

KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH PISANG CAVENDISH MENGGUNAKAN HYBRID METHOD MOBILENETV2 DAN SVM BERBASIS CITRA DIGITAL DI CIKIDANG

Regal Nugraha¹⁾, Adam Gumliling²⁾, dan Eneng Sapitri³⁾

^{1, 2, 3)}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Nusa Putra

Jl. Raya Cibolang Cisaat No.21, Sukabumi, Jawa Barat 43152, Indonesia

e-mail: regal.nugraha_tj23@nusaputra.ac.id¹⁾, adam.gumliling_tj23@nusaputra.ac.id²⁾,
eneng.sapitri_tj23@nusaputra.ac.id³⁾

* Korespondensi: e-mail: regal.nugraha_tj23@nusaputra.ac.id

ABSTRAK

Instruksi ini memberikan petunjuk untuk menyiapkan artikel SENTIMETER (Seminar Nasional Teknologi Informasi, Mekatronika dan Ilmu Komputer). Gunakan dokumen ini sebagai template jika anda menggunakan Microsoft Word. File elektronik dari artikel anda akan diformat ulang oleh tim redaksi SENTIMETER. Judul artikel harus ditulis dalam huruf kapital semua. Hindari penulisan persamaan dengan subscripts pada judul; persamaan pendek yang mengidentifikasi elemen tidak apa-apa (seperti Nd-Fe-B). Nama-nama penulis disarankan untuk ditulis lengkap, atau jika terlalu panjang dapat disingkat namanya. Sedangkan nama depan dan nama belakang tidak disingkat. Gunakan tanda spasi untuk memisahkan inisial penulis. Tidak diperkenankan menuliskan referensi/sitiran pada abstrak. Panjang abstrak harus antara 200 – 250 kata.

Kata Kunci: Tuliskan kata kunci atau frase sesuai urutan abjad, dipisahkan dengan tanda koma. Jumlah kata kunci adalah antara 3-5 kata.

ABSTRACT

These instructions give you guidelines for preparing SENTIMETER (Seminar Nasional Teknologi Informasi, Mekatronika, dan Ilmu Komputer) papers. Use this document as a template if you are using Microsoft Word. The electronic file of your paper will be formatted further by SENTIMETER editorial board. Paper titles should be written in uppercase. Avoid writing long formulas with subscripts in the title; short formulas that identify the elements are fine (e.g., "Nd-Fe-B"). Do not write "(Invited)" in the title. Full names of authors are preferred in the author field, but are not required. If you have to shorten the author name, leave first name and last name unshorten. Put a space between authors' initials. Do not cite references in the abstract. The length of abstract must between 200 – 250 words.

Keywords: Enter keywords or phrases in alphabetical order, separated by commas. The number of keywords must between 3-5 words.

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kecamatan Cikidang merupakan salah satu wilayah di Kabupaten Sukabumi yang memiliki potensi besar dalam pengembangan komoditas pisang Cavendish. Salah satu pihak yang berperan dalam pengelolaan perkebunan pisang di wilayah ini adalah PT.Panyindangan. Letaknya yang strategis dengan kondisi tanah subur serta iklim tropis yang stabil menjadikan daerah ini cocok untuk budidaya pisang dalam skala besar. Pisang Cavendish merupakan salah satu varietas unggulan yang

banyak dibudidayakan karena memiliki cita rasa manis, ukuran seragam, serta daya tahan tinggi terhadap proses distribusi dan penyimpanan. Jenis ini menjadi komoditas ekspor utama dan memiliki permintaan tinggi dipasar global [1].

Meskipun potensi produksi di wilayah ini cukup besar, proses penentuan tingkat kematangan pisang di kalangan petani masih dilakukan secara manual melalui pengamatan visual terhadap warna kulit buah. Metode ini bersifat subjektif dan sangat dipengaruhi oleh pengalaman pekerja, kondisi pencahayaan, serta faktor lingkungan lainnya [2]. Akibatnya, penentuan waktu panen sering kali tidak akurat dan berisiko menyebabkan kerugian ekonomi, karena buah yang dipanen terlalu muda memiliki rasa yang kurang manis dan tekstur keras, sementara buah yang terlalu matang lebih mudah rusak selama penyimpanan dan distribusi [3].

