

**ANALISIS TINGKAT KEMATANGAN BUAH ALPUKAT  
BERBASIS CITRA DENGAN SEGMENTASI WARNA  
MENGUNAKAN ALGORITMA RECURRENT  
NEURAL NETWORK (RNN)**

**SKRIPSI**

**JUMPANA SARI  
NPM 2209010095**



**UMSU**  
Unggul | Cerdas | Terpercaya

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI  
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA  
MEDAN  
2026**

**ANALISIS TINGKAT KEMATANGAN BUAH ALPUKAT BERBASIS CITRA  
DENGAN SEGMENTASI WARNA MENGGUNAKAN ALGORITMA RECURRENT  
NEURAL NETWORK (RNN)**

**SKRIPSI**

**Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana  
Komputer (S.Kom) Dalam Program Studi Sistem Informasi Pada Fakultas  
Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah  
Sumatera Utara**

**JUMPANA SARI**

**2209010095**

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI  
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA  
MEDAN  
2026**

**LEMBAR PENGESAHAN**

Judul Skripsi : ANALISIS TINGKATKEMATANGAN BUAH ALPUKAT  
BERBASIS CITRA DENGAN SEGMENTASI WARNA  
MENGUNAKAN ALGORITMAR CURRENT NEURAL  
NETWORK (RNN)

Nama Mahasiswa : JUMPANA SARI

NPM : 2209010095

Program Studi : SISTEM INFORMASI

Menyetujui  
Komisi Pembimbing



(Farid Akbar Siregar, S.Kom., M.Kom.)  
NIDN 0104049401

**Ketua Program Studi**



(Mahardika Abdi Tanjung, S.Kom., M.Kom.)  
NIDN. 0117088902



(Dr. Al Khoirizmi, S.Kom., M.Kom.)  
NIDN. 0127099201

**PERNYATAAN ORSINALITAS**

**ANALISIS TINGKAT KEMATANGAN BUAH ALPUKAT BERBASIS CITRA  
DENGAN SEGMENTASI WARNA MENGGUNAKAN ALGORITMA RECURRENT  
NEURAL NETWORK (RNN)**

**SKRIPSI**

Saya menyatakan bahwa karya tulis ini adalah hasil karya saya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing disebutkan sumbernya.

Medan, Mei 2026

Yang membuat pernyataan



JUMPANA SARI

Npm. 2209010095

**PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI  
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademika Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, saya bertanda tangan dibawah ini

Nama : Jumpana Sari  
NPM : 2209010095  
Program Studi : Sistem  
Informasi Karya Ilmiah : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif (*Non-Exclusive Royalty free Right*) atas penelitian saya yang berjudul:

**ANALISIS TINGKAT KEMATANGAN BUAH Alpukat BERBASIS CITRA  
DENGAN SEGMENTASI WARNA MENGGUNAKAN ALGORITMA  
RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN)**

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non Eksekutif ini. Universitas muhammadiyah Sumatera Utara berhak menyimpan, mengalih media, memformat, mengelola dalam bentuk database, merawat dan mempublikasikan Skripsi saya ini tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis dan sebagai pemegang dan atau sebagai pemilik hak cipta.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya.

Medan, Mei 2026

Yang membuat pernyataan

JUMPANA SARI

NPM. 2209010095

## **RIWAYAT HIDUP**

### **DATA PRIBADI**

Nana Lengkap : Jumpana Sari  
Tempat dan Tanggal Lahir : Pematang Siantar,08 Agustus  
2003  
Alamat Rumah : jalan viyata yudha perum BTN  
Telepon/Faks/HP : 0853-8119-7190  
E-mail : jumpanasari08@gmail.com  
Instansi Tempat Kerja : -  
Alamat Kantor : -

### **DATA PENDIDIKAN**

SD : SWASTA YPK TAMAT : 2014  
SMP : SMP N 4 TAMAT : 2017  
SMA : SMA N 6 TAMAT : 2020

## KATA PENGANTAR



Alhamdulillah, puji syukur kehadiran Allah SWT atas segala limpahan taufiq, rahmat hidayah, serta inayah-Nya, sehingga penulis dapat menyusun dan menyelesaikan laporan skripsi dengan judul “Analisis Tingkat Kematangan Buah Alpukat Berbasis Citra Dengan Segmentasi Warna Menggunakan Algoritma Recurrent Neural Network (RNN)”. Skripsi ini disusun untuk memenuhi syarat dalam menyelesaikan studi dan memperoleh gelar sarjana untuk program studi Sistem Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatra Utara. Dalam pelaksanaan penelitian sampai pembuatan skripsi ini, Banyak hal yang dipetik ketika menyusun laporan dan mengembangkan sistem pakar untuk tugas akhir ini. Begitu pula dengan berbagai kendala yang muncul dan memberikan manfaat dikemudian hari. Semua itu tak lepas dari peran orang-orang disekitar saya yang selalu memberikan dukungan dan motivasi dalam penyusunan laporan tugas akhir saya , Melalui kesempatan ini, penulis menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya dan penghargaan yang setinggi-tingginya kepada :

1. Bapak Prof. Dr. Akrim, M.Pd., Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (UMSU).
2. Bapak Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom. Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU.

