

**RISET INFORMATIKA D081**

**Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Pepaya Berdasarkan Ekstraksi  
Warna HSV dan  $L^*a^*b$  dengan Support Vector Machine (SVM)**

**Proposal Skripsi**



**Oleh :**

**Zain Muzadid Zamzani (21081010174)**

**Dosen Pengampu:**

**Dr. Basuki Rahmat, S.Si, MT**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA**

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER**

**UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL "VETERAN"**

**JAWA TIMUR**

**2024**

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 LATAR BELAKANG**

Buah pepaya merupakan salah satu komoditas buah tropis yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan banyak dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia. Selain kaya akan kandungan gizi seperti vitamin C dan A (Wardani et al., 2022). Pepaya jadi salah satu buah favorit banyak orang di Indonesia karena kandungan airnya yang banyak, bikin daging buahnya lembut. Selain itu, pepaya juga kaya gizi dan harganya murah. Konsumen bisa pilih pepaya sesuai kebutuhan. Tingkat kematangan pepaya bisa dilihat dari warna kulitnya, yang awalnya hijau berubah jadi kuning kalau mulai matang. Kalau kulitnya udah kuning semua, artinya pepaya udah siap dimakan (Fachrul Rahmadany et al., 2023).

Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS), produksi buah pepaya di Indonesia mencapai 865.234 ton pada tahun 2022, menjadikannya salah satu buah dengan tingkat produksi tertinggi di antara buah tropis lainnya. Tingginya angka produksi ini menunjukkan pentingnya pepaya sebagai komoditas strategis di sektor pertanian Indonesia. Namun, kualitas dan nilai jual buah pepaya sangat dipengaruhi oleh tingkat kematangan saat panen dan distribusi (BPS, 2022). Namun, salah satu tantangan utama dalam pengelolaan buah pepaya adalah menentukan tingkat kematangan yang tepat untuk memastikan kualitas buah yang sampai ke konsumen

. Penentuan tingkat kematangan buah pepaya secara manual sering dilakukan dengan mengamati ciri-ciri fisik seperti warna kulit, tekstur, dan aroma. Namun, metode ini memiliki kelemahan, seperti tingkat subjektivitas yang tinggi, ketidakakuratan, dan membutuhkan waktu serta tenaga yang tidak efisien (Jayadi & Meilinda, 2023). Kesalahan dalam menentukan kematangan dapat memengaruhi kualitas buah yang diterima konsumen, terutama dalam skala besar seperti distribusi ke pasar atau ekspor.

Perkembangan teknologi di bidang pengolahan citra digital telah membuka banyak peluang baru untuk menyelesaikan berbagai permasalahan, termasuk dalam klasifikasi tingkat kematangan buah. Teknologi ini memungkinkan proses analisis dan pengenalan pola dilakukan secara otomatis menggunakan gambar. Dengan begitu, tingkat keakuratan dan konsistensi dalam menentukan kematangan buah bisa ditingkatkan secara signifikan, sehingga hasilnya menjadi lebih terpercaya dan efisien untuk digunakan dalam berbagai kebutuhan (Kusumanto & Tompunu, 2011).

Buah sebagai objek klasifikasi memiliki beragam karakteristik yang bisa digunakan sebagai fitur, dan salah satu fitur yang paling menonjol adalah warna. Warna dianggap sebagai karakteristik utama yang dapat membedakan satu jenis buah dari jenis lainnya. Banyak penelitian sebelumnya telah memanfaatkan fitur warna dalam proses klasifikasi buah (Meiriyama, 2018). Oleh karena itu, pada penelitian ini akan dilakukan ekstraksi fitur warna menggunakan ruang warna HSV dan LAB untuk mendapatkan representasi warna yang lebih akurat. Setelah proses ekstraksi fitur warna selesai, hasilnya akan digunakan sebagai input untuk algoritma klasifikasi Support Vector Machine (SVM).

Salah satu ruang warna yang dapat digunakan sebagai fitur adalah ruang warna Hue, Saturation, Value (HSV) (Hariyanto, 2009). Ruang warna HSV dikenal karena kemampuannya memisahkan komponen warna (hue) dari tingkat intensitas (value), sehingga lebih cocok untuk aplikasi yang membutuhkan analisis warna yang lebih mendetail. HSV sering digunakan dalam aplikasi pemrosesan gambar di mana warna berperan sebagai fitur utama, seperti pengenalan warna kulit, analisis warna pada gambar medis, dan identifikasi warna dalam robotika (Zeng et al., 2024).

Selain itu Ekstraksi fitur  $Lab^*$  merupakan metode yang signifikan dalam analisis citra, digunakan untuk mengukur dan mengidentifikasi warna berdasarkan ruang warna CIE  $Lab^*$ . Ruang warna ini terdiri dari tiga komponen:  $L^*$ , yang menunjukkan kecerahan dengan rentang nilai 0 hingga 100;  $a^*$ , yang menggambarkan perbedaan antara warna merah dan hijau; dan  $b^*$ , yang menunjukkan perbedaan antara warna kuning dan biru. Proses ekstraksi fitur dimulai dengan mengonversi citra dari ruang warna RGB (Red, Green, Blue) ke

Lab\* melalui transformasi matematis. Konversi ini memungkinkan pemisahan informasi warna dari informasi intensitas, sehingga mempermudah analisis lebih lanjut seperti segmentasi atau klasifikasi. Penelitian menunjukkan bahwa penggunaan fitur Lab\* dalam kombinasi dengan metode lain, seperti Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM), dapat meningkatkan akurasi dalam pencarian citra. Misalnya, sebuah studi menemukan bahwa kombinasi fitur ini memberikan nilai Mean Average Precision (MAP) sebesar 97,604% dalam pengenalan citra makanan, menunjukkan efektivitasnya dalam aplikasi praktis (Ahsani et al., 2019).

Support Vector Machine (SVM) adalah salah satu metode klasifikasi yang efektif dalam pengolahan citra, termasuk dalam menentukan tingkat kematangan buah. SVM bekerja dengan memisahkan data ke dalam kategori yang berbeda menggunakan hyperplane optimal, yang memungkinkan untuk menangani data berdimensi tinggi dan memberikan hasil klasifikasi yang akurat. Dalam konteks klasifikasi kematangan buah, SVM dapat digunakan untuk menganalisis citra buah berdasarkan fitur-fitur tertentu, seperti warna, tekstur, dan bentuk. Misalnya, dalam penelitian yang dilakukan pada **buah pisang**, metode ini berhasil mencapai akurasi sebesar 75% dengan menggunakan 80 citra yang diklasifikasikan berdasarkan fitur warna RGB. Citra tersebut diolah menjadi grayscale untuk memudahkan proses klasifikasi dan penentuan kematangan (Athallah Muhammad et al., 2021)

Penelitian sebelumnya pada buah kelapa sawit menunjukkan bahwa metode machine learning juga dapat digunakan untuk klasifikasi tingkat kematangan. Syawaluddin Kadafi Parinduri dan tim (2024) membandingkan algoritma Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbors (KNN) pada dataset yang terdiri dari 40 citra buah kelapa sawit. Kedua metode dievaluasi setelah melakukan ekstraksi fitur menggunakan Inception-V3, dan hasilnya menunjukkan bahwa keduanya menghasilkan akurasi yang sama, yaitu 100% (Hariyanto, 2023). Oleh karena itu, SVM dianggap baik untuk citra karena kemampuannya dalam menangani data dengan dimensi tinggi dan memisahkan kelas-kelas yang kompleks.

Salah satu penelitian yang membahas perbandingan penggunaan citra HSV dan LAB dalam klasifikasi kematangan buah adalah penelitian yang dilakukan oleh Arif Patriot dan rekan-rekannya. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi tingkat kematangan buah mangga dengan menggunakan citra yang diambil dari fitur nilai GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix) dan LAB. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi klasifikasi menggunakan LAB mencapai 62,5% (Patriot et al., 2019). Selain itu, penelitian ini juga mengeksplorasi pengolahan citra RGB yang dikonversi menjadi HSV untuk mengklasifikasikan kematangan buah mangga ke dalam empat kelas: mentah, cukup matang, matang, dan sangat matang. Metode K-Nearest Neighbors (KNN) digunakan dalam penelitian ini dengan akurasi tertinggi sebesar 80% pada  $k=2$ , menggunakan 129 data training dan 40 data testing. Penelitian ini menunjukkan potensi penggunaan fitur warna dalam klasifikasi kematangan buah (Khotimah et al., 2019).

Meskipun terdapat banyak penelitian terkait klasifikasi kematangan buah, kombinasi khusus ruang warna HSV dan  $Lab^*$  dengan algoritma SVM untuk klasifikasi kematangan pepaya belum banyak dijelajahi. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi tingkat kematangan buah pepaya dengan memanfaatkan ekstraksi warna dari ruang warna HSV dan  $Lab^*$ , serta algoritma SVM. Model ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan efisiensi dan akurasi klasifikasi tingkat kematangan buah, khususnya pada komoditas pepaya, serta mendukung pengembangan teknologi agrikultur berbasis kecerdasan buatan.

## **1.2 RUMUSAN MASALAH**

Berdasarkan uraian latar belakang yang telah disampaikan, rumusan masalah yang dapat diidentifikasi dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana cara menerapkan ekstraksi fitur warna menggunakan ruang warna HSV dan  $Lab^*$  bersama algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pepaya?