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, pemanfaatan teknologi citra digital dan kecerdasan buatan menjadi salah satu alternatif solusi. Pengolahan citra digital dimanfaatkan untuk membantu proses klasifikasi tingkat kematangan buah secara objektif, cepat, dan konsisten. Teknologi ini mampu menganalisis warna, tekstur, dan bentuk permukaan buah melalui citra yang diambil dengan kamera digital [4]. Teknologi ini mendukung penerapan konsep smart agriculture, yaitu sistem pertanian berbasis data dan otomatisasi yang mampu meningkatkan efisiensi, akurasi, serta keberlanjutan produksi [5].

Salah satu pendekatan yang efektif dalam pengolahan citra digital adalah metode Hybrid MobileNetV2-SVM. MobileNetV2 digunakan sebagai ekstraktor fitur visual dari citra buah karena memiliki arsitektur ringan dan efisien dalam mendekripsi pola warna maupun tekstur, sementara Support Vector Machine (SVM) berperan sebagai algoritma klasifikasi yang membedakan tingkat kematangan berdasarkan fitur yang dihasilkan MobileNetV2. Pendekatan hybrid ini terbukti mampu meningkatkan akurasi dan stabilitas sistem klasifikasi karena menggabungkan keunggulan ekstraksi fitur otomatis dan kemampuan klasifikasi nonlinier yang kuat [6].

Penelitian ini dilakukan di area perkebunan pisang Cavendish yang dikelola oleh PT. Panyindangan di Kecamatan Cikidang, Kabupaten Sukabumi, Jawa Barat. Penelitian dilaksanakan pada periode Oktober hingga Desember 2025, meliputi tahap pengumpulan data citra, pelatihan model, dan evaluasi sistem.

Penerapan sistem klasifikasi berbasis citra digital dengan metode Hybrid MobileNetV2-SVM diharapkan mampu memberikan solusi nyata bagi petani pisang Cavendish dalam menentukan tingkat kematangan buah secara lebih akurat dan konsisten, sehingga membantu memperkirakan waktu panen yang sesuai dengan kebutuhan pasar. Pendekatan ini juga sejalan dengan arah pengembangan smart agriculture di Indonesia yang berfokus pada otomatisasi, efisiensi, dan keberlanjutan produksi pertanian.

1.2 Rumusan Masalah

- 1.2.1** Merancang dan membangun sistem klasifikasi tingkat kematangan buah pisang Cavendish berbasis citra digital.
- 1.2.2** Menerapkan metode Hybrid MobileNetV2-SVM dalam proses klasifikasi tingkat kematangan pisang Cavendish.
- 1.2.3** Mengurangi risiko kerugian petani akibat kesalahan waktu panen, proses penyimpanan, atau pengiriman, sehingga dapat meningkatkan keuntungan.
- 1.2.4** Menganalisis pengaruh augmentasi data citra terhadap peningkatan performa model hybrid MobileNetV2-SVM dalam proses klasifikasi tingkat kematangan buah dengan menggunakan metrik pengujian seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score guna mengukur tingkat keefektifan.

1.3 Tujuan Penelitian

- 1.3.1 Mengembangkan sistem klasifikasi tingkat kematangan pisang Cavendish berbasis citra digital yang objektif, cepat, dan konsisten.
- 1.3.2 Menerapkan pendekatan metode Hybrid MobileNetV2-SVM untuk meningkatkan akurasi identifikasi tingkat kematangan buah.
- 1.3.3 Memberikan estimasi waktu panen yang lebih tepat untuk mendukung pengambilan keputusan petani dan meningkatkan kualitas produk.
- 1.3.4 Menganalisis pengaruh augmentasi data terhadap performa model Hybrid MobileNetV2-SVM menggunakan metrik evaluasi klasifikasi.

1.4 Batasan Masalah

- 1.4.1 Penelitian ini difokuskan pada buah pisang jenis Cavendish yang dibudidayakan oleh PT. Panyindangan di daerah Cikidang, Kabupaten Sukabumi.
- 1.4.2 Data yang digunakan berupa citra digital buah pisang Cavendish yang diambil langsung dari lokasi penelitian.
- 1.4.3 Jumlah dataset yang digunakan sebanyak 500 gambar, yang kemudian diperbanyak melalui augmentasi citra untuk proses pelatihan model.
- 1.4.4 Klasifikasi dilakukan terhadap lima tingkat kematangan, yaitu mentah (hijau penuh), setengah matang (hijau kekuningan dominan hijau), hampir matang (kuning kehijauan dominan kuning), matang sempurna (kuning cerah), dan sangat matang (kuning kecoklatan).
- 1.4.5 Penelitian ini hanya membahas penerapan metode Hybrid MobileNetV2-SVM untuk klasifikasi tingkat kematangan pisang Cavendish, tanpa melakukan perbandingan dengan algoritma lain.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terdahulu