3. Bapak Mahardika Abdi Prawira Tanjung, S.Kom., M.Kom. Ketua Program Studi Sistem Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU.
4. Bapak Farid Akbar Siregar, S.Kom., M.Kom. Selaku dosen pembimbing yang telah banyak meluangkan waktu, memberikan bimbingan, arahan, yang sangat berharga sehingga skripsi ini dapat terselesaikan
5. Teruntuk cinta pertama dan panutanku, Bapak Junaidi dan Ibu Nurhayati Tarigan, Penulis persembahkan karya sederhana ini kepada Ibu dan Bapak. Sebagai ungkapan terima kasih atas segala kasih sayang, semangat, perhatian, dukungan dan doa yang tak pernah putus, dan mengusahakan segalanya untuk anak anak perempuan satu satunya dalam menempuh pendidikan setinggitingginya sehingga penulis menyelesaikan studinya sampai mendapat gelar sarjana. Ibu adalah sumber kekuatan dan inspirasi terbesar penulis, di balik setiap keberhasilan kecil yang penulis raih, ada doa ibu yang tak pernah berhenti.
6. Kepada Abang kandung saya Diky Listanto dan Adik kandung saya Tiansyah Fudan Terima kasih atas dukungan yang diberikan kepada penulis sehingga penulis bisa menyelesaikan studinya sampai sarjana.
7. Sahabat seperjuangan dibangku perkuliahan yang menemani penulis dari maba sampai mendapat gelar Sarjana Yusi Meilanda, dan circle yang berisi 6 orang itu, Terima kasih untuk canda tawa dan tangis yang kita lewati, walaupun tidak sedarah tapi searah, yang sama-sama berlari dalam perjuangan, setiap orang ada masanya dan setiap masa ada orangnya.

8. Terima Kasih untuk sahabat yang telah ada sejak kecil Vina Depi Cintya Ginting, yang setia menemani, dan berbagi cerita dalam setiap langkah hidup penulis. Semoga persahabatan ini selalu terjaga.
9. Dan terakhir, untuk diri sendiri Jumpana Sari. Terima kasih untuk setiap langkah kecilku. Selamat merayakan kecemasan-kecemasan di tangga berikutnya, selamat berpetualang di level kehidupan selanjutnya, selamat berperang dengan pertanyaan “kapan” yang tiada ujungnya. Gelar dibelakang nama sudah sah terpampang, entah menjadi apa setelah ini, semoga hal-hal baik selalu mengahmpiri. Dalam menyelesaikan tugas akhir ini saya sebagai peneliti tentu mempunyai banyak kekurangan dan kesalahan baik disengaja maupun tidak disengaja. Maka dari itu, saya akan sangat menghargai setiap masukan dan kritik untuk membangun diri saya agar lebih baik kedepannya. Akhir kata, saya memohon maaf sebesar-besarnya dan berharap tugas akhir ini dapat berguna dan memberikan manfaat. Terimakasih

Medan, 2026  
Penyusun

Jumpana Sari  
Npm:2209010095

## ABSTRAK

### **ANALISIS TINGKAT KEMATANGAN BUAH Alpukat BERBASIS CITRA DENGAN SEGMENTASI WARNA MENGGUNAKAN ALGORITMA RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN)**

#### **Abstrak**

Penentuan tingkat kematangan buah alpukat secara manual masih sering dilakukan berdasarkan warna kulit dan tekstur buah, sehingga hasilnya cenderung subjektif dan kurang konsisten. Penelitian ini bertujuan membangun sistem klasifikasi tingkat kematangan alpukat berbasis citra menggunakan segmentasi warna dan algoritma Recurrent Neural Network (RNN). Penelitian menggunakan 500 citra alpukat Mentega yang dibagi menjadi tiga kelas, yaitu belum matang, matang, dan terlalu matang. Dataset dibagi menjadi 400 data latih dan 100 data uji. Tahapan penelitian meliputi praproses citra, segmentasi warna, ekstraksi fitur warna, dan klasifikasi menggunakan RNN. Evaluasi dilakukan menggunakan accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan alpukat dengan nilai accuracy 70,00%, precision 70,17%, recall 70,00%, dan F1-score 69,71%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode segmentasi warna dan RNN dapat digunakan untuk membantu proses penentuan kematangan alpukat secara lebih objektif dan konsisten.

