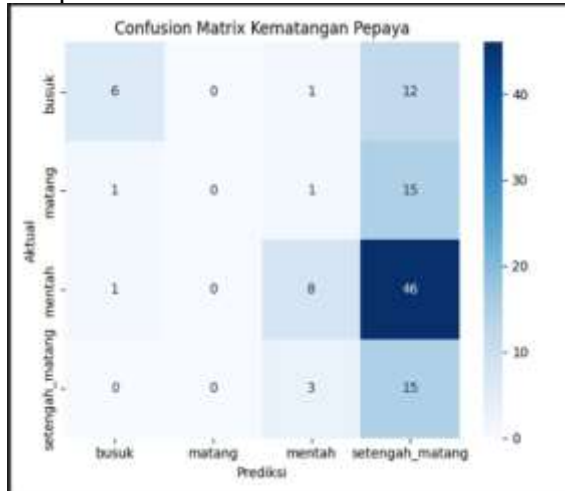
b. Confusin Matrix

Confusion matrix digunakan untuk mengevaluasi seberapa baik model klasifikasi bekerja 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 membusuk, pepaya siap konsumsi, pepaya belum matang dan hampir 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 berhasil dengan baik dalam mengkategorikan 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 Matrix

c. Hasil Evaluasi

Selain memanfaatkan akurasi dan *confusion matrix*, penilaian kinerja model klasifikasi buah pepaya juga dilakukan dengan menggunakan *matrix* lain seperti precision, recall, dan F1- score ketiga ukuran 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.

Tabel 1. Laporan Evaluasi Matrix

Kelas	Preci sion	Reca ll	F1- score	Supp ort
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	73
Weighted avg			0.85	73

Berdasarkan analisis ukuran penilaian yang meliputi precision , recall dan F1- score,model menunjukkan hasil yang cukup memuaskan dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pepaya. Terdapat empat kategori tingkat kematangan untuk buah pepaya, yang meliputi yang sudah rusak, matang sempurna, dan yang belum matang dan yang hampir matang Masing-masing kategori memiliki nilai evaluasi yang cukup tinggi walaupun masih 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 telah diuji. Angka recall yang mencapai 1.00 menunjukkan 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 menunjukan 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

Menurut studi yang telah dilaksanakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan struktur ResNet50 bisa dipakai untuk secara otomatis mengklasifikasikan tahap

kemantangan buah pepaya ke dalam empat kategori yakni mentah, setengah masak, masak dan rusak. 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 Agustina1, & 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.