Penelitian mengenai klasifikasi tingkat kematangan pisang Cavendish berbasis citra digital telah berkembang dari metode pengolahan citra konvensional hingga penerapan deep learning yang lebih canggih. Tabel berikut mencakup informasi mengenai judul penelitian, penulis, tahun publikasi, metode yang digunakan, serta hasil dari setiap temuan.

Tabel 2.1. Penelitian Terdahulu

Judul Penelitian	Penulis	Tahun Terbit	Temuan	Metode/ Model	Hasil
Klasifikasi Antraknosa dan Buah Busuk pada Citra Cabai Rawit Menggunakan Metode MobileNetV2 dengan SVM	Anas Chairudin Satyo Nugroho, Ozzi Suria	2025	Pendekatan hybrid (MobileNetV2 sebagai ekstraktor fitur dan SVM sebagai klasifikator) sangat efektif untuk mendeteksi penyakit cabai rawit (antraknosa dan busuk) secara otomatis.	MobileNet V2 dan Support Vector Machine (SVM)	Akurasi pengujian 100%. [7]

Penerapan Teknik Masking dan Augmentasi pada Arsitektur CNN dan MobileNetV2 untuk Klasifikasi Fase Pertumbuhan Tomat	Muhammad Irvai, Desi Mahdalena	2025	Transfer learning menggunakan MobileNetV2 memberikan akurasi lebih tinggi daripada CNN konvensional. Integrasi masking dan augmentasi efektif meningkatkan kinerja klasifikasi fase pertumbuhan tomat.	CNN (konvensional) dan MobileNet V2 (Transfer Learning)	Akurasi MobileNet V2: 93,26%. Akurasi CNN: 91,01%. [8]
Penerapan MobileNetV2 untuk Klasifikasi Kondisi Buah Alpukat Mentega	Novia Amanda, Resty Wulanningrum, Julian Sahertian	2025	Arsitektur MobileNetV2 efektif dan memiliki potensi tinggi untuk mengklasifikasikan kondisi buah alpukat mentega (layak, busuk, hama) secara optimal.	MobileNet V2	Akurasi klasifikasi 98%. (Evaluasi data uji 99,33%). [9]
Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Kersen dengan Menggunakan Support Vector Machine	Veri Arinal, Artha Patricia	2024	Metode SVM dapat menjadi solusi efektif untuk mengidentifikasi kematangan buah kersen (matang vs. belum matang) melalui pengolahan citra.	Support Vector Machine (SVM)	Akurasi terbaik 72% (dengan parameter C=25). [10]
Klasifikasi Tingkat Kematangan Cabai Merah Keriting Menggunakan SVM Multiclass Berdasarkan Ekstraksi Fitur Warna	Irma, Mutmainnah Muchtar, Rabiah Adawiyah, Sarimuddin	2024	Kombinasi fitur warna RGB (mean, variance, dan range) terbukti meningkatkan akurasi klasifikasi kematangan cabai secara signifikan dibandingkan penggunaan fitur tunggal.	SVM Multiclass (Kernel Linear) dengan ekstraksi fitur warna RGB	Akurasi 98,33% (menggunakan 10-fold cross validation). [11]
Klasifikasi Buah Jeruk Lemon Berdasarkan Tingkat Kematangan Menggunakan Metode SVM dan Naive Bayes	Desti Mualfah, Hardi Rivaldi, Januar Al Amin, Sunanto	2025	Metode SVM terbukti lebih unggul, akurat, dan konsisten dibandingkan Naïve Bayes Classifier (NBC) dalam menentukan tingkat kematangan jeruk lemon, terutama pada data yang kompleks.	Support Vector Machine (SVM) dan Naïve Bayes Classifier (NBC)	Akurasi SVM: 97%. Akurasi NBC: 82%. [12]
Perbandingan Kinerja MobileNetV2 dan ResNet50V2 Dalam Klasifikasi Tingkat Kematangan Tomat	Ravansa Rahman Santosa, Anindia Sasikirana, Zidan Lutfi Ramadhan, dkk.	2025	MobileNetV2 lebih unggul dalam efisiensi komputasi, akurasi, dan kecepatan inferensi. ResNet50V2 lebih cocok untuk aplikasi dengan kebutuhan akurasi tinggi dan sumber daya memadai.	MobileNet V2 dan ResNet50 V2	Akurasi MobileNet V2: 98,33%. Akurasi ResNet50V2: 93,33% [13]

