

IMPLEMENTASI LENET-5 DAN MOBILENET-V2 UNTUK KLASIFIKASI KEMATANGAN BUAH CABAI BERBASIS COMPUTER VISION

Risman Hadi, Ramaditia Dwiyanaputra, Pahrul Irfan

Teknik Informatika, Universitas Mataram

Jl. Majapahit No.62, Gomong, Kec. Selaparang Mataram, West Nusa Tenggara.

rismanhadi127@gmail.com

ABSTRAK

Tingginya konsumsi cabai rawit menjadikannya komoditas dengan permintaan yang selalu tinggi, sehingga memiliki nilai ekonomi yang signifikan bagi para petani. Terlebih lagi, makanan khas Pulau Lombok seperti peleceng kangkung, ayam taliwang, dan bebalung sangat ditentukan cita rasanya oleh cabai sebagai salah satu bahan utama untuk bumbu. Permintaan cabai yang cenderung tinggi sepanjang tahun tanpa mengenal musim menciptakan tantangan dalam pengelolaan kualitas cabai di pasaran. Identifikasi kualitas buah cabai yang masih dilakukan secara visual oleh petani sering kali menghasilkan kesalahan dalam proses sortir yang dapat merugikan konsumen. Oleh karena itu, diperlukan penerapan teknologi *computer vision* untuk mengatasi masalah ini. Penelitian ini mengimplementasikan arsitektur CNN yaitu Lenet-5 dan MobileNet-V2. Lenet-5 memiliki kelebihan dalam kesederhanaan struktur dan kebutuhan komputasi yang rendah, sehingga cocok digunakan pada perangkat dengan sumber daya terbatas. MobileNet-V2 memiliki unggul dalam efisiensi parameter dan kinerja yang optimal untuk perangkat *mobile* atau aplikasi *real-time*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model arsitektur Lenet-5 menunjukkan performa lebih baik dengan *accuracy* 99%, *precision* 1.00, *recall* 1.00 dan F-1 Score 1.00, sedangkan model arsitektur MobileNet-V2 memiliki *accuracy* 100%, *precision* 1.00, *recall* 1.00 dan F-1 Score 0,95. Hal tersebut menunjukkan potensi *computer vision* berbasis CNN untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam klasifikasi tingkat kematangan buah cabai.

Kata kunci : CNN, Klasifikasi, Cabai, Kematangan, MobileNet-V2, Lenet-5

1. PENDAHULUAN

Tingginya konsumsi cabai rawit (*Capsicum frutescens* L.) menjadikannya komoditas dengan permintaan yang selalu tinggi, sehingga memiliki nilai ekonomi yang signifikan bagi para petani [10]. Terlebih makanan lagi khasnya Pulau Lombok memiliki seperti peleceng kangkung, ayam taliwang, dan bebalung sangat ditentukan cita rasanya oleh cabai sebagai salah satu bahan utama untuk bumbunya. Hal tersebut menjadikan permintaan cabai cenderung tinggi di pasaran sepanjang tahun tanpa mengenal musim. Data hasil Survei Ekonomi Nasional oleh BPS, dikutip dari Kementerian Pertanian, (2022) menunjukkan bahwa konsumsi cabai rumah tangga pada periode 2010-2021 mengalami fluktuasi tetapi cenderung meningkat. Pada tahun 2010, konsumsinya sebesar 1,298 kg/kapita/tahun kemudian meningkat menjadi sebesar 1,955 kg/kapita/tahun pada tahun 2021 atau naik dengan rata-rata sebesar 6,75% [8].

Dalam situasi di mana harga cabai rawit tinggi, petani mungkin lebih cenderung untuk melakukan panen lebih awal untuk mendapatkan keuntungan maksimal tanpa memikirkan tingkat kematangan untuk memenuhi kebutuhan pasar [10]. Tingginya konsumsi cabai rawit menjadikannya komoditas dengan permintaan yang selalu tinggi, sehingga memiliki nilai ekonomi yang signifikan bagi para petani [10]. Terlebih makanan lagi khasnya Pulau Lombok memiliki seperti peleceng kangkung, ayam taliwang, dan bebalung sangat ditentukan cita rasanya oleh cabai sebagai salah satu bahan utama untuk bumbunya. Hal tersebut menjadikan permintaan cabai

cenderung tinggi di pasaran sepanjang tahun tanpa mengenal musim. Data hasil Survei Ekonomi Nasional oleh BPS, dikutip dari Kementerian Pertanian, (2022) menunjukkan bahwa konsumsi cabai rumah tangga pada periode 2010-2021 mengalami fluktuasi tetapi cenderung meningkat. Pada tahun 2010, konsumsinya sebesar 1,298 kg/kapita/tahun kemudian meningkat menjadi sebesar 1,955 kg/kapita/tahun pada tahun 2021 atau naik dengan rata-rata sebesar 6,75% [8].

Petani masih sering menggunakan metode visual secara langsung untuk mengidentifikasi kualitas buah cabai, dan jika mereka menggunakan sortir manual, seringkali terjadi kesalahan karena petani terlalu lelah (Dwika Putra, 2020). Waktu yang dibutuhkan untuk melakukan sortir buah cabai biasanya memakan waktu 2 jam lebih tergantung pada jumlah buah cabai yang dipanen dan berapa orang yang terlibat. Bidang citra digital saat ini mengalami kemajuan teknologi yang sangat pesat. Bidang pertanian dan pangan adalah salah satu dari banyak industri yang telah menggunakan kemajuan citra digital, dimana banyak penggunaan gambar digital di bidang pertanian dan pangan telah menghasilkan tanggapan yang memuaskan. Pengolahan citra digital saat ini telah digunakan sangat luas [4]. Dengan menggunakan *computer vision* dalam penyelesaian masalah pada penelitian ini dalam mengidentifikasi pengelompokan buah cabai yang matang dan mentah berdasarkan warna.