2. Sejauh mana kinerja algoritma Support Vector Machine (SVM) dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pepaya menggunakan ekstraksi fitur warna dari ruang warna HSV dan Lab\*?

### **1.3 TUJUAN PENELITIAN**

Berdasarkan rumusan masalah yang telah disebutkan, tujuan utama yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menerapkan teknik ekstraksi fitur warna pada ruang warna HSV dan Lab\* serta menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk klasifikasi tingkat kematangan buah pepaya.
2. Mengukur dan menganalisis kinerja klasifikasi tingkat kematangan buah pepaya dengan menggunakan kombinasi ekstraksi fitur warna dari ruang warna HSV dan Lab\* serta algoritma SVM.

### **1.4 MANFAAT PENELITIAN**

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan berbagai manfaat, antara lain:

1. Memberikan kontribusi penting bagi pengembangan penelitian di bidang klasifikasi tingkat kematangan buah pepaya, khususnya yang menggunakan teknologi pengolahan citra.
2. Menjadi sumber referensi bagi penelitian selanjutnya yang melibatkan teknik ekstraksi fitur warna dan algoritma SVM pada objek buah lainnya dengan dataset terbatas.
3. Membantu meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam proses klasifikasi tingkat kematangan buah pepaya, yang dapat mendukung pengelolaan dan distribusi buah secara lebih optimal.

## **1.5 BATASAN MASALAH**

Penelitian ini memiliki batasan agar lebih fokus pada masalah yang akan diteliti, dengan batasan masalah sebagai berikut:

1. Dataset yang digunakan terdiri dari citra buah pepaya dengan tingkat kematangan yang bervariasi, yang diperoleh dari sumber terbuka dan bukan hasil pengambilan langsung oleh peneliti.
2. Fokus penelitian ini hanya pada ekstraksi fitur warna menggunakan ruang warna HSV dan Lab\* dari citra buah pepaya.
3. Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah Support Vector Machine (SVM).
4. Penelitian ini tidak membahas aspek lain seperti tekstur atau bentuk buah, hanya berfokus pada klasifikasi tingkat kematangan buah pepaya berdasarkan fitur warna.

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 Penelitian Terdahulu**

Dalam penelitian ini, penting untuk memiliki referensi utama yang berfungsi sebagai pedoman dan dasar acuan. Penggunaan referensi tersebut dilakukan untuk menghindari terjadinya plagiarisme, meningkatkan keakuratan penelitian, serta memberikan pemahaman mendalam mengenai keterkaitan antara penelitian yang sedang dilakukan dengan penelitian sebelumnya. Selain itu, referensi ini juga membantu dalam merumuskan metode, teknik, atau pendekatan yang relevan dan mendukung tujuan penelitian.

Penelitian ini secara khusus memanfaatkan jurnal-jurnal dan publikasi ilmiah dari penelitian terdahulu yang membahas topik-topik serupa sebagai bahan acuan utama. Referensi tersebut tidak hanya digunakan untuk memahami landasan teoretis tetapi juga untuk mengetahui perkembangan metode terkait, kelebihan, dan kekurangannya.

Adapun penelitian sebelumnya yang dijadikan rujukan dalam penelitian ini mencakup berbagai aspek terkait Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Pepaya Berdasarkan Ekstraksi Warna HSV dan Lab dengan Support Vector Machine (SVM). Studi-studi tersebut memberikan wawasan berharga terkait ekstraksi fitur warna, pemilihan algoritma klasifikasi, serta evaluasi performa model yang dapat diterapkan untuk mencapai hasil yang optimal pada penelitian ini.

Penelitian yang dilakukan oleh Muthulakshmi. A dan Dr. P. N. Renjith dengan judul “Classification of Durian Fruits Based on Ripening with Machine Learning Techniques” membahas penggunaan pembelajaran mesin untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah durian berdasarkan citra. Penelitian ini menggunakan dataset sebanyak 300 citra yang dibagi menjadi 180 data latih dan validasi, serta 120 data uji. Metode ekstraksi fitur dilakukan dengan analisis warna HSV dan Lab untuk memisahkan area buah dari latar belakang, serta deteksi tepi menggunakan algoritma Canny Edge Detector. Algoritma Support Vector Machine (SVM), Naive



Bayes (GNB), dan Random Forest digunakan dalam proses klasifikasi, dengan SVM menunjukkan akurasi tertinggi sebesar 89,3%, diikuti oleh Random Forest sebesar 84,3%, dan GNB sebesar 65,3%. Penelitian ini menawarkan solusi non-destruktif untuk membantu petani mengoptimalkan hasil produksi dan meminimalkan kerugian selama distribusi (Muthulakshmi & Renjith, 2020).

Penelitian yang dilakukan oleh M. Khairul Anam dkk., dengan judul “Comparison Analysis of HSV Method, CNN Algorithm, and SVM Algorithm in Detecting the Ripeness of Mangosteen Fruit Images” membahas penggunaan pembelajaran mesin untuk mendeteksi tingkat kematangan buah manggis berdasarkan citra. Penelitian ini menggunakan dataset sebanyak 1.105 citra yang diambil dari berbagai sudut untuk meningkatkan akurasi pengujian, dengan pembagian 60% untuk data latih dan 40% untuk validasi pada metode CNN, serta 70% data latih dan 30% data uji untuk metode SVM. Metode ekstraksi fitur dilakukan dengan transformasi ruang warna HSV untuk analisis warna, serta algoritma CNN dan SVM untuk klasifikasi. Algoritma CNN menunjukkan akurasi tertinggi sebesar 91,25%, diikuti oleh SVM dengan 87%, dan metode HSV dengan 86,6%. Penelitian ini menawarkan pendekatan yang inovatif untuk mengidentifikasi kematangan buah manggis, memberikan solusi yang efisien dan akurat bagi petani dalam mengelola hasil panen (Anam et al., 2024).

Penelitian yang dilakukan oleh Muchammad Arief dengan judul “Klasifikasi Kematangan Buah Jeruk Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Metode SVM” membahas metode pengolahan citra untuk mengidentifikasi tingkat kematangan buah jeruk. Penelitian ini menggunakan dataset sebanyak 100 citra jeruk yang diambil menggunakan kamera smartphone. Proses pengolahan dimulai dengan mengonversi citra RGB ke LAB untuk ekstraksi fitur warna berupa nilai rata-rata R, G, dan A, yang kemudian digunakan dalam klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Dataset dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Hasil penelitian menunjukkan akurasi klasifikasi sebesar 80%. Studi ini menawarkan metode yang lebih cepat dan objektif dibandingkan penggolongan manual, memberikan potensi penerapan luas di bidang pertanian (Arief, 2019).

## **2.2 Landasan Teori**

### **2.2.1 Citra Digital**

Citra digital adalah representasi visual dari objek atau pemandangan dalam bentuk digital yang dapat dipahami dan diolah oleh komputer. Citra ini terdiri dari elemen-elemen yang disebut piksel, yang tersusun dalam matriks dengan baris dan kolom. Setiap piksel memiliki nilai numerik yang menggambarkan tingkat kecerahan atau warna pada posisi tertentu dalam citra. Proses pembuatan citra digital umumnya melibatkan pengambilan gambar menggunakan alat seperti kamera digital atau scanner, di mana citra analog yang bersifat kontinu dikonversi menjadi bentuk diskrit. Hal ini memungkinkan citra digital untuk diproses lebih lanjut menggunakan berbagai teknik pengolahan citra, termasuk analisis dan manipulasi gambar untuk mendapatkan informasi yang lebih berguna (Dijaya & Setiawan, 2023).

Dalam konteks pengolahan citra, setiap piksel dalam citra digital memiliki dua parameter utama: koordinat spasial dan intensitas cahaya. Koordinat ini diwakili oleh  $x$  dan  $y$ , sedangkan intensitas cahaya pada titik tersebut dinyatakan sebagai fungsi  $f(x,y)$ . Nilai intensitas ini biasanya berkisar antara 0 hingga 255 dalam format grayscale, di mana 0 mewakili hitam dan 255 mewakili putih. Dengan demikian, citra digital tidak hanya berfungsi sebagai representasi visual tetapi juga sebagai sumber data yang kaya untuk analisis lebih lanjut. Proses digitalisasi ini memungkinkan penggunaan algoritma komputer untuk meningkatkan kualitas gambar serta mengekstrak informasi penting dari citra tersebut (Dijaya & Setiawan, 2023).

### **2.2.2 Pengolahan Citra Digital**

Pengolahan citra digital adalah proses pengolahan data visual dalam bentuk digital untuk meningkatkan kualitas gambar atau mengekstraksi informasi penting yang dapat digunakan dalam analisis lebih lanjut. Proses ini melibatkan manipulasi data citra menggunakan algoritma komputer agar lebih

mudah dipahami manusia atau sistem komputer lainnya. (Hermantoro, 2011) dalam penelitiannya, menunjukkan bahwa pengolahan citra digital dapat digunakan untuk menganalisis kadar bahan organik dalam tanah, dengan memanfaatkan algoritma jaringan syaraf tiruan. Pendekatan ini membantu menghasilkan prediksi yang lebih akurat dalam penelitian lingkungan.