Secara keseluruhan, hasil penelitian terdahulu menunjukkan bahwa metode berbasis deep learning berpotensi meningkatkan akurasi klasifikasi tingkat kematangan buah. Berdasarkan perkembangan tersebut, penelitian ini mengusulkan penerapan Hybrid MobileNetV2-SVM sebagai pengembangan dari arsitektur CNN untuk menghasilkan sistem klasifikasi pisang Cavendish yang lebih objektif, konsisten, dan efisien.

2.2 Landasan Teori

2.2.1 Pisang Cavendish

Pisang Cavendish (*Musa acuminata* AAA group) merupakan varietas unggulan yang banyak dibudidayakan secara komersial karena memiliki ukuran seragam, rasa manis, dan daya simpan tinggi. Varietas ini juga memiliki potensi ekspor besar, terutama di wilayah dengan kondisi agroklimat tropis seperti Cikidang, Sukabumi. Penentuan tingkat kematangan yang akurat sangat penting untuk menjaga kualitas buah selama distribusi dan penyimpanan [14].

2.2.2 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan proses pengelompokan objek ke dalam kategori tertentu berdasarkan kesamaan fitur yang dimiliki, seperti warna, bentuk, atau tekstur. Dalam konteks pengolahan citra digital, klasifikasi digunakan untuk mengenali pola visual dari citra buah guna menentukan tingkat kematangannya. Kombinasi antara metode ekstraksi fitur dan algoritma klasifikasi terbukti meningkatkan akurasi sistem [15].

2.2.3 MobileNetV2

MobileNetV2 merupakan arsitektur deep learning yang dikembangkan dari jaringan Convolutional Neural Network (CNN) dengan fokus pada efisiensi komputasi tanpa mengorbankan akurasi. Arsitektur ini menggunakan konsep depthwise separable convolution dan inverted residual block untuk mengurangi jumlah parameter serta mempercepat proses pelatihan model. MobileNetV2 efektif digunakan untuk analisis citra karena mampu mengekstraksi fitur visual penting seperti warna dan tekstur secara optimal, meskipun dengan sumber daya komputasi terbatas [16].

2.2.4 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma klasifikasi yang bekerja dengan menentukan hyperplane terbaik untuk memisahkan data antar kelas. SVM efektif digunakan dalam pengenalan pola karena memiliki kemampuan generalisasi tinggi dan ketahanan terhadap overfitting. Dalam konteks klasifikasi buah, SVM dapat memproses hasil ekstraksi fitur dari CNN untuk menghasilkan keputusan klasifikasi yang akurat [17].

2.2.5 Evaluasi Model

Evaluasi model digunakan untuk mengukur tingkat kinerja sistem klasifikasi. Beberapa metrik yang umum digunakan antara lain akurasi, presisi, recall, dan F1-score, yang bersama-sama memberikan gambaran menyeluruh terhadap kemampuan model dalam mengenali setiap kelas kematangan. Evaluasi juga dapat dilengkapi dengan confusion matrix untuk mengetahui distribusi kesalahan klasifikasi [18].

2.3 Variabel Penelitian

Dalam penelitian ini, variabel yang digunakan terdiri atas variabel independen, variabel dependen, dan variabel kontrol. Ketiga variabel tersebut memiliki peran saling berkaitan dalam mendukung

proses klasifikasi tingkat kematangan pisang Cavendish berbasis citra digital menggunakan metode Hybrid MobileNetV2-Support Vector Machine (SVM).

2.3.1 Variabel Independen

Variabel independen dalam penelitian ini adalah citra digital pisang Cavendish, yang berfungsi sebagai sumber utama data penelitian. Citra tersebut menjadi objek analisis untuk mengekstraksi karakteristik visual yang merepresentasikan tingkat kematangan buah.