Untuk menghasilkan angka dan simbol informasi dari dunia nyata, metode *computer vision* membutuhkan persyaratan untuk pengidentifikasian,

seperti perolehan data, proses data, analisis, dan pemahaman gambar secara umum. Pada penelitian [5], membahas tentang penentuan tingkat kematangan buah cabai dengan model GLCM (*gray level co-occurrence matrix*) dengan akurasi 81,4%. Dalam penelitian [1] menunjukan bahwa menggunakan Arsitektur MobileNet-V2 dengan kombinasi data 90:10 memiliki hasil yang sangat baik dengan akurasi, *precision*, *recall*, dan skor F1 yang semuanya sama dengan 100%. Penelitian [11] menghasilkan arsitektur Lenet-5 memiliki performa yang baik sebesar 94% pada citra cuaca.

Berbagai penelitian klasifikasi telah menggunakan metode konvensional. Namun, memiliki beberapa keterbatasan pada metode ini termasuk kebutuhan untuk mengekstrak fitur secara manual dan sensitivitas terhadap kualitas data input. Untuk mengatasi hal itu, pada penelitian ini menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) seperti LeNet-5 dan MobileNet-V2. CNN memungkinkan ekstraksi fitur secara otomatis, yang mengurangi ketergantungan pada desain fitur manual, dan memberikan akurasi yang lebih tinggi dalam pengenalan pola visual yang kompleks. LeNet-5 dipilih karena ringan, mudah digunakan, dan membutuhkan sumber daya komputasi yang rendah, yang membuatnya ideal untuk perangkat dengan kapasitas terbatas. Sementara itu, MobileNet-V2 memiliki unggul dalam efisiensi parameter dan kinerja yang optimal untuk perangkat *mobile* atau aplikasi *real-time*. Keunggulan ini mengatasi keterbatasan metode konvensional, yang lebih lambat, kurang fleksibel, dan sering kali membutuhkan proses pra-pengolahan data yang kompleks.

Berdasarkan uraian latar belakang di atas, maka penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasi tingkat kematangan buah cabai menjadi 4 kelas yaitu, cabai hijau (belum matang), cabai orange (setengah matang), cabai merah (matang), dan busuk. Penelitian ini akan menggunakan arsitektur Lenet-5 dan MobileNet-V2. Kedua arsitektur tersebut memiliki potensi yang sangat baik dalam klasifikasi tingkat kematangan buah cabai, sehingga dapat membantu petani dalam pengambilan keputusan yang lebih baik terkait waktu panen dan pengelolaan tanaman.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Beberapa Penelitian sebelumnya yang telah melakukan penelitian terkait klasifikasi tingkat kematangan buah. Penelitian-penelitian yang dimaksud antara lain “Klasifikasi Tingkat Kematangan Pisang Berdasarkan Ekstraksi Fitur Tekstur Dan Algoritme Knn” yang dilakukan oleh Kosasih Rifki [7]. Penelitian ini menggunakan 45 gambar, yang terdiri dari 30 gambar sebagai data latih dan 15 gambar lainnya. Beberapa parameter, termasuk rerata, *skewness*, *descriptor* energi, dan kehalusan, ditentukan pada gambar melalui teknik ekstraksi fitur tekstur berdasarkan *histogram*. Selanjutnya, *algoritme K Nearest Neighbor* (KNN) digunakan untuk

melakukan klasifikasi berdasarkan fitur yang telah diperoleh. Hasilnya menunjukkan tingkat akurasi klasifikasi sebesar 88,89%.

Selanjutnya penelitian buah lainnya dengan judul “Klasifikasi Tingkat Kematangan Pada Buah Rambutan Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Knn Dan Ekstraksi Warna HSV” yang dilakukan oleh Octaviani A. dkk [9]. Penelitian ini membahas mengenai perbedaan tingkat kematangan pada buah rambutan menggunakan ekstraksi ciri warna yang salah satunya ialah pada warna *Hue*, *Saturation*, *Value* (HSV) dengan menerapkan metode klasifikasi yaitu *K-Nearest Neighbors* (KNN) serta menerapkan metode hasil evaluasi menggunakan *Cross Validation* dengan pembagian secara *K-Fold*. Pengambilan sampel gambar dari 21 gambar yang telah diproses dan menggunakan nilai $K = 7$, diperoleh hasil akurasi sebesar 76,6%.

Selanjutnya penelitian [5] menggabungkan metode Klasifikasi dan algoritma *Hue*, *Saturation*, *Value* terhadap 20 data *testing* yang diolah dengan teknik *masking* dan *Hue*, *Saturation*, *Value* (HSV) lalu kemudian diklasifikasikan dengan algoritma klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN) untuk memprediksi tingkat kematangan buah tersebut berdasarkan fitur warnanya kemudian dilakukan pula evaluasi menggunakan metode *Hold Out Estimation* yang menghasilkan nilai *accuracy* sebesar 95% kemudian untuk nilai *sensitivity* sekitar 95% dan nilai *specificity* 100%.