Pengolahan citra digital memiliki beberapa tujuan utama, termasuk memperbaiki kualitas citra agar lebih mudah diinterpretasikan serta mengekstraksi fitur-fitur penting untuk aplikasi tertentu. Contoh penerapannya dapat dilihat dalam penelitian (Erwanto et al., 2018), yang menggunakan pengolahan citra digital untuk menentukan kadar asam askorbat dalam buah. Dalam penelitian ini, teknik transformasi warna RGB ke HSV digunakan untuk mendeteksi perubahan warna sebagai indikator titik akhir titrasi, menunjukkan bahwa pengolahan citra dapat menggantikan metode tradisional dengan lebih efisien

### **2.2.3 Klasifikasi**

Klasifikasi manual memiliki banyak keterbatasan, terutama karena bergantung pada subjektivitas manusia. Faktor seperti kelelahan, kurangnya konsistensi, atau pengaruh fisik lainnya dapat menyebabkan hasil klasifikasi yang tidak akurat atau tidak seragam. Sebagai contoh, dalam kasus klasifikasi tingkat kematangan buah pepaya, ketidakakuratan ini dapat berdampak pada mutu buah yang dipasarkan, baik untuk konsumsi langsung maupun sebagai bahan olahan produk (Areni et al., 2019). Untuk mengatasi permasalahan ini, solusi yang ideal adalah penggunaan sistem otomatis yang mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pepaya secara konsisten dan akurat, sehingga dapat mengurangi kesalahan yang dilakukan oleh manusia dan meningkatkan efisiensi proses klasifikasi.

Klasifikasi adalah proses untuk mengelompokkan data ke dalam kategori tertentu berdasarkan fitur atau karakteristiknya. Dalam konteks citra, klasifikasi dilakukan dengan membangun model yang mampu mengenali pola atau ciri

kelas dari data pelatihan dan menggunakan model tersebut untuk memprediksi label kelas dari data baru yang belum diketahui. Proses ini umumnya melibatkan algoritma pembelajaran mesin atau pengolahan citra untuk meningkatkan akurasi prediksi (Areni et al., 2019) .

Salah satu bidang yang sangat penting dalam algoritma machine learning untuk pengolahan citra digital adalah algoritma klasifikasi. Terdapat berbagai algoritma yang telah banyak dikembangkan dan diteliti, seperti Regression Trees (CART), Random Forest, Naïve Bayes, Support Vector Machines (SVM), dan k-Nearest Neighbor (k-NN). Namun, di antara algoritma tersebut, SVM menjadi salah satu yang paling banyak digunakan karena keunggulan-keunggulan yang dimilikinya, seperti kemampuan menangani data dengan dimensi tinggi, performa yang stabil dalam berbagai skenario, serta kemampuannya dalam mengklasifikasikan data non-linear dengan baik. Keunggulan ini membuat SVM sering dipilih dalam berbagai aplikasi pengolahan citra digital (Sihombing & Yuliati, 2021).

#### **2.2.4 Ekstraksi Fitur Warna**

Ekstraksi fitur citra adalah proses di mana informasi atau karakteristik penting dari suatu citra diidentifikasi dan diambil untuk mendukung analisis atau pengolahan lanjutan. Tujuan utama dari ekstraksi fitur adalah untuk mengidentifikasi dan mengekstraksi ciri-ciri khusus yang membedakan satu objek dari objek lainnya. Ciri-ciri ini dapat mencakup berbagai aspek, seperti warna, tekstur, bentuk geometris, ukuran, dan kontur. Selain itu, proses ini sering kali melibatkan penggunaan algoritma dan teknik canggih untuk mendeteksi pola yang kompleks dalam citra, sehingga hasil ekstraksi fitur dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam dan akurat dalam berbagai aplikasi seperti pengenalan pola, segmentasi citra, dan analisis visual (Maneno et al., 2023).

Ruang warna RGB (Red, Green, Blue) adalah model warna aditif yang mendasarkan warna pada kombinasi intensitas ketiga komponen tersebut. Sementara itu, ruang warna HSV (Hue, Saturation, Value) merepresentasikan warna berdasarkan rona, kejenuhan, dan nilai kecerahan, yang lebih mendekati persepsi manusia terhadap warna. Ruang warna Lab terdiri dari komponen  $L^*$  (kecerahan),  $a^*$  (sumbu hijau-merah), dan  $b^*$  (sumbu biru-kuning), dirancang untuk mendekati penglihatan manusia dan digunakan dalam analisis yang memerlukan akurasi tinggi dalam perbedaan warna. Dalam penelitian oleh Dewi dan Ginardi (2018), ekstraksi fitur warna pada ruang warna HSV dan RGB diterapkan untuk identifikasi citra api, menunjukkan bahwa pemilihan ruang warna yang tepat dapat meningkatkan akurasi dalam pengolahan citra (Hardiyanto & Anggun Sartika, 2018).

### 2.2.5 HSV

Ruang warna HSV (Hue Saturation Value) adalah model warna yang sering digunakan karena memiliki karakteristik yang sangat mirip dengan persepsi warna pada mata manusia. Ruang warna ini menyediakan pendekatan yang lebih intuitif untuk mengelola warna berdasarkan komponen-komponennya, sehingga memungkinkan deteksi warna yang akurat dalam analisis citra. Segmentasi dengan deteksi HSV melibatkan analisis nilai warna setiap piksel dalam citra sesuai dengan fitur yang diinginkan, dengan mempertimbangkan toleransi pada setiap dimensi warna HSV. Ruang warna HSV terdiri dari tiga komponen utama:

1. **Hue (H):** Menunjukkan jenis atau corak warna, yang mengacu pada posisi warna dalam spektrum warna, seperti merah, biru, atau kuning.
2. **Saturation (S):** Mewakili tingkat dominasi warna, atau ukuran seberapa murni warna tersebut tanpa campuran abu-abu. Semakin tinggi nilai Saturation, semakin murni warna yang ditampilkan.
3. **Value (V):** Menunjukkan tingkat kecerahan, yang mengukur seberapa terang atau gelap suatu warna berdasarkan jumlah cahaya yang

dipantulkan. Nilai V yang tinggi menunjukkan warna yang lebih cerah, sedangkan nilai yang rendah menunjukkan warna yang lebih gelap.

Teknik ini memungkinkan pengenalan dan segmentasi yang lebih baik terhadap objek dalam citra berdasarkan warna, sehingga sangat efektif dalam berbagai aplikasi seperti analisis warna, pengenalan objek, dan sistem klasifikasi visual (Areni et al., 2019).

Sebelum melakukan ekstraksi fitur menggunakan HSV, diperlukan konversi terlebih dahulu dari ruang warna RGB ke HSV. Proses ini dilakukan dengan menghitung nilai normalisasi RGB terlebih dahulu menggunakan rumus seperti rumus dibawah ini, yang kemudian diubah ke dalam komponen-komponen HSV (Hue, Saturation, dan Value). Konversi ini sangat penting karena HSV memungkinkan representasi warna yang lebih sesuai dengan persepsi manusia, dengan menekankan pada aspek hue (jenis warna), saturasi (tingkat dominasi warna), dan value (tingkat kecerahan). Proses ini membantu meningkatkan akurasi dalam analisis citra, terutama dalam aplikasi seperti deteksi objek, segmentasi, dan analisis warna yang memerlukan pemrosesan visual yang lebih kompleks (Syarifah et al., 2022).

$$r = \frac{R}{255}$$

$$g = \frac{G}{255}$$

$$b = \frac{B}{255}$$

Setelah mendapatkan nilai normalisasi RGB, langkah berikutnya adalah menggunakan nilai tersebut untuk mengonversikannya ke dalam nilai HSV menggunakan rumus yang telah ditentukan.

$$V = \max(r, g, b)$$

$$S = \begin{cases} 0 & \text{otherwise} \\ V - \frac{\min(r, g, b)}{V} & \rightarrow \text{jika } V \neq 0 \end{cases}$$

$$H = \begin{cases} \frac{60^\circ \times (g - b)}{V - \min(r, g, b)} & \rightarrow \text{jika } V = r \\ \frac{120^\circ + 60^\circ (b - r)}{V - \min(r, g, b)} & \rightarrow \text{jika } V = g \\ \frac{240^\circ + 60^\circ (r - g)}{V - \min(r, g, b)} & \rightarrow \text{jika } V = b \end{cases}$$

$$H = H + 360^\circ \rightarrow \text{jika } H < 0$$

Keterangan persamaan: rumus diatas H = nilai hue S = nilai saturation V = nilai value R = nilai red G = nilai green B = nilai blue r = normalisasi red g = normalisasi green b = normalisasi blue

### 2.2.6 L\*a\*b

CIELAB, juga dikenal sebagai CIE Lab atau Lab\*, adalah sistem pengukuran warna yang dikembangkan oleh Komisi Internasional untuk Pencahayaan (Commission Internationale de l'Éclairage, atau CIE). Ruang warna CIELAB merupakan pengembangan dari model warna XYZ oleh CIE, yang dirancang untuk memberikan pengukuran warna yang lebih akurat dan relevan dengan persepsi manusia. Ruang warna ini terdiri dari tiga sumbu utama: sumbu L\*, sumbu a\*, dan sumbu b\*.

1. Sumbu L\* menunjukkan kecerahan pada warna dengan nilai yang bervariasi antara 0 hingga 100, di mana 0 mewakili warna hitam dan 100 mewakili warna putih.
2. Sumbu a\* menunjukkan intensitas warna merah atau hijau. Nilai positif pada a\* menunjukkan intensitas merah, sedangkan nilai negatif menunjukkan intensitas hijau.
3. Sumbu b\* menunjukkan intensitas warna kuning atau biru. Nilai positif pada b\* mencerminkan intensitas kuning, sementara nilai negatif mencerminkan intensitas biru.