***Kata Kunci: Alpukat, Klasifikasi Kematangan, Segmentasi Warna, Recurrent Neural Network (RNN).***

## ***ABSTRACT***

### **Image-Based Avocado Ripeness Classification Using RNN**

#### ***Abstract***

Determining the ripeness level of avocados is commonly carried out manually by observing the skin color and fruit texture, resulting in subjective and inconsistent assessments. This study aims to develop an image-based avocado ripeness classification system using color segmentation and the Recurrent Neural Network (RNN) algorithm. The study utilized 500 images of Butter Avocados, categorized into three ripeness classes: unripe, ripe, and overripe. The dataset was divided into 400 training images and 100 testing images. The research stages included image preprocessing, color segmentation, color feature extraction, and classification using RNN. System performance was evaluated using accuracy, precision, recall, F1-score, and confusion matrix metrics. The results showed that the proposed system achieved an accuracy of 70.00%, precision of 70.17%, recall of 70.00%, and F1-score of 69.71%. These results indicate that the combination of color segmentation and the RNN algorithm can be utilized to assist in determining avocado ripeness levels more objectively and consistently.

***Keywords: Avocado Ripeness Classification, Color Segmentation, Image Processing, Recurrent Neural Network (RNN).***

## DAFTAR ISI

<b>KATA PENGANTAR.....</b>	<b>ii</b>
<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>viii</b>
<b>DAFTAR TABEL.....</b>	<b>xiii</b>
<b>DAFTAR GAMBAR.....</b>	<b>xiv</b>
<b>BAB I.....</b>	<b>1</b>
<b>PENDAHULUAN .....</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang Masalah.....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	8
1.3 Batasan Masalah.....	8
1.4 Tujuan Penelitian.....	11
1.5 Manfaat Penelitian.....	11
<b>BAB II .....</b>	<b>13</b>
<b>LANDASAN TEORI .....</b>	<b>13</b>
2.1 Pengelolaan Citra Digital .....	13
2.2 Citra Digital dan Piksel .....	15
2.3 Ruang Warna .....	16
2.4 Segmentasi Citra.....	19
2.5 Segmentasi Warna .....	20
2.6 Ekstraksi Fitur Warna .....	22
2.7 Kecerdasan Buatan dan Deep Learning .....	23
2.8 Klasifikasi Tingkat Kematangan Alpukat Berbasis Citra.....	26

<b>BAB III.....</b>	<b>29</b>
<b>ANALISA DAN PERANCANGAN SISTEM.....</b>	<b>29</b>
3.1 Analisa Permasalahan.....	29
3.2 Perancangan Sistem.....	31
3.3.Perancangan Proses Klasifikasi Kematangan Alpukat.....	33
3.4.Perancangan Model Recurrent Neural Network (RNN) .....	36
3.5.Perancangan Pengujian dan Evaluasi Sistem .....	37
3.6.Metode Pengembangan Sistem .....	40
3.6.1 Analisis Kebutuhan Sistem.....	41
3.6.2 Perancangan Sistem.....	41
3.6.3 Implementasi Sistem .....	42
3.6.4 Pengujian Sistem .....	42
3.6.5 Implementasi dan Evaluasi Sistem.....	43
3.6.7 Perancangan Antarmuka Sistem (Wireframe Interface).....	44
<b>BAB IV.....</b>	<b>47</b>
<b>HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>47</b>
4.1 Hasil Implementasi Sistem.....	47
4.1.1 Proses Pelatihan Model RNN.....	47
4.1.2 Dataset Penelitian.....	48
4.1.3 Proses Ekstraksi Fitur dengan Python.....	50
4.1.4 Segmentasi Warna HSV .....	51
4.1.5 Ekstraksi Fitur Warna .....	52
4.1.6 Arsitektur Model RNN.....	53
4.1.7 Ekspor Bobot Model ke Format JSON .....	54

4.2 Hasil Implementasi Antarmuka Sistem .....	54
4.2.1 Halaman Login .....	54
4.2.2 Halaman Dashboard .....	55
4.2.3 Halaman Analisis Kematangan .....	56
4.2.4 Tampilan Hasil Analisis .....	59
4.2.5 Halaman Riwayat Analisis .....	60
4.2.6 Fitur Ekspor Laporan PDF .....	61
4.3 Hasil Evaluasi Model RNN .....	63
4.4 Pengujian Black Box Testing .....	65
4.5 Pembahasan .....	68
<b>BAB V .....</b>	<b>71</b>
<b>KESIMPULAN DAN SARAN .....</b>	<b>71</b>
5.1 Kesimpulan .....	71
5.2 Saran .....	72
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>74</b>