Fitur-fitur yang dianalisis meliputi:

- 1) Fitur warna, mencakup nilai intensitas warna dalam ruang warna RGB yang mengalami perubahan seiring proses pematangan.
- 2) Fitur tekstur, menggambarkan pola permukaan kulit pisang yang menjadi lebih halus dan bervariasi pada tiap tahap kematangan.
- 3) Fitur bentuk, menunjukkan dimensi serta kontur buah yang diamati untuk memastikan keseragaman objek penelitian.

Fitur-fitur tersebut diekstraksi menggunakan arsitektur MobileNetV2, yang merupakan pengembangan dari Convolutional Neural Network (CNN) dengan efisiensi komputasi lebih tinggi dan kemampuan ekstraksi fitur visual yang lebih optimal. Hasil ekstraksi fitur kemudian diklasifikasikan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk menentukan tingkat kematangan buah secara otomatis.

2.3.2 Variabel Dependen

Variabel dependen dalam penelitian ini adalah tingkat kematangan pisang Cavendish, yang merupakan hasil atau keluaran utama dari sistem klasifikasi. Kematangan pisang dibagi menjadi lima kategori utama, sebagaimana tercantum pada tabel 2.1 berikut:

Tabel 2.2. Variable Tingkat Kematangan Buah Cavendish

Kelas	Tingkat Kematangan	Deskripsi Umum
1	Mentah	Warna kulit dominan hijau, tekstur keras, belum layak konsumsi.
2	Setengah Matang	Warna kulit hijau kekuningan, tekstur mulai melunak, belum manis sempurna.
3	Hampir Matang	Warna kulit kuning kehijauan, tekstur agak lunak, rasa mulai manis.
4	Matang Sempurna	Warna kulit kuning cerah, tekstur lembut, rasa manis optimal.
5	Sangat Matang	Warna kulit kuning dengan bintik cokelat, tekstur lembek, masa simpan pendek.

Klasifikasi dilakukan berdasarkan pola fitur warna, tekstur, dan bentuk yang dihasilkan dari proses ekstraksi citra digital. Tingkat akurasi hasil klasifikasi menjadi indikator keberhasilan model dalam mengidentifikasi tingkat kematangan secara otomatis.

2.3.3 Variabel Kontrol

Variabel kontrol digunakan untuk menjaga validitas hasil penelitian dengan meminimalkan pengaruh faktor luar yang dapat mempengaruhi proses pengambilan data citra. Variabel kontrol yang diterapkan meliputi:

- 1) Pencahayaan, dijaga pada intensitas konstan agar tidak menimbulkan perbedaan warna akibat cahaya.
- 2) Jarak kamera terhadap objek, diatur pada jarak tetap untuk menjaga keseragaman ukuran dan proporsi citra.
- 3) Posisi objek (buah pisang), diseragamkan pada setiap pengambilan gambar agar fitur yang terekstraksi tetap konsisten.

Pengendalian terhadap variabel-variabel tersebut bertujuan untuk memastikan bahwa variasi

hasil klasifikasi murni disebabkan oleh perbedaan tingkat kematangan pisang, bukan oleh faktor eksternal atau teknis lainnya.

2.2 Analisis SWOT

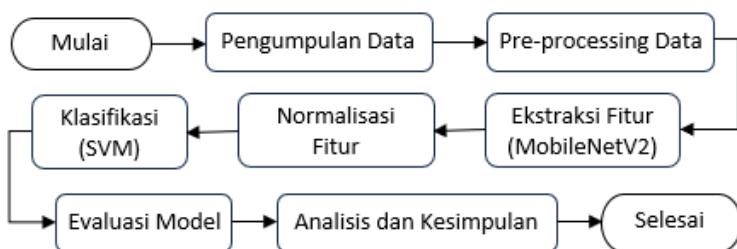
Analisis SWOT (Strengths, Weaknesses, Opportunities, and Threats) merupakan metode yang digunakan untuk menilai kondisi internal dan eksternal yang dapat mempengaruhi keberhasilan suatu proyek atau sistem. Pendekatan ini membantu peneliti dalam mengidentifikasi potensi keunggulan, kelemahan, peluang, serta ancaman guna merumuskan strategi pengembangan yang lebih efektif. Tercantum pada alur diagram 2.1 berikut:

Diagram 2.1. Diagram Analisis SWOT



III. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan pisang Cavendish menggunakan metode Hybrid MobileNetV2-SVM berbasis citra digital. Adapun tahapan penelitian ditunjukkan pada gambar 3.1. berikut.