CIELAB sangat berguna dalam berbagai aplikasi seperti desain warna, pengendalian kualitas visual, dan analisis warna yang memerlukan akurasi tinggi dalam mencocokkan warna berdasarkan persepsi manusia (Mustika Mentari, 2019).

Berdasarkan buku berjudul "Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra" oleh Abdul Kadir Adhi Susanto (2013), berikut adalah proses transformasi warna RGB ke CIELAB, yang dimulai dengan perhitungan sebagai langkah awal.

$$X = 0.412453R + 0.357580G + 0.180423B$$

$$Y = 0.212671R + 0.715160G + 0.072169B$$

$$Z = 0.019334R + 0.119193G + 0.950227B$$

Penjelasan:

X = Hasil transformasi intensitas warna RGB ke komponen X dalam format XYZ.

Y = Hasil transformasi intensitas warna RGB ke komponen Y dalam format XYZ.

Z = Hasil transformasi intensitas warna RGB ke komponen Z dalam format XYZ.

Selanjutnya, Lab\* didefinisikan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} L^* &= 116f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16 \\ a^* &= 500\left[f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right)\right] \\ b^* &= 200\left[f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right)\right] \end{aligned}$$

Keterangan :

**L\*** mengacu pada luminance atau kecerahan warna.

**a\*** adalah komponen warna yang menunjukkan perbedaan antara warna hijau dan merah.



$\mathbf{b}^*$  adalah komponen warna yang mengindikasikan perbedaan antara warna biru dan kuning.

$\mathbf{Y}$  dan  $\mathbf{Z}$  adalah koordinat warna dalam sistem XYZ.

$\mathbf{Y}_n$  adalah nilai luminance normal yang berperan sebagai referensi.

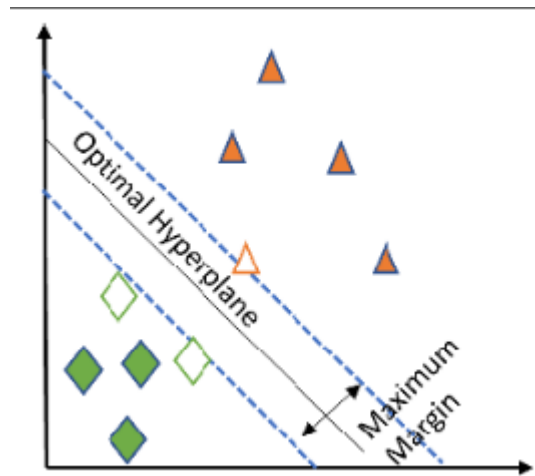
$\mathbf{f}$  adalah fungsi transformasi yang bergantung pada rasio  $\mathbf{Y}/\mathbf{Y}_n$ .

### 2.2.7 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma yang dirancang untuk menemukan hyperplane optimal yang dapat memisahkan dua kelas dalam ruang input. SVM pada dasarnya berfungsi sebagai pengklasifikasi linear, namun untuk menangani masalah non-linear, SVM mengembangkan konsep kernel trick yang memungkinkan pemrosesan data dalam ruang berdimensi tinggi, sehingga mempermudah pemisahan data yang tidak dapat dipisahkan secara linear di ruang asli (Farinda et al., 2018). Support Vector Machine (SVM) digunakan untuk menemukan hyperplane optimal yang memisahkan dua kelas dalam ruang input. Dalam kasus klasifikasi yang dapat dipisahkan secara linear, fungsi pemisah yang digunakan dapat dituliskan dalam persamaan berikut:

$$f(x) = w^T x + b \quad (18)$$

Hyperplane pemisah terbaik dapat ditemukan dengan mengukur margin, yaitu jarak antara hyperplane dan pola data terdekat dari masing-masing kelas. Margin ini diukur untuk menemukan titik maksimalnya, yang menghasilkan pemisahan data yang optimal. Pola data yang paling dekat dengan hyperplane disebut sebagai support vector. Sebagai contoh, pada Gambar 2.1, garis ab menunjukkan hyperplane terbaik, yang terletak tepat di tengah-tengah kedua kelas, sementara lingkaran dan kotak yang terletak pada garis putus-putus cd dan ef menunjukkan posisi support vector.



Gambar 2. 1 Support Vector Machine

Setiap data latih direpresentasikan sebagai  $(x_i, y_i)$ , di mana  $i=1, 2, \dots, N$ , dan  $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iq}\}$  adalah kumpulan atribut (fitur) untuk data latih ke- $i$ . Label kelas data dilambangkan sebagai  $y_i \in \{-1, +1\}$  yang menunjukkan kelas masing-masing data. Hyperplane klasifikasi linear dalam SVM, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.1, dinyatakan dalam persamaan berikut:

$$w \cdot x_i + b = 0$$

Pada persamaan ini,  $w$  dan  $b$  adalah parameter model, dan  $w \cdot x_i$  merupakan inner product antara vektor  $w$  dan  $x_i$ . Data  $x_i$  yang termasuk ke dalam kelas  $-1$  memenuhi pertidaksamaan berikut:

$$w \cdot x_i + b \leq -1$$

Sebaliknya, data  $x_i$  yang masuk ke dalam kelas  $+1$  memenuhi pertidaksamaan:

$$w \cdot x_i + b \geq +1$$

### 2.2.8 Evaluasi Model Klasifikasi

Evaluasi kinerja hasil klasifikasi dilakukan dengan menghitung nilai True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). Masing-masing nilai ini memiliki peran penting dalam mengukur akurasi dan efektivitas model klasifikasi. True Positive (TP) adalah jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar sebagai kelas positif, sedangkan True Negative (TN) adalah jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar sebagai kelas negatif. Sebaliknya, False Positive (FP) mengacu pada jumlah data yang salah diklasifikasikan sebagai kelas positif, meskipun sebenarnya berasal dari kelas negatif. False Negative (FN) menunjukkan jumlah data yang salah diklasifikasikan sebagai kelas negatif, padahal data tersebut sebenarnya adalah kelas positif (Hidayat & Rahman, 2015).

Keempat metrik ini dihitung berdasarkan confusion matrix, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2.1. Confusion matrix memberikan pandangan mendetail tentang distribusi hasil prediksi model terhadap label sebenarnya, yang memungkinkan analisis lebih dalam tentang kesalahan klasifikasi. Dari nilai-nilai ini, berbagai parameter evaluasi dapat dihitung, seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Akurasi mengukur proporsi prediksi yang benar, sementara presisi fokus pada seberapa banyak prediksi positif yang benar. Recall (atau sensitivitas) mengukur kemampuan model dalam mendeteksi semua data positif, dan F1-score menggabungkan presisi dan recall menjadi satu metrik harmonis. Dengan analisis ini, performa model dapat dievaluasi secara komprehensif untuk memastikan hasil klasifikasi yang optimal.

Tabel 2. 1 Confusion Matrix

Hasil Klasifikasi Kelas Sebenarnya	Positif	Negatif
Positif	TP	FN
Negatif	FP	TN

Akurasi didefinisikan sebagai proporsi antara jumlah prediksi yang benar pada kedua kelas (positif dan negatif) terhadap total keseluruhan data yang diuji. Nilai akurasi dihitung menggunakan Persamaan dibawah.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN}$$

Recall merupakan proporsi data dari kelas positif yang berhasil diklasifikasikan dengan benar. Nilai recall dapat dihitung menggunakan Persamaan dibawah.

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

Presisi adalah rasio antara jumlah data kelas positif yang berhasil diklasifikasikan dengan benar (True Positive) dan total data yang diklasifikasikan sebagai positif. Perhitungan presisi dapat dilihat pada Persamaan dibawah.

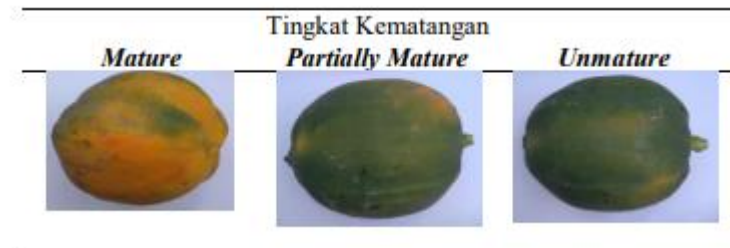
$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP}$$

### **2.2.9 Tanaman Pepaya dan Kematangannya**

Buah pepaya merupakan salah satu buah tropis yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan banyak diminati di seluruh dunia. Pengembangan budidaya pepaya diarahkan pada peningkatan produktivitas, kualitas hasil, dan efisiensi proses panen. Selain sebagai sumber gizi yang penting, buah pepaya juga menjadi salah satu komoditas yang berkontribusi terhadap pendapatan petani lokal dan sektor agribisnis. Kemajuan teknologi, seperti data mining, memungkinkan proses pengklasifikasian tingkat kematangan buah pepaya menjadi lebih akurat (Wardani et al., 2022).