## DAFTAR TABEL

Table 3.1 Table Perancangan Dataset dan Pembagian Data.....	32
Table 3.3 Table Data Summary .....	35
Table 4.1 Distribusi Dataset Penelitian (n=500 citra) .....	48
Table 4.2 Komposisi Fitur Input Model RNN.....	52
Table 4.3 Arsitektur Model RNN .....	53
Table 4.4 Metrik Evaluasi Model RNN pada Data Uji (n=100) .....	63
Table 4.5 Hasil Pengujian Black Box Testing Sistem AvoRNN .....	65
Table 4.6 riwayat analisis kematangan alpukat.....	68

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Alur Ekstraksi Fitur Citra Alpukat.....	23
Gambar 3.1 Flowchart Sistem.....	31
Gambar 3.2 Perancangan Proses Klasifikasi Kematangan Alpukat.....	35
Gambar 3.3 Perancangan Model Recurrent Neural Network (RNN) .....	37
Gambar 3.4 Menu Login .....	38
Gambar 3.5 Menu Dashboard .....	39
Gambar 3.6 Diagram Waterfall .....	43
Gambar 3.7 Weiframe Interface .....	46
Gambar 4.1 Segmentasi Warna Alpukat Belum Matang.....	49
Gambar 4.2 Segmentasi Warna Alpukat Matang .....	49
Gambar 4.3 Segmentasi Warna Alpukat Terlalu Matang .....	49
Gambar 4.4 Tampilan Halaman Login Sistem AvoRNN .....	55
Gambar 4.5 Tampilan Halaman Dashboard Utama.....	56
Gambar 4.6 Tampilan Zona Unggah Gambar pada Halaman Analisis .....	57
Gambar 4.7 Animasi Deteksi OpenCV.js dan Hasil Bounding Box Alpukat.....	58
Gambar 4.8 Tampilan Progress Bar Multi-Step Saat Proses Analisis Berlangsung	59
Gambar 4.9 Tampilan Hasil Analisis Tingkat Kematangan Alpukat .....	60
Gambar 4.10 Tampilan Halaman Riwayat Analisis .....	61
Gambar 4.11 Contoh Laporan PDF yang Dihasilkan Sistem.....	62
Gambar 4.12 Grafik Akurasi dan Loss selama Proses Pelatihan Model.....	64
Gambar 4.13 Confusion Matrix Hasil Evaluasi Model RNN .....	64

# **BAB I PENDAHULUAN**

## **1.1 Latar Belakang Masalah**

Buah alpukat merupakan komoditas yang memiliki nilai ekonomi dan Konsumsi yang tinggi, namun kualitasnya sangat ditentukan oleh tingkat Kematangan saat dipasarkan dan dikonsumsi. Dalam rantai pasok buah, proses Penentuan tingkat kematangan masih sering dilakukan secara manual oleh Pedagang atau konsumen, misalnya dengan melihat warna kulit, meraba tekstur, atau menekan buah. Padahal, penilaian manual bersifat subjektif, memerlukan Pengalaman, serta berpotensi tidak konsisten antar penilai. Hal ini sejalan dengan temuan Rizzo dkk. (2023) dalam artikel Fruit ripeness classification a Survey yang menegaskan bahwa klasifikasi kematangan buah secara manual cenderung memakan tenaga, rawan kesalahan, dan mendorong kebutuhan otomasi berbasis teknologi.

Permasalahan lain yang muncul adalah kerugian akibat buah yang dinilai Tidak tepat kematangannya. Alpukat yang diperlakukan dengan cara ditekan Untuk mengecek kematangan juga dapat mengalami memar/kerusakan fisik Sehingga menurunkan mutu dan nilai jual. Hal ini diperkuat oleh penelitian Luge (2025) pada Jurnal IPTEK ITATS yang menyebutkan bahwa kebiasaan “menekan alpukat” untuk mengetahui kematangan dapat menyebabkan Kerusakan fisik (bruising) dan memicu kerugian bagi penjual maupun pembeli, Sehingga pendekatan non-destruktif berbasis citra menjadi alternatif yang Relevan. Sejalan dengan perkembangan teknologi, pendekatan pengolahan citra Digital banyak digunakan untuk mengidentifikasi kematangan buah secara Otomatis dengan

memanfaatkan ciri visual seperti warna kulit. Dalam survei Rizzo dkk. (2023) juga dijelaskan bahwa perubahan warna selama pematangan Buah berkaitan dengan perubahan pigmen (misalnya degradasi klorofil dan Peningkatan pigmen lain), sehingga fitur visual terutama warna sering menjadi Indikator penting dalam sistem klasifikasi kematangan.