Selain penelitian-penelitian tentang tingkat kematangan buah secara umum, beberapa peneliti sebelumnya juga fokus dalam penelitian pada buah cabai dikarenakan cabai sangat penting. penelitian yang dimaksud antara lain, penelitian [10] mengimplementasikan model CNN-KNN yang menggunakan fitur CNN yang di ekstraksi meningkatkan akurasi, *recall*, dan F1-score dibandingkan dengan model CNN konvensional. Hasil akurasi juga sangat dipengaruhi oleh pola dari setiap rasio pembagian dataset, yang dibuktikan dengan fakta bahwa semakin banyak data pelatihan akurasi yang diperoleh semakin tinggi. Dengan 750 data yang terdiri dari tiga kategori: mentah, setengah matang, dan matang. Tiga skenario dibuatkan, dengan skenario ketiga yang memiliki nilai $k = 5$, yang menghasilkan hasil akurasi terbaik sebesar 99,33%.

Selanjutnya penelitian lain yang berjudul “Pengaruh HSV Pada Pengolahan Citra Untuk Kematangan Buah Cabai” yang dilakukan oleh Hadinegoro Arifiyanto dkk [4]. Pada penelitian ini menggunakan tools untuk melakukan proses pengenalan citra, pengenalan citra yang digunakan adalah *Hue*, *Saturation*, *Value* (HSV) *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Learning Vector Quantization* (LVQ3) untuk klasifikasinya, dalam prosesnya akan di uji coba dengan 2 skenario pengenalan citra, metode pertama menggunakan GLCM dan LVQ3, skenario ke 2 menggunakan HSV GLCM dan LVQ3. Akurasi yang didapat mencapai

93,58% pada skenario LVQ3 menggunakan ekstraksi HSV dan GLCM.

Penelitian lainnya berjudul ” Identifikasi Kematangan Cabai Menggunakan Operasi *Morfologi (Opening Dan Closing)* Dan Metode *Backpropagation*” yang dilakukan oleh Khairullah dkk [2]. Pada penelitian ini menggunakan pendekatan *Opening and Closing*, pada operasi *morfologi* akan menghilangkan *noise* dan menebalkan objek dari *input-an* gambar. Metode *Bacpropagation* akan mengolah data latih sebanyak 10 data latih mendapatkan 6 iterasi perhitungan dan setelah di uji menggunakan data uji hasil yang didapatkan yaitu tingkat pengenalan rata-rata mendapatkan perhitungan sebanyak 7 iterasi metode *Bacpropagation*. Selain itu, hasil penelitian ini dihitung menggunakan *confusion matrix*, yang memiliki nilai *Precision* 90%, *Recall* 74%, dan *Accuracy* 70%.

Penelitian lain yang berjudul “Klasifikasi Tingkat Kematangan Cabai Merah Keriting Menggunakan SVM *Multiclass* Berdasarkan Ekstraksi Fitur Warna” yang dilakukan oleh Irma dkk [6]. Pada penelitian ini, data citra cabai yang di akuisisi menggunakan kamera *smartphone* dibagi menjadi tiga kelas: matang, mentah, dan setengah matang. Kemudian dilakukan pemisahan kanal warna RGB dan ekstraksi fitur *Mean, Variance dan Range*. Selanjutnya dilakukan klasifikasi menggunakan SVM untuk mengklasifikasikan citra cabai merah keriting menjadi tiga kelas: matang, mentah, dan setengah matang. Metode ini mendapatkan tingkat akurasi mencapai 98,33%.

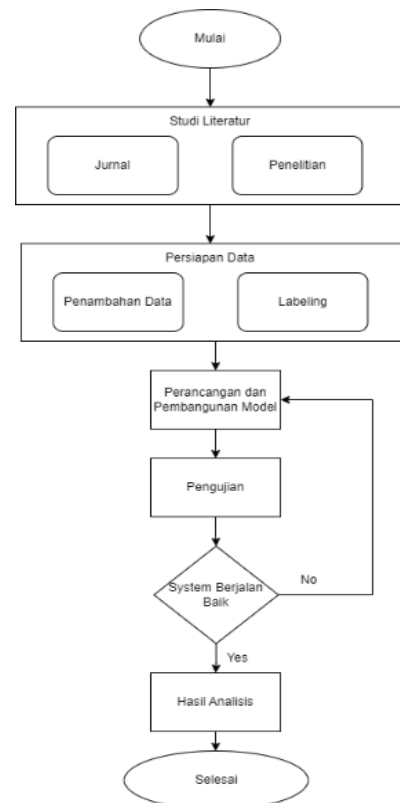
Berdasarkan tinjauan pustaka yang dilakukan pada penelitian-penelitian sebelumnya, evaluasi terkait dengan model CNN masih cukup jarang dilakukan untuk deteksi tingkat kematangan buah cabai , contohnya saja penggunaan arsitektur Lenet-5 dan MobileNet-V2. Lenet-5 dan MobileNet-V2 sangat cocok untuk digunakan dalam klasifikasi tingkat kematangan cabai dikarenakan keduanya relatif ringan dan efisien dalam mengekstraksi fitur penting dibandingkan dengan model CNN yang lain.

3. METODE PENELITIAN

3.1. Diagram Alir Penelitian

Proses alur penelitian yang akan dilakukan dapat digambarkan menggunakan diagram alir berikut, dimulai dengan mencari beberapa studi literatur tentang tingkat kematangan buah cabai untuk mempelajari dan membandingkan performa metode yang akan digunakan berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya. Kemudian dilakukan pengumpulan data cabai berformat JPG yang gambarnya di ambil menggunakan HP beresolusi tinggi. Dataset yang di ambil terdiri dari 4 kelas yaitu, cabai mentah, cabai setengah matang, cabai matang, dan cabai busuk. Tahap berikutnya perancangan dan pembangunan model yang meliputi perancangan arsitektur model, dan pengembangan model. Pada proses pengujian, model yang telah dibuat akan di uji,

Jika model tidak berjalan dengan baik, maka proses akan di ulang kembali ke tahap perancangan dan pembangunan model. Jika model berjalan dengan baik, maka akan di lanjutkan ke tahap Analisis.