Oleh karena itu, untuk memastikan tingkat kematangan buah pepaya yang sesuai, dikembangkan sistem klasifikasi berbasis pengolahan citra. Penelitian ini membahas tentang klasifikasi tingkat kematangan buah pepaya menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) dengan ekstraksi warna HSV dan Lab. Sistem ini dirancang untuk mengklasifikasikan buah pepaya menjadi beberapa kategori kematangan, yaitu belum matang, setengah matang, dan matang. Tingkat kematangan ini menjadi salah satu indikator penting dalam menentukan waktu panen dan pengolahan lebih lanjut.

Tabel 2. 2 tingkat kematangan

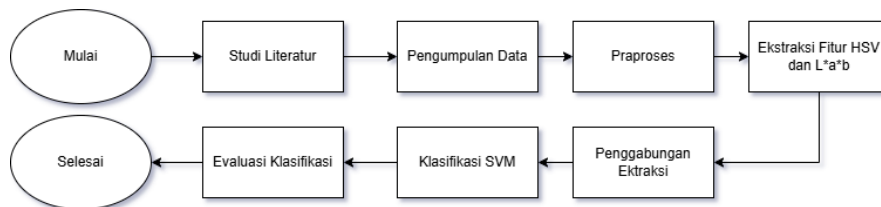


## BAB III

### DESAIN DAN IMPLEMENTASI SISTEM

#### 3.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian merujuk pada serangkaian langkah yang sistematis yang digunakan untuk membimbing penelitian dari awal hingga akhir, dengan tujuan menyelesaikan permasalahan yang telah dirumuskan sebelumnya. Dalam penelitian ini, tahapan yang dilakukan untuk klasifikasi tingkat kematangan pepaya menggunakan ekstraksi warna HSV-Lab dan algoritma SVM dapat dilihat pada Gambar 3.1 berikut:



Gambar 3. 1 Tahapan Penelitian

Langkah-langkah yang tercantum dalam Gambar 3.1 menggambarkan urutan tahapan yang akan diterapkan dalam penelitian ini. Proses dimulai dengan studi literatur untuk mempelajari metode-metode yang relevan melalui jurnal dan artikel ilmiah yang ada. Selanjutnya, dilakukan pengumpulan citra pepaya dengan berbagai tingkat kematangan untuk digunakan sebagai data analisis. Setelah data terkumpul, tahap praproses citra dilakukan untuk memastikan data siap digunakan dengan kualitas yang baik. Ekstraksi fitur warna menggunakan ruang warna HSV dan Lab kemudian dilakukan untuk mendapatkan informasi warna yang berguna dalam klasifikasi tingkat kematangan pepaya. Proses berikutnya adalah pelatihan model klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan data latih yang telah disiapkan. Setelah model dilatih, dilakukan pengujian menggunakan data uji untuk mengevaluasi kinerja model yang dihasilkan. Tahapan akhir penelitian adalah evaluasi model berdasarkan akurasi dan performa klasifikasi. Setelah evaluasi selesai, penelitian dianggap selesai.

### **3.2 Studi Literatur**

Studi literatur merupakan langkah penting dalam memperoleh dasar teori yang akan mendukung pelaksanaan penelitian ini. Dalam tahap ini, peneliti mencari dan mempelajari berbagai sumber literatur yang terkait dengan topik penelitian, seperti Algoritma Support Vector Machine (SVM), teknik ekstraksi fitur warna dalam ruang warna HSV dan Lab, serta prinsip-prinsip dasar dalam klasifikasi citra. Selain itu, studi literatur juga mencakup pemahaman mengenai konsep-konsep dalam pengolahan citra digital, pembelajaran mesin, dan penerapan SVM dalam klasifikasi citra buah. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan pemahaman lebih mendalam tentang penggunaan teknik ekstraksi warna sebagai fitur utama dalam klasifikasi tingkat kematangan pepaya, serta prinsip dasar SVM yang digunakan untuk mengklasifikasikan data citra berdasarkan fitur warna tersebut.



Melalui studi literatur, peneliti dapat mengintegrasikan teori-teori yang relevan dengan teknik ekstraksi warna dalam ruang HSV dan Lab serta algoritma SVM, yang telah terbukti efektif dalam klasifikasi citra pada penelitian sebelumnya. Dengan mempelajari berbagai literatur yang ada, peneliti dapat mengidentifikasi berbagai tantangan yang pernah dihadapi oleh penelitian-penelitian terdahulu, serta solusi yang telah diterapkan. Hal ini memungkinkan peneliti untuk memperkuat landasan teori yang digunakan dalam penelitian ini dan memastikan penerapan metode yang tepat dan relevan untuk klasifikasi tingkat kematangan pepaya.

Proses studi literatur ini dilakukan dengan cara mencari dan mempelajari berbagai publikasi ilmiah, artikel jurnal, buku, dan sumber-sumber lainnya yang dapat diakses melalui internet maupun perpustakaan. Setiap literatur yang relevan yang telah dibaca dan dipelajari akan dirangkum dan dijadikan referensi dalam pembahasan penelitian ini, yang kemudian dicantumkan secara lengkap dalam Daftar Pustaka pada bagian akhir laporan. Dengan demikian, studi literatur memberikan kontribusi yang signifikan dalam membentuk kerangka teoretis yang kuat dan memberi arah yang jelas dalam pelaksanaan penelitian.

### 3.3 Pengumpulan Data

Pada penelitian ini, digunakan dataset sekunder yang diambil dari sumber terbuka Kaggle dengan judul "Papaya Classification" yang dapat diakses melalui tautan berikut: <https://www.kaggle.com/datasets/saurabhshahane/papaya-classification>. Dataset ini berisi **300 citra pepaya** dalam format jpg, yang menggambarkan berbagai tingkat kematangan pepaya, seperti mentah, setengah matang, dan matang. Dataset ini terdiri dari gambar pepaya yang diambil dalam kondisi pencahayaan yang bervariasi dan latar belakang yang beragam untuk memperkaya data dan memastikan model dapat mengenali pepaya pada berbagai kondisi dunia nyata. Gambar-gambar dalam dataset ini dapat digunakan untuk pelatihan dan pengujian model klasifikasi tingkat kematangan pepaya berdasarkan fitur warna yang diekstraksi. Sampel gambar dari dataset ini dapat dilihat pada Gambar 3.2

Tabel 3. 1 Tingkat Kematangan

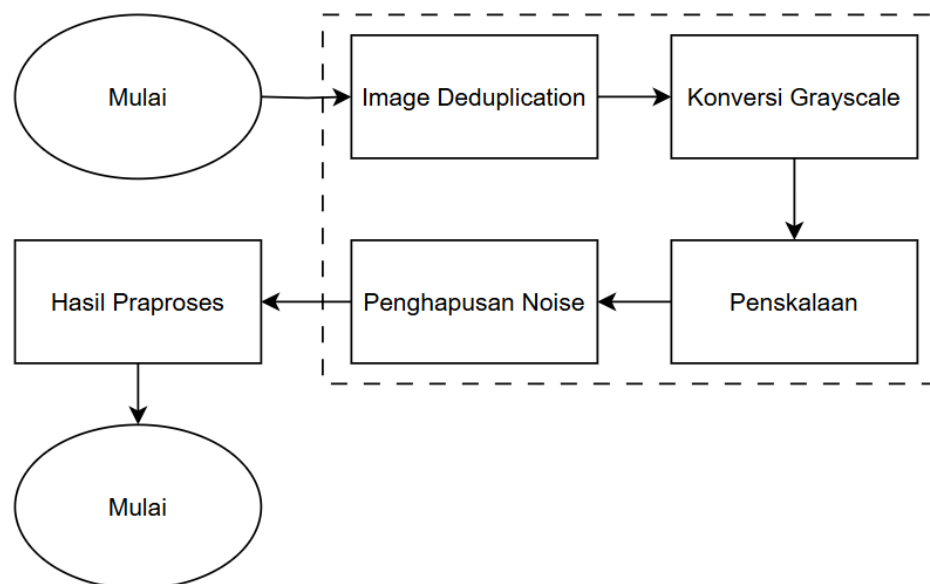
No	Gambar	Keterangan
		<b>Matang</b>
		<b>Setengah Matang</b>





### 3.4 Praproses

Pada penelitian ini, dari data citra pepaya yang digunakan, akan dilakukan tahap praproses data untuk memastikan citra yang digunakan seragam dan siap untuk diekstraksi fitur. Tahapan praproses yang akan dilakukan tercermin pada Gambar 3.3.



Gambar 3. 2 Praposes

Tujuan dari praproses ini adalah untuk meningkatkan kualitas citra dan menonjolkan informasi yang terkandung di dalamnya, sehingga proses ekstraksi fitur dan klasifikasi akan lebih efisien dan akurat dalam klasifikasi tingkat kematangan pepaya menggunakan ekstraksi warna HSV-Lab dan algoritma SVM.

**a. Image Deduplication**

Langkah pertama dalam praproses adalah image deduplication, yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan menghapus citra yang duplikat. Penghapusan citra duplikat penting untuk menghemat ruang penyimpanan dan meningkatkan efisiensi pengelolaan dataset. Selain itu, langkah ini juga membantu mengurangi kemungkinan adanya redundansi data, yang bisa mempengaruhi kualitas model yang dibangun, karena model tidak akan terlatih dengan data yang berulang.