Namun, analisis kematangan berbasis warna pada citra memiliki tantangan, Misalnya perbedaan pencahayaan, bayangan, pantulan, serta latar belakang yang Beragam pada saat pengambilan gambar. Karena itu, dibutuhkan tahap Segmentasi untuk memisahkan objek alpukat dari background agar ekstraksi fitur Warna lebih akurat. Contoh pemanfaatan segmentasi warna ditunjukkan oleh Areni dkk. (2019) pada penelitian Klasifikasi Kematangan Stroberi Berbasis Segmentasi Warna, yang menggunakan segmentasi ruang warna HSV sebelum Klasifikasi tingkat kematangan. Ini menunjukkan bahwa segmentasi warna dapat Menjadi langkah penting untuk meningkatkan keterukuran fitur warna dari objek Buah. Penelitian terkait juga menegaskan bahwa pemilihan ruang warna dapat Memengaruhi hasil klasifikasi. Studi Fruit Ripeness Based on RGB, HSV, HSL, Lab Color Feature Using SVM (2019/2020 publikasi) menunjukkan Pemanfaatan fitur warna dari beberapa ruang warna untuk klasifikasi Kematangan, yang menguatkan bahwa warna adalah fitur utama yang umum Dipakai dalam tugas ini.

Khusus pada alpukat, penelitian-penelitian terbaru telah mencoba Pendekatan deep learning berbasis citra. Misalnya, Wibowo & Mulyanto (2024). Meneliti Classification of Avocado Ripeness Levels Using CNN Method dengan Tiga kelas (belum matang, matang, terlalu matang) dan melaporkan bahwa CNN Mampu melakukan klasifikasi dengan akurasi yang baik. Selain itu, Luge

(2025) Mengembangkan aplikasi berbasis Android untuk mendeteksi kematangan Alpukat berdasarkan warna kulit dengan tujuan menghindari kerusakan fisik pada Buah. Bahkan, studi Nuanmeesri (2025) di Scientific Reports menyoroti Pengembangan model deep learning yang mempertimbangkan efisiensi untuk Perangkat dengan sumber daya terbatas dalam klasifikasi kematangan alpukat.

Selain masalah subjektivitas, cara manual seperti menekan alpukat untuk Mengecek kematangan juga dapat menimbulkan dampak fisik pada buah. Alpukat memiliki karakter kulit dan daging buah yang sensitif terhadap tekanan, Tindakan meremas atau menekan secara berulang dapat menimbulkan memar (bruising) yang mungkin tidak langsung terlihat, tetapi akan mempercepat penurunan kualitas pada bagian dalam buah. Kondisi ini menyebabkan Penurunan mutu, meningkatkan risiko pembusukan, dan pada akhirnya Menimbulkan kerugian bagi penjual maupun pembeli. Penjelasan yang sangat Relevan disampaikan oleh Luge (2025) dalam artikel Jurnal IPTEK ITATS, Bahwa aktivitas meremas alpukat untuk mengetahui kematangannya dapat Menyebabkan memar, menurunkan mutu buah, dan menjadi sumber kerugian, Sehingga dibutuhkan alternatif penentuan kematangan yang tidak merusak (nondestruktif).

Melihat permasalahan tersebut, pendekatan non-destruktif berbasis Teknologi menjadi penting untuk dikembangkan. Salah satu pendekatan yang Semakin banyak diterapkan adalah pengolahan citra digital (digital image Processing), yang memanfaatkan informasi visual dari permukaan buah untuk Memprediksi tingkat kematangan. Secara umum, proses pematangan pada Banyak buah memunculkan perubahan visual tertentu, terutama pada aspek Warna kulit akibat perubahan pigmen. Karena itu, warna menjadi salah satu Indikator yang

sering digunakan untuk membangun sistem klasifikasi Kematangan berbasis citra. Rizzo dkk. (2023) menekankan bahwa pada banyak Penelitian kematangan buah, fitur visual terutama warna sering menjadi dasar Karena mudah diperoleh, dapat diukur, dan relatif intuitif dalam memetakan Perubahan pematangan.

Walaupun demikian, pemanfaatan warna sebagai indikator kematangan Tidak selalu mudah. Dalam pengambilan citra, warna yang tertangkap kamera Dapat berubah akibat berbagai faktor, seperti intensitas cahaya, arah Pencahayaan, bayangan, pantulan, kualitas kamera, serta warna latar belakang (background). Dua alpukat dengan tingkat kematangan yang sama dapat tampak Berbeda jika diambil pada kondisi pencahayaan yang berbeda. Sebaliknya, Alpukat dengan tingkat kematangan berbeda dapat tampak mirip jika cahaya Terlalu redup atau terlalu terang. Masalah ini menunjukkan bahwa membangun Sistem klasifikasi kematangan berbasis warna membutuhkan tahapan praproses Dan pengendalian kualitas data yang memadai agar informasi warna yang Digunakan benar-benar merepresentasikan kondisi objek.