Gambar 1. Diagram alir rancangan model

3.2. Pengambilan Dataset

Buah cabai dipetik secara langsung dari lahan petani dan pengumpulan dataset cabai di ambil menggunakan kamera HP POCO F4 yang dilengkapi dengan kamera belakang 64MP. Pengambilan gambar dataset dilakukan dengan menaruh cabai di dalam *box studio* berlatar belakang putih dengan lampu pencahayaan yang maksimal dan pengambilan dari jarak 10-15cm.



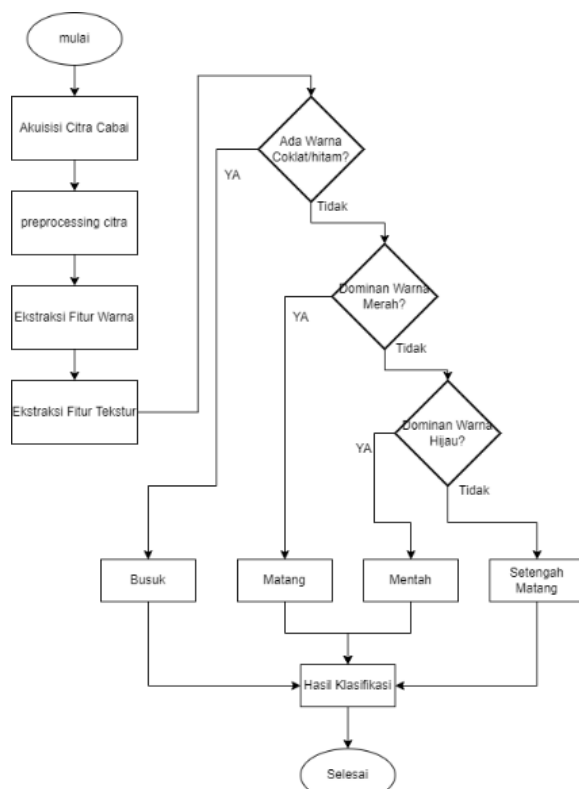
Gambar 2. Pengambilan dataset

Dataset yang di ambil kemudian di pisah menjadi 4 kelas yaitu, mentah, setengah matang, matang dan busuk. Terdapat 679 gambar dengan rincian 179 cabai mentah, 158 cabai setengah matang, 182 cabai matang dan 160 cabai busuk.



Gambar 3. Contoh Citra Cabai Masing-Masing Kelas

3.3. Flowchart

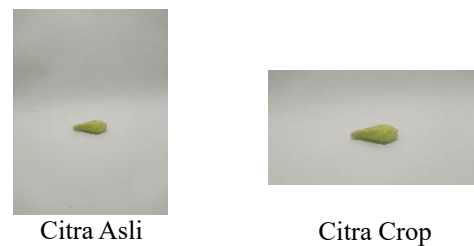


Gambar 4. Flowchart citra

3.4. Preprocessing Data

Preprocessing adalah tahap awal pengolahan data mentah sebelum data tersebut digunakan untuk pelatihan model. Tujuan *Preprocessing* dalam klasifikasi tingkat kematangan cabai adalah untuk

mempersiapkan data agar optimal untuk diproses pada saat klasifikasi. pada penelitian ini, dilakukan proses *cropping* atau pemotongan gambar sebesar 35% dibagian atas dan 25% dibagian bawah, hal tersebut dilakukan untuk memposisikan objek ke tengah-tengah gambar. Selanjutnya dilakukan membagi dataset menjadi data *training*, data *validation* dan data *testing*. Pada penelitian ini juga melakukan penyaringan gambar dan *resize* pada semua dataset menjadi 224x224 pixel. Penyaringan gambar atau *filter image* dilakukan untuk menghilangkan area putih, menghilangkan area abu-abu dan mempertahankan area dengan warna spesifik.



Gambar 5. Citra sebelum dan sesudah di *Crop*

3.5. Training

Tahap *Training* merupakan tahap pembentukan model klasifikasi dengan melatih model tersebut dengan data-data yang ada. Tahap *training* atau pelatihan dalam klasifikasi tingkat kematangan cabai merupakan proses pembelajaran model untuk mengenali pola-pola yang membedakan tingkat kematangan cabai. Pada tahap ini, model akan dilatih dengan data *training* dan di validasi dengan data *validation* yang telah melalui *Preprocessing* dan memiliki label tingkat kematangan yang telah ditentukan. Data *validation* digunakan untuk melakukan validasi model dan mencegah *overfitting*. Arsitektur yang digunakan pada penelitian ini yaitu:

Tabel 1. Arsitektur model MobileNet-V2

Layer (type)	Output Shape	Param
input_layer_1 (InputLayer)	(None, 224, 224, 3)	0
mobilenetv2_1.00_224 (Functional)	(None, 7, 7, 1280)	2,257,984
global_average_pooling2d (GlobalAveragePooling2D)	(None, 1280)	0
dense (Dense)	(None, 256)	327,936
dropout (Dropout)	(None, 256)	0
dense_1 (Dense)	(None, 4)	1,028
Total params: 2,586,948		
Trainable params: 328,964		
Non-Trainable params: 2,257,984		

Tabel 2. Arsitektur model Lenet-5

Layer (type)	Output Shape	Param
conv2d (Conv2D)	(None, 28, 28, 6)	456
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 14, 14, 6)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 10, 10, 16)	2,416
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 5, 5, 16)	0
flatten (Flatten)	(None, 400)	0
dense (Dense)	(None, 120)	48,120
dense_1 (Dense)	(None, 84)	10,164
dropout (Dropout)	(None, 84)	0
dense_2 (Dense)	(None, 4)	340
Total params: 61,496		
Trainable params: 61,496		
Non-trainable params: 0		