**b. Konversi Citra ke Grayscale**

Meskipun penelitian ini fokus pada ekstraksi warna dalam ruang HSV-Lab, beberapa langkah awal mungkin melibatkan konversi citra ke grayscale sebagai bagian dari teknik pengolahan citra dasar. Konversi ini dilakukan untuk memudahkan dalam melihat perbedaan intensitas warna pada citra dan dapat membantu dalam mengekstraksi fitur tambahan. Namun, untuk ekstraksi fitur warna, langkah utama adalah menggunakan citra berwarna yang akan dikonversi ke ruang warna HSV dan Lab.

**c. Penskalaan Citra**

Langkah berikutnya adalah penskalaan citra, yang bertujuan untuk menyesuaikan ukuran citra agar sesuai dengan input yang diperlukan oleh algoritma ekstraksi fitur dan model klasifikasi. Dalam kasus ini, citra akan disesuaikan ukurannya agar kompatibel dengan ekstraksi fitur warna di ruang HSV dan Lab, yang memudahkan proses analisis dan pelatihan model SVM.

**d. Penghapusan Noise**

Langkah terakhir adalah penerapan **median filter** untuk mengurangi noise pada citra. Noise pada citra bisa disebabkan oleh berbagai faktor, seperti kualitas pengambilan gambar yang rendah atau pencahayaan yang

kurang optimal. Median filter akan membantu meratakan citra dengan menggantikan nilai piksel dengan nilai median dari sekitarnya. Penggunaan median filter akan menghilangkan gangguan yang bisa mempengaruhi akurasi ekstraksi warna dalam ruang HSV-Lab, sehingga hasil klasifikasi tingkat kematangan pepaya menjadi lebih akurat.

Dengan tahapan praproses ini, citra pepaya akan menjadi lebih seragam dan siap untuk langkah-langkah selanjutnya dalam penelitian, seperti ekstraksi fitur warna pada ruang HSV-Lab, yang nantinya digunakan dalam algoritma SVM untuk klasifikasi tingkat kematangan pepaya.

### **3.5 Ekstraksi Fitur Warna HSV**

Pada penelitian ini, ekstraksi fitur warna menggunakan ruang warna **HSV** (Hue, Saturation, Value) dilakukan untuk mendeskripsikan perbedaan warna pada citra pepaya yang memiliki tingkat kematangan yang berbeda. Proses ekstraksi fitur warna dalam ruang HSV bertujuan untuk mengidentifikasi ciri khas warna yang dapat membedakan tingkat kematangan pepaya, yang dapat dilihat dari perubahan pada komponen Hue (H), Saturation (S), dan Value (V). Masing-masing komponen ini memberikan informasi penting tentang warna pepaya pada berbagai tahap kematangan.

#### **1. Hue (H)**

Komponen **Hue** menggambarkan warna dasar atau tint pada citra, yang dalam kasus ini mencakup warna-warna yang berkisar dari hijau (untuk pepaya yang masih mentah) hingga oranye atau kuning (untuk pepaya yang matang). Perubahan pada komponen Hue menunjukkan perbedaan warna yang paling jelas pada berbagai tingkat kematangan pepaya. Misalnya, pepaya yang masih hijau akan memiliki nilai Hue yang lebih rendah, sementara pepaya yang matang akan memiliki nilai Hue yang lebih tinggi, mendekati oranye atau kuning.

#### **2. Saturation (S)**

Komponen **Saturation** menggambarkan seberapa jenuh warna pada citra tersebut. Nilai Saturation yang tinggi menunjukkan warna yang lebih tajam dan jenuh, sedangkan nilai yang rendah menunjukkan warna yang lebih pudar atau abu-abu. Pada pepaya, tingkat saturation akan bervariasi seiring dengan tingkat kematangan. Pepaya yang matang biasanya memiliki warna yang lebih jenuh dan tajam dibandingkan dengan pepaya yang masih muda atau setengah matang, yang memiliki saturasi lebih rendah dan warna yang lebih pudar.

### 3. Value (V)

Komponen **Value** berhubungan dengan kecerahan atau terang gelapnya suatu warna. Dalam ekstraksi fitur warna pada citra pepaya, perubahan pada nilai Value dapat memberikan indikasi tingkat kematangan. Pepaya yang matang cenderung memiliki nilai Value yang lebih tinggi, yang menunjukkan warna yang lebih terang atau lebih cerah, sementara pepaya yang masih hijau atau belum matang memiliki nilai Value yang lebih rendah, yang menunjukkan kecerahan yang lebih gelap atau pudar.

Proses ekstraksi fitur dalam ruang warna HSV memberikan representasi yang lebih intuitif dan terpisah dari komponen warna, sehingga memungkinkan deteksi perbedaan warna pada setiap tingkat kematangan pepaya dengan lebih efektif. Hasil ekstraksi fitur ini nantinya digunakan sebagai input untuk model klasifikasi, yang dalam penelitian ini menggunakan **Support Vector Machine (SVM)** untuk memprediksi tingkat kematangan pepaya berdasarkan perbedaan warna yang terdeteksi.

### 3.6 Ekstraksi Fitur Warna $L^*a^*b$

Dalam penelitian ini, ekstraksi fitur warna menggunakan ruang warna **Lab** dilakukan untuk memberikan deskripsi yang lebih mendalam mengenai tekstur warna buah pepaya pada berbagai tingkat kematangan. Ruang warna Lab terdiri dari tiga komponen utama, yaitu **L (Lightness)**, **a (merah-hijau)**, dan **b (kuning-**

**biru**), yang memungkinkan pemisahan warna lebih detail dibandingkan dengan ruang warna lain seperti RGB atau HSV. Komponen-komponen ini memberikan informasi yang lebih akurat tentang perbedaan warna pada citra pepaya, yang sangat berguna dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah tersebut.

### 1. **L (Lightness)**

Komponen **L (Lightness)** menunjukkan tingkat kecerahan atau terang-gelap dari citra. Nilai L berkisar antara 0 hingga 100, di mana nilai 0 mewakili hitam, dan nilai 100 mewakili putih. Pada pepaya, perubahan nilai Lightness dapat menunjukkan perbedaan dalam kecerahan buah seiring dengan proses pematangan. Pepaya yang matang cenderung memiliki nilai Lightness yang lebih tinggi, yang menunjukkan bahwa warna pepaya lebih terang, sementara pepaya yang masih muda akan memiliki nilai Lightness yang lebih rendah, mencerminkan warna yang lebih gelap.

### 2. **a (Merah-Hijau)**

Komponen **a** mengukur perbedaan antara warna merah dan hijau pada citra. Nilai positif pada komponen ini menunjukkan dominasi warna merah, sedangkan nilai negatif menunjukkan dominasi warna hijau. Pada pepaya, perbedaan warna pada komponen a bisa digunakan untuk membedakan pepaya yang masih hijau (dengan nilai a negatif) dari pepaya yang matang (dengan nilai a lebih positif atau lebih merah). Pemantauan pergeseran pada komponen ini membantu mengidentifikasi perubahan warna pada kulit pepaya yang terjadi selama proses pematangan.

### 3. **b (Kuning-Biru)**

Komponen **b** menggambarkan perbedaan antara warna kuning dan biru. Nilai positif pada komponen ini menunjukkan warna kuning, sementara nilai negatif menunjukkan warna biru. Pada pepaya, komponen b sangat penting untuk mendeteksi perubahan warna dari hijau ke kuning yang terjadi seiring pematangan. Pepaya yang matang biasanya menunjukkan nilai b yang lebih tinggi, mengarah ke warna kuning, sedangkan pepaya

yang belum matang atau setengah matang akan memiliki nilai  $b$  yang lebih rendah, dengan dominasi warna hijau atau kuning pucat.

Dengan memisahkan informasi warna menjadi tiga komponen ini, ekstraksi fitur menggunakan ruang warna Lab memberikan representasi yang lebih akurat dan terperinci mengenai tekstur warna pepaya pada berbagai tingkat kematangan. Fitur-fitur yang diekstraksi dari komponen  $L$ ,  $a$ , dan  $b$  kemudian digunakan untuk membedakan tingkat kematangan pepaya dengan lebih efektif, yang selanjutnya akan digunakan dalam model klasifikasi, seperti **Support Vector Machine (SVM)**, untuk memprediksi tingkat kematangan pepaya berdasarkan perbedaan warna yang terdeteksi.

### 3.7 Penggabungan Ekstraksi

Setelah proses ekstraksi fitur warna dari kedua ruang warna **HSV** (Hue, Saturation, Value) dan **Lab** (Lightness,  $a$ ,  $b$ ) dilakukan, langkah selanjutnya adalah menggabungkan fitur-fitur yang diekstraksi dari masing-masing ruang warna tersebut menjadi satu **vektor fitur** yang utuh. Penggabungan ini memungkinkan representasi yang lebih lengkap mengenai karakteristik warna buah pepaya pada berbagai tingkat kematangan. Dengan menggabungkan informasi dari kedua ruang warna, model klasifikasi dapat memperoleh pandangan yang lebih komprehensif mengenai perbedaan warna yang terjadi pada pepaya seiring dengan proses pematangan.

#### 1. Fitur dari Ruang Warna HSV

Fitur yang diekstraksi dari ruang warna HSV mencakup tiga komponen utama: Hue ( $H$ ), Saturation ( $S$ ), dan Value ( $V$ ). Masing-masing komponen ini memberikan informasi terpisah mengenai aspek warna pepaya, seperti perbedaan warna dasar (Hue), kekayaan warna (Saturation), dan kecerahan (Value). Ketiga fitur ini menyumbang pada pemahaman perubahan warna dari hijau ke oranye atau kuning yang terjadi saat pepaya matang.