Salah satu tahapan yang dianggap penting untuk mengurangi pengaruh gangguan latar belakang dan memastikan fokus analisis berada pada objek buah adalah segmentasi. Segmentasi bertujuan memisahkan area objek (alpukat) dari area non-objek (background), sehingga fitur yang diekstraksi berasal dari bagian kulit alpukat, bukan tercampur dengan warna meja, dinding, tangan, atau objek lain di sekitar. Penggunaan segmentasi, terutama segmentasi warna, telah banyak diterapkan pada kasus klasifikasi kematangan buah. Sebagai contoh, penelitian Areni dkk. (2019) tentang klasifikasi kematangan stroberi berbasis segmentasi warna menunjukkan bahwa segmentasi pada ruang warna tertentu (misalnya

HSV) membantu proses pemisahan objek buah dari background sebelum tahap klasifikasi. Temuan semacam ini memberi indikasi bahwa segmentasi warna dapat menjadi langkah krusial untuk meningkatkan ketepatan fitur warna yang diekstraksi dari citra.

Selain segmentasi, pemilihan ruang warna (color space) juga memiliki pengaruh pada kualitas fitur warna. Warna pada citra digital awalnya umumnya direpresentasikan dalam ruang warna RGB, namun dalam beberapa kondisi, ruang warna lain seperti HSV atau Lab dapat lebih stabil untuk memisahkan pengaruh pencahayaan dari komponen warna. Sejumlah studi menunjukkan bahwa ekstraksi fitur warna dari berbagai ruang warna dapat menjadi dasar yang kuat untuk klasifikasi kematangan. Misalnya, penelitian *Fruit Ripeness Based on RGB, HSV, HSL, Lab Color Feature Using SVM* menekankan pemanfaatan fitur warna dari beberapa ruang warna sebagai representasi kematangan. Hal ini menunjukkan bahwa studi kematangan berbasis citra tidak hanya bergantung pada “warna terlihat”, tetapi juga pada bagaimana warna direpresentasikan dan diekstraksi secara komputasional.

Selain CNN, penelitian yang lebih baru juga mulai memperhatikan aspek efisiensi model dan penerapan pada perangkat dengan sumber daya terbatas. Hal ini penting karena solusi yang baik secara akademik belum tentu mudah diterapkan pada kondisi nyata apabila model terlalu berat atau membutuhkan komputasi tinggi. Penelitian Nuanmeesri (2025) dalam *Scientific Reports* membahas model deep learning untuk klasifikasi kematangan alpukat yang mempertimbangkan implementasi pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya, sekaligus menegaskan bahwa citra berwarna (yang menonjolkan warna

Kulit) dapat membantu meningkatkan efisiensi klasifikasi kematangan. Ini menguatkan bahwa pendekatan yang memanfaatkan informasi warna kulit alpukat tetap relevan, namun perlu dirancang agar dapat bekerja efisien dan Robust.

Di sisi lain, walaupun deep learning seperti CNN banyak menghasilkan Performa yang tinggi, pendekatan ini tidak selalu menjadi satu-satunya pilihan, terutama ketika peneliti ingin mengkaji keterkaitan fitur tertentu secara lebih terkontrol, atau ketika dataset yang tersedia terbatas dan memerlukan strategi representasi fitur yang lebih ringkas. Dalam penelitian ini, data yang digunakan dibatasi pada 500 citra alpukat, sehingga perlu strategi pemodelan yang tepat agar mampu belajar dari data secara efektif. Penggunaan segmentasi warna dan ekstraksi fitur warna yang terukur dapat membantu memfokuskan informasi utama (warna kulit) sekaligus mengurangi noise. Dengan demikian, model tidak hanya “menghafal” pola latar belakang, tetapi benar-benar mempelajari ciri yang relevan dengan kematangan.

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini mengusulkan analisis tingkat kematangan alpukat berbasis citra dengan penekanan pada segmentasi warna sebagai tahapan penting untuk memperoleh area kulit alpukat secara lebih bersih, kemudian memanfaatkan Recurrent Neural Network (RNN) sebagai algoritma klasifikasi. Secara umum, RNN dikenal mampu mempelajari pola pada data yang disusun sebagai urutan (sequence). Dalam konteks pengolahan citra, RNN dapat diterapkan ketika representasi fitur dibentuk menjadi rangkaian nilai, misalnya deret statistik warna, histogram yang diperlakukan sebagai urutan Bin, atau rangkaian fitur dari bagian-bagian tertentu pada objek setelah segmentasi. Dengan

pendekatan ini, model diharapkan mampu menangkap pola perubahan distribusi warna yang berkaitan dengan tingkat kematangan secara lebih adaptif.