Gambar 3.1. Diagram Alur Penelitian

3.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini berupa citra digital buah pisang Cavendish yang diambil langsung dari area perkebunan PT. Panyindangan, Kecamatan Cikidang, Kabupaten Sukabumi. Setiap citra diambil dalam lima kategori tingkat kematangan, yaitu mentah, setengah matang, hampir matang, matang sempurna, dan sangat matang.

Pengambilan citra dilakukan menggunakan kamera digital dengan pencahayaan alami konstan, jarak kamera yang seragam, dan latar belakang polos agar menghasilkan data yang konsisten dan

mudah diproses. Contoh visualisasi data citra pisang Cavendish dari masing-masing kelas dapat dilihat pada Gambar berikut:



Gambar 3.2. Mentah



Gambar 3.3. Setengah Matang



Gambar 3.3. Hampir Matang



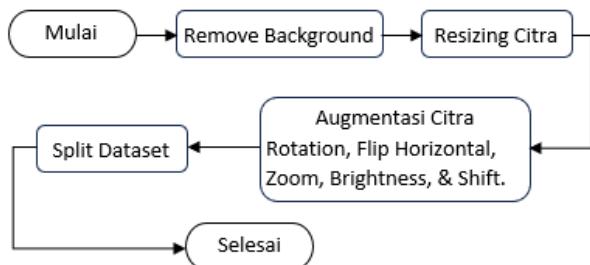
Gambar 3.4. Matang Sempurna



Gambar 3.5. Sangat Matang

3.2 Pre-Processing Data

Alur preprocessing yang dilakukan pada penelitian ini mencakup beberapa tahap, yaitu remove background, resizing citra, augmentasi citra, dan split dataset. Tujuan dari tahap ini adalah untuk meningkatkan kualitas citra agar lebih seragam dan siap digunakan dalam proses pelatihan model.



Gambar 3.5. Alur Pre-Processing Data

3.2.1 Remove Background

Remove background berfungsi untuk memisahkan objek pisang dari latar belakang agar fokus fitur visual tertuju pada area buah.

3.2.2 Resizing Citra

Resizing citra menyesuaikan ukuran menjadi 224×224 piksel agar sesuai dengan format masukan arsitektur MobileNetV2.

3.2.3 Augmentasi Citra

Pada proses augmentasi citra, dataset diperluas untuk meningkatkan variasi data dan mengurangi risiko overfitting pada model. Teknik augmentasi yang digunakan meliputi flip left-right (a), flip top-bottom (b), random zoom 20% (c), penyesuaian kecerahan (d), dan random erasing (e).

Augmentasi diterapkan secara selektif, di mana 30 citra diperbanyak dua kali dan 40 citra diperbanyak satu kali, sehingga menghasilkan 100 citra baru. Setelah digabungkan dengan 70 citra asli, setiap kategori tingkat kematangan memiliki total 170 citra. Dengan demikian, jumlah dataset secara keseluruhan meningkat dari 500 menjadi 1000 citra, komposisi sebelum dan sesudah augmentasi ditunjukkan pada tabel 3.1.

Sebelum Augmentasi			
Label	Jumlah Data		
	Train	Validation	Test
Mentah	70	15	15
Setengah Matang	70	15	15
Hampir Matang	70	15	15
Matang Sempurna	70	15	15
Sangat Matang	70	15	15
Total	500		
Setelah Augmentasi			
Label	Jumlah Data		
	Train	Validation	Test
Mentah	170	15	15
Setengah Matang	170	15	15
Hampir Matang	170	15	15
Matang Sempurna	170	15	15
Sangat Matang	170	15	15
Total	1000		

Berdasarkan tabel 3.1, dapat dilihat bahwa proses augmentasi berhasil meningkatkan jumlah citra dua kali lipat sehingga data latih menjadi lebih beragam. Hal ini diharapkan dapat meningkatkan performa model pada tahap klasifikasi menggunakan metode Hybrid MobileNetV2-SVM.