3.6. Testing

Pada tahap pengujian, model klasifikasi yang telah dilatih akan di uji dengan data *testing* yang telah melalui *Preprocessing* yang belum pernah digunakan selama proses pelatihan model. Data *testing* akan diproses menggunakan arsitektur CNN (*Convolutional Neural Network*) yaitu arsitektur MobileNet-V2 dan Lenet-5 yang telah dilatih pada data latih. Dalam proses pengujian, model yang telah dilatih akan digunakan untuk memprediksi kelas tingkat kematangan cabai pada data uji sehingga akan didapatkan hasil akhir berupa akurasi dari data yang telah di *testing*.

3.7. Skenario Pengujian

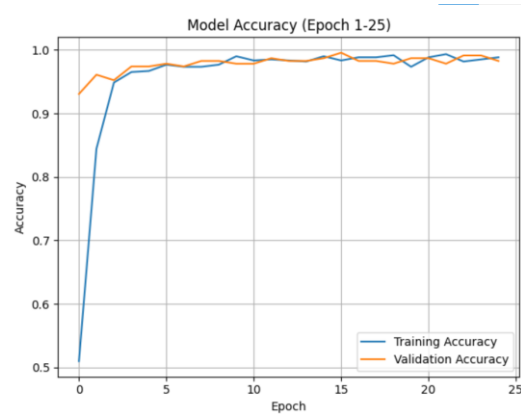
Pada penelitian ini dilakukan beberapa skenario pengujian untuk mencari model yang terbaik dalam klasifikasi tingkat kematangan buah cabai. Pengujian dilakukan dengan batasan maksimal 100 epoch dan menampilkan *confusion matrix* serta *accuracy* model di epoch 25,50,75 dan 100 pada masing-masing model arsitektur .

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

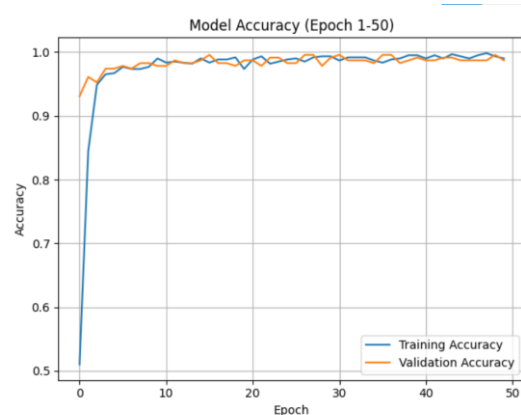
Pada bagian ini akan dibahas mengenai hasil percobaan dari klasifikasi tingkat kematangan buah cabai menggunakan arsitektur MobileNet-V2 dan Lenet-5. Pada tahapan sebelumnya dataset telah dibagi menjadi 10% data *testing*, 20% data *validation*, dan 70% data *training* sehingga dari total 679 data yang ada di bagi menjadi data *validation* sebanyak 134 citra, 71 citra data *testing*, dan 474 citra data *training*.

4.1. Pengujian Arsitektur MobileNet-V2

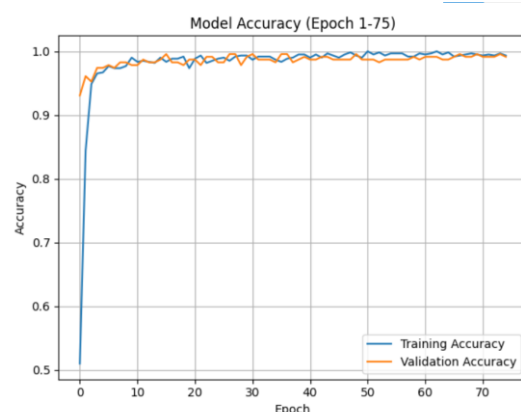
Berikut merupakan hasil dari grafik *training* dan *validation* pada arsitektur MobileNet-V2.



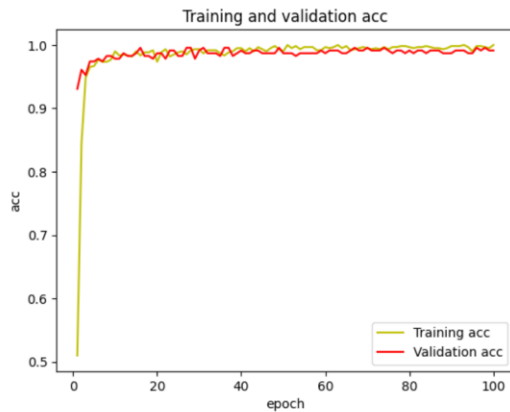
Gambar 5. Accuracy MobileNet-V2 dengan batasan epoch-25



Gambar 6. Accuracy MobileNet-V2 dengan batasan epoch-50



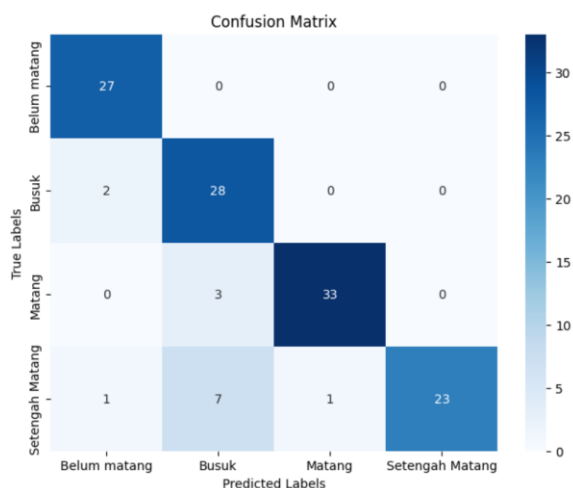
Gambar 7. Accuracy MobileNet-V2 dengan batasan epoch-75