Pemilihan RNN pada penelitian ini juga dapat dilihat sebagai upaya untuk mengeksplorasi alternatif model selain CNN yang telah banyak digunakan pada kasus kematangan alpukat. Studi Wibowo & Mulyanto (2024) dan Luge (2025) menunjukkan bahwa klasifikasi kematangan alpukat berbasis citra telah banyak diteliti menggunakan CNN. Namun, penelitian ini menempatkan fokus pada penguatan proses segmentasi warna dan representasi fitur warna sebagai dasar klasifikasi, lalu menguji sejauh mana RNN mampu memodelkan pola fitur tersebut pada dataset 500 citra. Dengan demikian, kontribusi penelitian tidak hanya pada hasil akurasi, tetapi juga pada rancangan pipeline yang menekankan segmentasi dan keterukuran fitur warna.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini mengangkat topik Analisis Tingkat kematangan Buah Alpukat Berbasis Citra dengan tahapan segmentasi warna untuk memfokuskan objek dan menstabilkan fitur warna yang diambil. Selanjutnya, penelitian ini menggunakan Recurrent Neural Network (RNN) sebagai metode klasifikasi untuk mempelajari pola dari fitur yang dibentuk dari citra. Dengan demikian, penelitian diharapkan dapat menghasilkan sistem penentuan kematangan alpukat yang lebih objektif, konsisten, dan nondestruktif, serta dapat membantu mengurangi kesalahan penilaian dan potensi kerugian pada rantai pasok alpukat. Recurrent Neural Network (RNN) untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan secara akurat. Selain itu, permasalahan juga mencakup bagaimana mengevaluasi kinerja metode yang diusulkan menggunakan metrik yang tepat dan menilai ketahanannya terhadap variasi kondisi pengambilan

gambar (pencahayaan, bayangan, dan latar belakang), serta membandingkan hasilnya dengan pendekatan klasifikasi kematangan alpukat berbasis deep learning yang telah diteliti sebelumnya (misalnya CNN pada Wibowo & Mulyanto, 2024).

## **1.2 Rumusan Masalah**

Rumusan masalah dalam penelitian ini berangkat dari kenyataan bahwa penentuan tingkat kematangan alpukat secara manual masih sering subjektif dan berisiko menurunkan mutu buah, sehingga diperlukan pendekatan non-destruktif berbasis citra sebagaimana ditegaskan dalam survei klasifikasi kematangan buah (Rizzo dkk., 2023) serta kajian kematangan alpukat yang menyoroti dampak pemeriksaan manual pada kualitas buah (Luge, 2025). Dengan demikian, penelitian ini memusatkan masalah pada bagaimana merancang sistem analisis kematangan alpukat berbasis citra yang mampu memisahkan objek alpukat dari latar melalui segmentasi warna, menentukan ruang warna dan fitur yang paling representatif terhadap perubahan kematangan, serta menerapkan algoritma

## **1.3 Batasan Masalah**

Agar pembahasan dari penelitian ini lebih terarah dan tidak menyimpang dari tujuan yang telah ditetapkan, maka batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Objek penelitian dibatasi hanya pada buah alpukat utuh (tampak luar/kulit) dan tidak mencakup buah lain.
2. Jenis alpukat yang digunakan dalam penelitian ini dibatasi pada alpukat Mentega, karena jenis ini umum dijumpai di pasaran dan memiliki

arakteristik perubahan warna kulit yang relatif jelas pada tiap tingkat kematangan.

3. Alpukat yang digunakan merupakan milik peneliti, yang diperoleh dari pembelian langsung di pasar/toko buah setempat, sehingga penelitian ini tidak melibatkan kepemilikan pihak lain dan tidak menimbulkan permasalahan etika kepemilikan objek penelitian.
4. Dataset yang digunakan berjumlah 500 citra alpukat (format JPG/PNG) yang dikumpulkan/diseleksi oleh peneliti sebagai data penelitian.
5. Pembagian data pada penelitian ini dibatasi menggunakan dataset 500 citra tersebut menjadi data latih dan data uji (serta data validasi bila diperlukan), sehingga hasil model sangat bergantung pada karakteristik 500 citra yang digunakan.
6. Kelas kematangan dibatasi menjadi 3 kategori, yaitu belum matang, matang, dan terlalu matang.
7. Label kematangan pada dataset ditentukan berdasarkan pengamatan visual (warna/penampakan kulit) dan/atau acuan praktis yang digunakan peneliti saat pengumpulan data penelitian ini tidak melakukan uji laboratorium (misalnya kadar gula, kekerasan buah dengan alat, atau kandungan kimia) untuk menentukan kematangan.
8. Citra yang digunakan dibatasi pada alpukat yang terlihat jelas di dalam frame, citra yang terlalu blur, terlalu gelap/terlalu terang ekstrem, atau objek alpukat tertutup sebagian tidak menjadi fokus utama (atau dikeluarkan saat seleksi data).