#### 2. Fitur dari Ruang Warna Lab

Fitur yang diekstraksi dari ruang warna Lab terdiri dari tiga komponen: Lightness (L), a (merah-hijau), dan b (kuning-biru). Komponen Lightness memberikan informasi tentang kecerahan, sementara komponen a dan b menggambarkan pergeseran warna dari hijau ke merah dan dari biru ke kuning. Perubahan dalam komponen-komponen ini membantu dalam mendeteksi perubahan tekstur warna pepaya dari tahap belum matang hingga matang.

### 3. Penggabungan Fitur

Setelah ekstraksi fitur dari ruang warna HSV dan Lab, langkah berikutnya adalah menggabungkan semua fitur ini ke dalam satu vektor fitur yang komprehensif. Vektor fitur ini akan berisi informasi dari enam komponen warna (H, S, V, L, a, dan b), yang masing-masing memberikan deskripsi unik tentang warna dan tekstur pepaya. Dengan menggabungkan informasi dari kedua ruang warna, kita dapat memperoleh representasi yang lebih lengkap dan akurat dari warna pepaya pada berbagai tingkat kematangan.

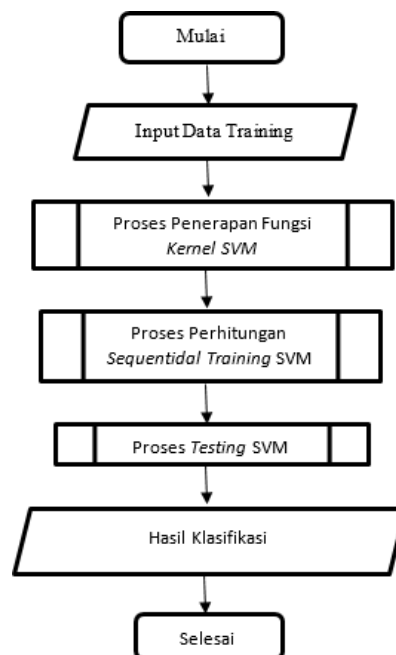
Penggabungan fitur ini akan memberikan model klasifikasi, seperti **Support Vector Machine (SVM)**, kemampuan untuk memanfaatkan berbagai aspek warna dari kedua ruang warna, memungkinkan model untuk membuat keputusan klasifikasi yang lebih baik dan lebih tepat. Dengan vektor fitur yang lebih kaya, model klasifikasi dapat mengenali perbedaan halus antara tingkat kematangan pepaya, yang pada gilirannya meningkatkan akurasi prediksi tingkat kematangan.

Secara keseluruhan, penggabungan fitur dari ruang warna HSV dan Lab memberikan pendekatan yang lebih kuat dalam menganalisis dan mengklasifikasikan tingkat kematangan pepaya berdasarkan perbedaan warna yang sangat dipengaruhi oleh perubahan pada setiap tahap pematangan buah.

### 3.8 Klasifikasi SVM

Setelah melakukan penggabungan fitur dari ruang warna **HSV** dan **Lab**, tahap selanjutnya dalam penelitian ini adalah proses klasifikasi untuk menentukan tingkat kematangan pepaya menggunakan **Support Vector Machine (SVM)**. Vektor fitur yang diperoleh dari penggabungan ekstraksi fitur warna HSV dan Lab yang telah dihitung sebelumnya, akan digunakan dalam proses klasifikasi. Data latih yang digunakan dalam klasifikasi ini adalah data yang sudah dilabeli dengan kelas tingkat kematangan, seperti **mentah**, **setengah matang**, dan **matang**, yang akan berfungsi sebagai acuan bagi model SVM untuk memprediksi kelas pada data uji.

Gambaran umum dari proses klasifikasi menggunakan SVM terdapat pada Gambar berikut ini:



Gambar 3. 3 Tahapan SVM

Gambar ini menunjukkan alur proses klasifikasi menggunakan algoritma SVM (Support Vector Machine). Proses ini mencakup beberapa tahapan utama, dari persiapan data hingga hasil akhir klasifikasi. Berikut penjelasan tahapan-tahapannya:

### 1. Input Data Training



Proses dimulai dengan mempersiapkan data latih yang sudah dilabeli dengan kelas masing-masing (mentah, setengah matang, matang). Data ini berfungsi sebagai dasar untuk membangun model SVM dengan mempelajari pola dari fitur-fitur warna pada citra pepaya.

## **2. Proses Penerapan Fungsi Kernel SVM**

Pada tahap ini, fungsi kernel SVM digunakan untuk mentransformasikan data ke ruang dimensi yang lebih tinggi. Transformasi ini memungkinkan SVM untuk menemukan hyperplane optimal yang memisahkan kelas dengan lebih baik. Pilihan kernel (seperti linear, polynomial, atau RBF) tergantung pada kompleksitas dan karakteristik data.

## **3. Proses Perhitungan Sequential Training SVM**

Setelah fungsi kernel diterapkan, model SVM dilatih secara sekuensial menggunakan data latih. Proses ini melibatkan pencarian support vector yang memaksimalkan margin antara kelas-kelas yang ada. Tujuannya adalah menemukan hyperplane terbaik untuk klasifikasi.

## **4. Proses Testing SVM**

Setelah pelatihan selesai, model diuji dengan data uji yang belum pernah dilihat oleh model sebelumnya. Data uji digunakan untuk mengevaluasi seberapa baik model dapat memprediksi tingkat kematangan pepaya berdasarkan pola yang telah dipelajari selama pelatihan.

## **5. Hasil Klasifikasi**

Berdasarkan hasil pengujian, model akan memberikan hasil klasifikasi berupa tingkat kematangan pepaya (mentah, setengah matang, atau matang). Hasil ini dapat digunakan untuk evaluasi kinerja model atau langsung diaplikasikan pada data baru.

## **6. Selesai**

Setelah semua tahapan selesai, model SVM dapat digunakan untuk memprediksi tingkat kematangan pepaya pada data yang belum diketahui.

Dengan menggunakan **SVM** sebagai algoritma klasifikasi, model ini dapat melakukan klasifikasi tingkat kematangan pepaya dengan akurat berdasarkan analisis warna yang terperinci. SVM memberikan keuntungan dalam menangani data non-linier dan dimensi tinggi, seperti data citra, sehingga dapat menghasilkan prediksi yang lebih efektif.

### 3.9 Evaluasi Klasifikasi

Setelah proses klasifikasi menggunakan **Support Vector Machine (SVM)** selesai dilakukan, tahap berikutnya adalah **evaluasi kinerja** model. Evaluasi ini bertujuan untuk mengukur sejauh mana model dapat mengklasifikasikan tingkat kematangan pepaya dengan akurat dan efektif. Evaluasi dilakukan menggunakan beberapa **metrik kinerja** yang umum digunakan dalam klasifikasi, di antaranya adalah **akurasi**, **presisi**, **recall**, **F1-score**, dan **confusion matrix**. Metrik-metrik ini memberikan gambaran yang lebih mendalam mengenai kemampuan model dalam menangani data dan memprediksi kelas tingkat kematangan pepaya.

#### 1. Akurasi

Akurasi adalah metrik yang paling umum digunakan untuk mengukur seberapa besar proporsi prediksi yang benar dari model dibandingkan dengan total jumlah prediksi. Dalam konteks klasifikasi tingkat kematangan pepaya, akurasi mengukur seberapa sering model SVM dapat memprediksi tingkat kematangan yang benar (misalnya, matang, setengah matang, atau mentah) dari data uji yang diberikan.

#### 2. Presisi, Recall, dan F1-Score

Ketiga metrik ini digunakan untuk memberikan gambaran yang lebih rinci mengenai performa model, terutama dalam menangani data yang tidak seimbang atau kelas yang memiliki distribusi yang berbeda.

### 3. Confusion Matrix

**Confusion matrix** adalah alat yang sangat berguna untuk menganalisis hasil klasifikasi dengan lebih mendetail. Confusion matrix menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah yang dilakukan oleh model untuk setiap kelas yang ada. Dalam konteks klasifikasi tingkat kematangan pepaya, confusion matrix akan menunjukkan berapa banyak citra pepaya yang benar-benar diklasifikasikan sebagai matang, setengah matang, atau mentah, serta berapa banyak yang salah diklasifikasikan. Struktur confusion matrix untuk tiga kelas (misalnya, mentah, setengah matang, matang) akan terlihat seperti ini:

Tabel 3. 2 *Confusion matrix*

	Prediksi: Mentah	Prediksi: Setengah Matang	Prediksi: Matang
Sebenarnya Mentah	True Positive (TP)	False Negative (FN)	False Negative (FN)
Sebenarnya Setengah Matang	False Positive (FP)	True Positive (TP)	False Negative (FN)
Sebenarnya Matang	False Positive (FP)	False Positive (FP)	True Positive (TP)

4. Dengan confusion matrix, kita dapat memvisualisasikan kesalahan yang dibuat oleh model (misalnya, citra pepaya yang sebenarnya matang tetapi salah diklasifikasikan sebagai setengah matang) dan melihat area di mana model perlu perbaikan.