Gambar 8. Accuracy MobileNet-V2 dengan batasan epoch-100

Pada gambar 5, 6, 7, dan 8 dapat dilihat bahwa epoch-1 pada accuracy data training dimulai dengan accuracy yang cukup tinggi dan tetap stabil sepanjang epoch. Sementara itu, accuracy data validation dimulai dengan accuracy yang lebih rendah namun secara bertahap meningkat. Hal ini menandakan bahwa model sedang belajar baik terhadap data validation. Bisa dilihat bahwa ada perkembangan model yang signifikan dalam proses pembelajaran berdasarkan grafik accuracy data validation dan training. Pada epoch 25, model telah mencapai performa yang cukup baik dengan accuracy data training sekitar 95% dan accuracy data validation 92–93%, menunjukkan pembelajaran yang efektif di fase awal dengan gap yang sedikit.

Pada epoch 50, accuracy data training meningkat menjadi sekitar 97% dan accuracy data validation stabil di 93–94%, dan tanda-tanda awal overfitting ringan mulai muncul dengan gap yang sedikit melebar. Pada epoch 75, accuracy data training terus meningkat menjadi 98–99%. pada epoch 100, accuracy data training hampir mencapai 100%. Meskipun data validation masih berada di sekitar 93–94%, ini menunjukkan bahwa ada overfitting yang jelas dengan perbedaan yang signifikan.

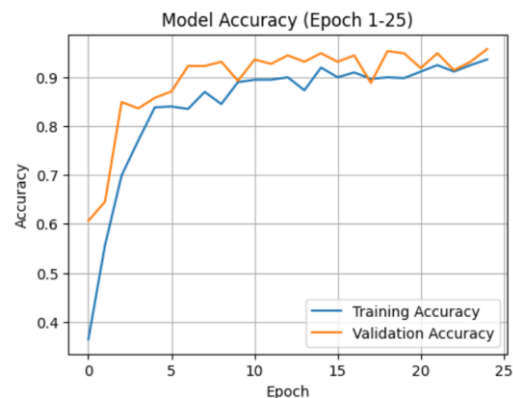


Gambar 9. Confusion matrix MobileNet-V2

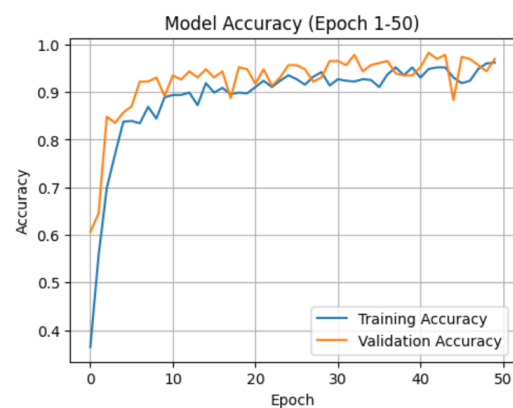
Pada confusion matrix diatas menggunakan parameter model 100 epoch dengan learning rate sebesar 0,0005 pada 125 data testing, dapat dilihat bahwa model memiliki performa yang sangat baik dalam klasifikasi kematangan cabai. Terlihat 27 prediksi benar untuk kelas belum matang, 28 prediksi benar untuk kelas busuk, 33 prediksi benar untuk kelas matang, dan 23 prediksi benar untuk kelas setengah matang. Beberapa kesalahan terjadi dimana 2 sampel kelas belum matang salah diidentifikasi sebagai busuk dan 1 sampel kelas setengah matang salah diidentifikasi sebagai belum matang, 3 sampel kelas matang salah diidentifikasi sebagai busuk dan 7 sampel kelas setengah matang salah diidentifikasi sebagai busuk. Selain itu, 1 sampel kelas setengah matang salah diidentifikasi sebagai matang. Meskipun kelas matang memiliki tingkat kesalahan tertinggi terutama dalam mengklasifikasikan sampel sebagai setengah matang, hal ini masuk akal mengingat bagaimana buah matang dan setengah matang terlihat. Secara keseluruhan, dari 125 data pengujian, model berhasil melakukan 120 prediksi yang benar, menunjukkan kinerja klasifikasi yang luar biasa.

4.2. Pengujian Arsitektur Lenet-5

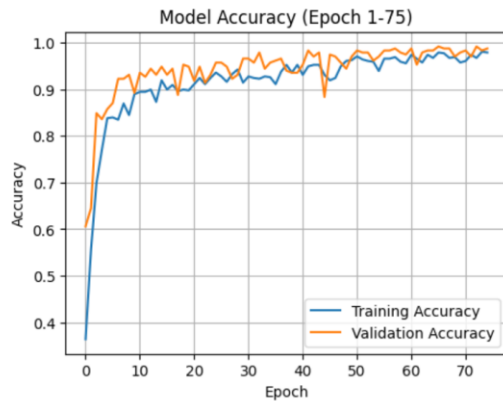
Berikut merupakan hasil dari grafik training dan validation pada arsitektur Lenet-5.