3.2.4 Split Dataset

Tahap split data dilakukan untuk membagi dataset hasil augmentasi menjadi tiga bagian, yaitu data latih (training), data validasi (validation), dan data uji (testing). Pembagian dilakukan secara acak dengan rasio 70% : 15% : 15% menggunakan fungsi train test split pada library TensorFlow. Dari total 1000 citra hasil augmentasi, sebanyak 700 citra digunakan untuk pelatihan, 150 citra untuk validasi, dan 150 citra untuk pengujian. Pembagian ini bertujuan agar model MobileNetV2-SVM dapat dilatih secara optimal serta diuji secara objektif menggunakan data yang belum pernah digunakan selama proses pelatihan.

3.3 Ekstraksi Fitur Menggunakan MobileNetV2

Tahap ekstraksi fitur dilakukan menggunakan arsitektur MobileNetV2 yang berfungsi sebagai feature extractor untuk memperoleh ciri visual dari citra pisang Cavendish. Model ini memanfaatkan konsep depthwise separable convolution guna mengurangi jumlah parameter dan meningkatkan efisiensi tanpa menurunkan akurasi.

Lapisan fully connected pada MobileNetV2 dihilangkan, dan keluaran dari lapisan Global Average Pooling digunakan sebagai vektor fitur. Seluruh citra terlebih dahulu di-resize ke 224×224

piksel, dinormalisasi dalam rentang 0–1, lalu diproses menggunakan framework TensorFlow dan Keras. Fitur yang dihasilkan selanjutnya digunakan sebagai masukan untuk algoritma SVM pada tahap klasifikasi [19].

3.4 Normalisasi Fitur

Normalisasi fitur diterapkan untuk menyeragamkan skala antar atribut, sehingga algoritma klasifikasi Support Vector Machine (SVM) dapat beroperasi dengan optimal. Perbedaan skala antar fitur dapat menyebabkan bias dalam proses pemisahan kelas karena SVM sangat bergantung pada pengukuran jarak antar data. Pada penelitian ini digunakan metode StandardScaler dari pustaka scikit-learn untuk menstandarisasi setiap fitur agar memiliki rata-rata 0 dan standar deviasi 1. Proses normalisasi dilakukan menggunakan parameter dari data pelatihan dan kemudian diterapkan pada data validasi serta pengujian. Dengan pendekatan ini, seluruh fitur berada dalam skala yang sama sehingga hasil klasifikasi menjadi lebih stabil dan akurat [7].

3.5 Klasifikasi Menggunakan Support Vector Machine (SVM)

Setelah dilakukan normalisasi fitur, metode Support Vector Machine (SVM) diterapkan sebagai mekanisme klasifikasi primer untuk menentukan tingkat kematangan buah pisang. Model ini beroperasi berdasarkan representasi fitur yang sebelumnya diekstraksi menggunakan MobileNetV2. Konfigurasi SVM yang digunakan mencakup kernel linear, parameter regularisasi C dengan nilai 1, serta strategi One-vs-One (OVO) untuk penanganan klasifikasi multikelas.

Pemilihan konfigurasi tersebut didasarkan pada stabilitasnya pada dataset berukuran sedang dan efektivitasnya dalam melakukan diskriminasi antar tingkat kematangan. Pendekatan ini sejalan dengan temuan [20] yang juga melaporkan bahwa kombinasi SVM linear dan strategi OVO mampu menghasilkan akurasi tinggi untuk klasifikasi kematangan buah pisang.

3.6 Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan untuk menilai sejauh mana model CNN–SVM mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pisang secara akurat. Proses ini menggunakan data uji yang tidak dilibatkan pada tahap pelatihan, sehingga hasilnya mencerminkan kemampuan generalisasi model.

Kinerja sistem diukur menggunakan beberapa matrik evaluasi, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Akurasi menggambarkan tingkat ketepatan keseluruhan prediksi, presisi menunjukkan ketepatan prediksi terhadap kelas yang benar, sedangkan recall menilai sejauh mana model mampu mendekripsi seluruh data dari setiap kelas. Nilai F1-score digunakan untuk menilai keseimbangan antara presisi dan recall.

Selain itu, confusion matrix dimanfaatkan untuk memberikan gambaran visual terhadap hasil prediksi model, sehingga dapat diketahui tingkat keberhasilan maupun kesalahan dalam mengidentifikasi tiap kelas kematangan. Pendekatan evaluasi dengan kombinasi metrik tersebut umum digunakan dalam penelitian klasifikasi berbasis SVM multikelas karena mampu menggambarkan performa model secara lebih menyeluruh [6].