#### 3.10 Skenario Uji Coba

Dalam penelitian ini, kami melakukan beberapa skenario uji coba untuk menguji efektivitas model Support Vector Machine (SVM) dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pepaya berdasarkan fitur warna yang diekstraksi dari ruang warna HSV dan Lab. Skenario uji coba melibatkan penggunaan dataset yang dibagi menjadi data latih dan data uji dengan proporsi

yang berbeda untuk memastikan model dapat menggeneralisasi dengan baik pada data yang belum terlihat.

Berikut adalah tiga skenario uji coba yang dilakukan:

**Tabel 3.2 Skenario Uji Coba 90% - 10%**

Nilai C	Model	Data Latih	Data Uji	Akurasi	Recall	Presisi	F1-Score
1	SVM	90%	10%	-	-	-	-
2				-	-	-	-
...				...	...	...	...
10				-	-	-	-

Pada skenario ini, data latih terdiri dari 90% dari total dataset, dan data uji 10%. Eksperimen ini akan dilakukan dengan menggunakan model SVM untuk mengklasifikasikan gambar pepaya berdasarkan fitur yang diekstraksi menggunakan ruang warna HSV dan Lab. Setiap nilai K pada SVM yang diuji akan mengevaluasi performa model dalam hal akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

**Tabel 3. 3 Skenario Uji Coba 80% - 20%**

Nilai C	Model	Data Latih	Data Uji	Akurasi	Recall	Presisi	F1-Score
1	SVM	80%	20%	-	-	-	-
2				-	-	-	-
...				...	...	...	...
10				-	-	-	-

Pada skenario ini, data latih terdiri dari 80% dari total dataset, dan data uji 20%. Eksperimen dilakukan untuk menguji SVM dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan pepaya dengan memanfaatkan fitur warna HSV dan Lab. Hasil evaluasi mencakup metrik akurasi, recall, presisi, dan F1-score.

Tabel 3. 4 Skenario Uji Coba 70% - 30%

Nilai C	Model	Data Latih	Data Uji	Akurasi	Recall	Presisi	F1-Score
1	SVM	70%	30%	-	-	-	-
2				-	-	-	-
...				...	...	...	...
10				-	-	-	-

Pada skenario ini, data latih terdiri dari 70% dari total dataset, dan data uji 30%. Uji coba ini juga menggunakan model SVM dengan fitur warna HSV dan Lab untuk memprediksi tingkat kematangan pepaya. Hasil evaluasi juga mencakup akurasi, recall, presisi, dan F1-score yang dihitung berdasarkan confusion matrix.

## DAFTAR PUSTAKA

- Ahsani, A. F., Sari, Y. A., & Adikara, P. P. (2019). *Temu Kembali Citra Makanan Menggunakan Ekstraksi Fitur Gray Level Co-occurrence Matrix dan CIE L\*a\*b\* Color Moments Untuk Pencarian Resep Masakan* (Vol. 3, Issue 3). <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Anam, M. K., Sumijan, S., Karfindo, K., & Firdaus, M. B. (2024). Comparison Analysis of HSV Method, CNN Algorithm, and SVM Algorithm in Detecting the Ripeness of Mangosteen Fruit Images. *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, 7(2), 348. <https://doi.org/10.24014/ijaidm.v7i2.29739>
- Areni, I. S., Amirullah, I., & Arifin, N. (2019). Klasifikasi Kematangan Stroberi Berbasis Segmentasi Warna dengan Metode HSV. *Jurnal Penelitian Enjiniring*, 23(2), 113–116. <https://doi.org/10.25042/jpe.112019.03>
- Arief, M. (2019). Klasifikasi Kematangan Buah Jeruk Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Metode SVM. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Desain Komunikasi Visual*, 4(1).
- Athallah Muhammad, A., Arkadia, A., NaufalRifqi, S., & Sandya Prasvita, D. (2021). Klasifikasi Kematangan Buah Pisang Berdasarkan Fitur Warna dengan Metode SVM. In *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA) Jakarta-Indonesia*.
- Dijaya, R., & Setiawan, H. (2023). *Buku Ajar Pengolahan Citra Digital*.
- Erwanto, D., Bismo Utomo, Y., Alif Fiolana, F., Yahya, M., & Elektro Uniska -Kediri Jl Sersan Suharmadji No, T. (2018). Pengolahan Citra Digital untuk Menentukan Kadar Asam Askorbat pada Buah dengan Metode Titrasi Iodimetri. *Multitek Indonesia: Jurnal Ilmiah*, 2, 1907–6223. <http://journal.umpo.ac.id/index.php/multitek>
- Fachrul Rahmadany, Zen, N. A., & Danny Kurnianto. (2023). Prototype Detection System Of Papaya Murability Using Fuzzy Logic Method Based On Color Sensor. *JOURNAL OF INFORMATICS AND TELECOMMUNICATION ENGINEERING*, 7(1), 57–70. <https://doi.org/10.31289/jite.v7i1.8712>
- Farinda, R., Gede, I., Wijaya, P. S., Bimantoro, F., Firmansyah, Z., Sulton, C., & Wijaya, S. (2018). Beef Quality Classification based on Texture and Color Features using SVM Classifier. *Article in Journal of Telematics and Informatics*, 6(3), 201–213. <https://doi.org/10.12928/jti.v6i3>
- Hardiyanto, D., & Anggun Sartika, D. (2018). *EKSTRAKSI FITUR CITRA API BERBASIS EKSTRAKSI WARNA PADA RUANG WARNA HSV dan RGB* (Vol. 16).
- Hariyanto, D. (2009). *STUDI PENENTUAN NILAI RESISTOR MENGGUNAKAN SELEKSI WARNA MODEL HSI PADA CITRA 2D*.
- Hariyanto, D. (2023). *STUDI PENENTUAN NILAI RESISTOR MENGGUNAKAN SELEKSI WARNA MODEL HSI PADA CITRA 2D*.

- Hermantoro. (2011). *Aplikasi Pengolahan Citra Digital dan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Memprediksi Kadar Bahan Organik dalam Tanah*.
- Hidayat, N., & Rahman, M. A. (2015). CARA CEPAT UNTUK MENDETEKSI KEBERADAAN WAJAH PADA CITRA YANG MEMPUNYAI BACKGROUND KOMPLEKS MENGGUNAKAN MODEL WARNA YCbCr DAN HSV. In *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK)* (Vol. 2, Issue 2).
- Jayadi, A., & Meilinda, D. (2023). KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH PEPAYA BERDASARKAN WARNA KULIT MENGGUNAKAN SENSOR WARNA TCS3200. In *Jurnal ICTEE* (Vol. 3, Issue 2). <https://doi.org/https://doi.org/10.33365/jictee.v4i1.2692>
- Khotimah, Hu., Nafi'iyah, N., & Masrurroh. (2019). *ELTI Jurnal Elektronika, Listrik dan Teknologi Informasi Terapan* (Vol. 2, Issue 1). <https://ojs.politeknikjambi.ac.id/elti>
- Kusumanto, R. D., & Tompunu, A. N. (2011). PENGOLAHAN CITRA DIGITAL UNTUK MENDETEKSI OBYEK MENGGUNAKAN PENGOLAHAN WARNA MODEL NORMALISASI RGB. In *Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan*.
- Maneno, R., Baso, B., Manek, P. G., & Fallo, K. (2023). Deteksi Tingkat Kematangan Buah Pinang Menggunakan Metode Support Vector Machine Berdasarkan Warna Dan Tekstur. *Journal of Information and Technology*, 3(2), 60–66. <https://doi.org/10.32938/jitu.v3i2.5323>
- Meiriyama. (2018). Klasifikasi Citra Buah berbasis fitur warna HSV dengan klasifikator SVM. In *Jurnal Komputer Terapan* (Vol. 4, Issue 1). <http://jurnal.pcr.ac.id>
- Muthulakshmi, A., & Renjith, P. N. (2020). Classification of durian fruits based on ripening with machine learning techniques. *Proceedings of the 3rd International Conference on Intelligent Sustainable Systems, ICISS 2020*, 542–547. <https://doi.org/10.1109/ICISS49785.2020.9316006>
- Patriot, A., Pamungkas, S., Nafi'iyah, N., & Nawafilah, N. Q. (2019). K-NN Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Manalagi Menggunakan  $L^*A^*B$  dan Fitur Statistik. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Desain Komunikasi Visual*, 4(1).
- Sihombing, P. R., & Yuliati, I. F. (2021). Penerapan Metode Machine Learning dalam Klasifikasi Risiko Kejadian Berat Badan Lahir Rendah di Indonesia. *MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, 20(2), 417–426. <https://doi.org/10.30812/matrik.v20i2.1174>
- Syarifah, A., Riadi, A. A., & Susanto, A. (2022). *Klasifikasi Tingkat Kematangan Jambu Bol Berbasis Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor*.
- Wardani, L. A., Pasek, G., Wijaya, S., & Bimantoro, F. (2022). KLASIFIKASI JENIS DAN TINGKAT KEMATANGAN BUAH PEPAYA BERDASARKAN FITUR WARNA, TEKSTUR DAN BENTUK MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE (Classification of Types and Levels of Ripeness of Papaya Fruit Based on Color, Texture and Shape Features

*Using Support Vector Machine).*

<https://doi.org/https://doi.org/10.29303/jtika.v4i1.171>

Zeng, L., Li, R. Y. M., & Li, R. (2024). Chromaticity Analysis on Ethnic Minority Color Landscape Culture in Tibetan Area: A Semantic Differential Approach. *Applied Sciences (Switzerland)*, 14(11). <https://doi.org/10.3390/app14114672>