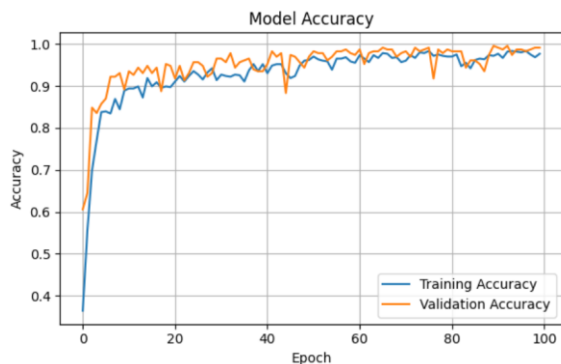
Gambar 10. Accuracy Lenet-5 dengan batasan epoch-25



Gambar 11. Accuracy Lenet-5 dengan batasan epoch-50



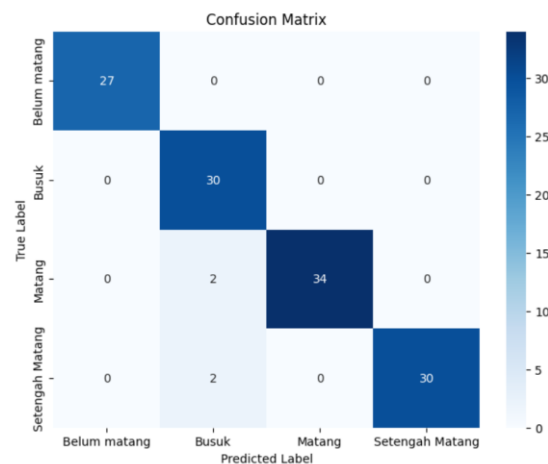
Gambar 12. Accuracy Lenet-5 dengan batasan epoch-75



Gambar 13. Accuracy Lenet-5 dengan batasan epoch-100

Pada gambar 10, 11, 12, dan 13 menunjukkan pada epoch-1 dimulai dengan data *validation* sebesar 60% dan perlahan meningkat selama proses pelatihan. Setelah pelatihan epoch-5, *accuracy* data *validation* perlahan mencapai 90% yang menunjukkan bahwa model sedang belajar untuk mencapai performa yang optimal. Pada epoch 25, *accuracy* data *training* dan *accuracy* data *validation* mencapai 90%–95%. Ini menunjukkan bahwa, karena jarak antara keduanya relatif kecil, model mulai stabil dalam melakukan pengenalan pola pada data validasi tanpa menunjukkan indikasi *overfitting*.

Pada epoch 50, *accuracy* data *training* terus meningkat secara bertahap, tetapi seiring bertambahnya jumlah epoch, akurasi model mulai melambat dibandingkan dengan epoch awal. Pada epoch 75, *accuracy* data *training* mendekati 100%, sementara *accuracy* data *validation* cenderung stabil pada epoch tertentu, hal ini menunjukkan kemungkinan *overfitting* yang kecil. Pada epoch 100, model menunjukkan *accuracy* data *training* yang sama dengan 100%, dan *validation* tetap stabil. Secara keseluruhan, model bekerja dengan baik dan menunjukkan keseimbangan antara *training* dan *validation*.



Gambar 14. Confusion matrix Lenet-5

Pada *confusion matrix* diatas menggunakan parameter model 100 epoch dengan *learning rate* sebesar 0,0005 pada 125 data testing, dapat dilihat bahwa model berhasil membuat prediksi yang benar sebanyak 121 kali dari 125 data, sementara hanya 4 data mengalami kesalahan. Terlihat 27 prediksi benar untuk kelas belum matang, 30 prediksi benar untuk kelas busuk, 34 prediksi benar untuk kelas matang, dan 30 prediksi benar untuk kelas setengah matang. Beberapa kesalahan terjadi dimana 2 sampel kelas matang salah diidentifikasi sebagai busuk dan 2 sampel kelas matang salah diidentifikasi sebagai busuk. Kesalahan ini kemungkinan terjadi pada kategori yang memiliki pola atau fitur yang mirip, sehingga membuat sulit untuk dibedakan.

Secara keseluruhan, model memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik dengan kesalahan minimal yang masih dapat diperbaiki melalui peningkatan jumlah data atau fitur tambahan. Selain itu, *learning rate* 0.0005 memungkinkan model belajar secara perlahan dan stabil dengan sedikit tanda-tanda *overfitting*.

4.3. Analisis Perbandingan Model MobileNet-V2 dan Lenet-5

Berikut adalah hasil dari pengujian dari data *testing* yang diambil dari *confusion matrix* masing-masing arsitektur.

Tabel 3. Classification Report Model

Model	Accuracy	Precision	recall	F-1 Score
MobileNet-V2	100%	1.00	1.00	0,95
Lenet-5	99%	1.00	1.00	1.00

Hasil pengujian pada tabel 3 menunjukkan model dengan performa terbaik yaitu model Lenet-5. Hal ini ditunjukkan dengan *accuracy* 99%, *precision* 1.00, *recall* 1.00 dan F-1 Score sebesar 1.00. sedangkan untuk model MobileNet-V2 mempunyai *accuracy* 100%, *precision* 1.00 dan *recall* 1.00 namun memiliki F-1 Score 0,95. Hasil dari *confusion matrix*

dari kedua model arsitektur juga menunjukkan bahwa model Lenet-5 memiliki kesalahan yang lebih sedikit dari pada model MobileNet-V2. Meski demikian, baik MobileNet-V2 maupun Lenet-5 memiliki performa yang sangat baik dalam mengenali ciri-ciri tingkat kematangan cabai. Oleh karena itu dapat disimpulkan model Lenet-5 lebih baik dari pada model MobileNet-V2.

4.4. Pengujian Prediksi Tingkat Kematangan

Adapun tahapan pengujian selanjutnya dilakukan prediksi untuk mengetahui apakah model sudah bekerja dengan baik pada data baru atau data yang belum pernah dilihat sebelumnya.



Gambar 15. Prediksi citra benar

Dilakukan pengujian menggunakan data luar dari dataset kemudian model berhasil memprediksi atau mengkategorikan gambar ke dalam kelas matang. Model dapat memprediksi dengan benar karena gambar memiliki dominan berwarna merah, saat dilakukan *training* model hanya mengenali pola warna sehingga jika gambar memiliki banyak warna merah maka akan dikategorikan sebagai kelas matang.



Gambar 16. Prediksi citra salah

Dilakukan kembali pengujian, sistem memprediksi bahwa gambar manggis merupakan kelas belum matang atau mentah, kenyataannya cabai tersebut merupakan cabai setengah matang. Ini terjadi karena dalam gambar memiliki dominan berwarna hijau, sehingga model mengkategorikan bahwa cabai termasuk dalam kelas mentah.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, model *Convolutional Neural Network* yang dirancang mampu belajar dengan efektif untuk membedakan 4 kelas kematangan buah cabai yaitu, mentah, setengah matang, matang dan busuk, dimana kedua model tersebut juga mampu memproses citra yang sudah di *resize* dan di *filter*. Model arsitektur Lenet-5 menunjukkan performa lebih baik dengan *accuracy* 99%, *precision* 1.00, *recall* 1.00 dan F-1 Score 1.00, sedangkan model arsitektur MobileNet-V2 memiliki *accuracy* 100%, *precision* 1.00, *recall* 1.00 dan F-1 Score 0,95. Untuk penelitian selanjutnya, dapat dicoba menggunakan lebih banyak batasan epoch dan penambahan kelas seperti hijau busuk, orange busuk dan merah busuk untuk melihat pengaruhnya terhadap hasil .

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ardiansyah, A. S., & Nugroho, A. (2023). Klasifikasi Penyakit Daun Kopi Dengan Arsitektur MobileNetV2. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Bisnis*, 14(1), 66–73. <https://doi.org/10.47927/jikb.v14i1.622>
- [2] Dwika Putra, E. (2020). *SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi Identifikasi Kematangan Cabai Menggunakan Operasi Morfologi (Opening dan Closing) dan Metode Backpropagation*. <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>
- [3] Emka Fitri Jurusan Teknologi Informasi Politeknik Negeri Jember Jember, Z., Mujibtamala Nanda Imron Jurusan Teknik Elektro, A., Nuhanatika Jurusan Teknologi Informasi Politeknik Negeri Jember Jember, U., & Madjid Jurusan Produksi Pertanian Politeknik Negeri Jember Jember, A. (2020). Penentuan Tingkat Kematangan Cabe Rawit (*Capsicum frutescens* L.) Berdasarkan Gray Level Co-Occurrence Matrix. In *Jurnal Teknologi Informasi dan Terapan (J-TIT)* (Vol. 7, Issue 1).
- [4] Hadinegoro, A., & Rizaldilhi, D. A. (2021). Pengaruh HSV Pada Pengolahan Citra Untuk Kematangan Buah Cabai. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 3(3), 155–163. <https://doi.org/10.47065/bits.v3i3.1020>
- [5] Ilmi, A., Hanif Razka, M., Wiratomo, D. S., & Prasvita, D. S. (2021). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Apel Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor dan Ekstraksi Warna HSV. In *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan*

- Aplikasinya (SENAMIKA) Jakarta-Indonesia.*
<https://www.kaggle.com/mbkinaci/fruit-images-for-object-detection>
- [6] Irma, I., Muchtar, M., Adawiyah, R., & Sarimuddin, S. (2024). KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN CABAI MERAH KERITING MENGGUNAKAN SVM MULTICLASS BERDASARKAN EKSTRAKSI FITUR WARNA. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 12(3). <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i3.4430>
- [7] Kosasih, R., Klasifikasi, :, Kematangan, T., Tingkat, K., Pisang, K., Ekstraksi, B., Tekstur, F., & Knn, A. (2021). Classification of Banana Ripe Level Based on Texture Features and KNN Algorithms. In *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi* | (Vol. 10, Issue 4).
- [8] Matienatul Iemaaniah, Z., Endang Susilowati, L., Kusnarta, I., & Asri Shakila, N. (2024). BIOFARM Jurnal Ilmiah Pertanian Resistensi Tanaman Cabai Rawit (Capsicum Anuum) Varietas Lokal, Kara, dan Dewata pada Kondisi Tanah Mampat Air (waterlogging) Resistance of Lokal, Kara, and Dewata Varieties of Cayenne Pepper (Capsicum Anuum) in Waterlogging Conditions. *Resistensi Tanaman Cabai...*, 20(1).
- [9] Octaviani, A., Sandya Prasvita, D., Rizki, K., Zulkarnain, T., & Hinggit, S. (2021). Klasifikasi Tingkat Kematangan pada Buah Rambutan Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan KNN dan Ekstraksi Warna HSV. In *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA) Jakarta-Indonesia.*
<https://www.kaggle.com/aelchimminut/fruits262>
- [10] Rifki, M., Ulum, B., Rahmat, ; Basuki, Made, ;, & Swari, H. P. (2024). Implementasi Metode CNN Dan K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Tingkat Kematangan Tanaman Cabai Rawit. *Jurnal Informatika Dan Sains Teknologi*, 1(3), 112–123.
<https://doi.org/10.62951/modem.v1i3.131>
- [11] Sahfira Tuna, M., & Kristianto, A. (2022). Klasifikasi Cuaca Berbasis Citra dengan Model CNN LeNet-5 yang Dimodifikasi. *J-INTECH (Journal of Information and Technology)*.