9. Kondisi pengambilan gambar dibatasi pada skenario yang realistis dan terkontrol ringan: alpukat difoto pada jarak relatif dekat (misalnya sekitar 30-60 cm), dengan sudut pengambilan umum (depan/samping), menggunakan kamera
10. smartphone/kamera digital, serta pencahayaan ruangan atau cahaya alami yang wajar. Kondisi pencahayaan ekstrem dan latar yang sangat ramai tidak menjadi fokus.
11. Praproses dibatasi pada tahapan dasar seperti resize, normalisasi (jika Diperlukan), dan peningkatan kualitas ringan; penelitian ini tidak membahas teknik perbaikan citra kompleks di luar kebutuhan sistem.
12. Segmentasi dibatasi hanya pada segmentasi warna untuk memisahkan objek Alpukat dari background segmentasi berbasis metode lain (misalnya instance segmentation khusus seperti Mask R-CNN) tidak dibahas.
13. Fitur yang digunakan dibatasi pada fitur warna hasil citra setelah segmentasi (misalnya statistik kanal warna atau histogram warna). Fitur tekstur dan bentuk kompleks tidak menjadi fokus utama kecuali sebagai tambahan pendukung.
14. Model klasifikasi dibatasi menggunakan Recurrent Neural Network (RNN) sebagai metode utama. Penelitian ini tidak berfokus pada optimasi berbagai Arsitektur lain (CNN, LSTM/GRU, Transformer), kecuali jika digunakan sebagai pembanding singkat.
15. Evaluasi sistem dibatasi pada metrik performa klasifikasi seperti akurasi, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix pada dataset 500 citra.

Penelitian tidak melakukan uji implementasi industri skala besar atau uji Lintas perangkat secara luas.

16. Keluaran penelitian dibatasi pada prediksi kelas kematangan (belum matang/matang/terlalu matang), tidak sampai pada prediksi umur simpan (shelf-life), rekomendasi penyimpanan, atau penentuan harga jual.

#### **1.4 Tujuan Penelitian**

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah :

1. Merancang dan membangun sistem analisis tingkat kematangan buah alpukat Berbasis citra menggunakan dataset 500 citra.
2. Menerapkan segmentasi warna untuk memisahkan objek alpukat dari latar Belakang agar area analisis fokus pada kulit alpukat.
3. Melakukan ekstraksi fitur warna dari citra hasil segmentasi sebagai representasi karakteristik tingkat kematangan alpukat.
4. Menerapkan algoritma Recurrent Neural Network (RNN) untuk mengklasifikasikan kematangan alpukat ke dalam 3 kelas (belum matang, matang, terlalu matang).
5. Menguji dan mengevaluasi performa sistem menggunakan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, serta confusion matrix pada dataset penelitian.

#### **1.5 Manfaat Penelitian**

Deangan adanya penelitian ini diharapkan dapat memeberikan manfaat sebagai berikut :

1. **Manfaat untuk Pelaku UMKM/Industri Olahan** : Membantu UMKM/industri olahan alpukat dalam memilih bahan baku dengan

kematangan yang tepat sehingga kualitas produk lebih stabil (misalnya jus, smoothies, salad, atau dessert) dan mengurangi bahan yang terbuang.

2. **Manfaat Praktis untuk Petani dan Pedagang** :Membantu petani/pedagang dalam menentukan tingkat kematangan alpukat secara lebih objektif dan konsisten, sehingga dapat mengurangi kesalahan sortir, meningkatkan kualitas buah yang dijual, dan menekan kerugian akibat buah terlalu matang atau cepat rusak.
3. **Manfaat bagi Peneliti Selanjutnya** : Menjadi acuan atau baseline untuk penelitian lanjutan terkait klasifikasi kematangan buah, pengembangan metode yang lebih robust terhadap pencahayaan, atau integrasi sistem ke Aplikasi (mobile/web) maupun perangkat sortir otomatis.

## **BAB II**

### **LANDASAN TEORI**

#### **2.1 Pengelolaan Citra Digital**

Pengolahan citra digital adalah proses mengolah gambar dalam bentuk data digital menggunakan komputer untuk memperoleh informasi tertentu atau meningkatkan kualitas citra. Citra digital pada dasarnya tersusun dari kumpulan piksel (picture element) yang masing-masing menyimpan nilai intensitas atau nilai warna. Dengan memanfaatkan nilai piksel tersebut, komputer dapat melakukan berbagai operasi seperti perbaikan kualitas gambar, pemisahan objek, pengambilan ciri (fitur), hingga pengenalan pola untuk klasifikasi.

Dalam proposal ini, pengolahan citra digital digunakan untuk menganalisis tingkat kematangan buah alpukat berdasarkan perubahan visual pada kulit alpukat, terutama perubahan warna. Proses ini penting karena penilaian kematangan secara manual cenderung subjektif dan tidak konsisten, sedangkan sistem berbasis citra dapat membantu menghasilkan penilaian yang lebih terukur. Pengolahan citra digital dalam penelitian klasifikasi kematangan alpukat umumnya melewati beberapa tahap berikut :

1. Akuisisi Citra (Image Acquisition) : Akuisisi citra adalah proses pengambilan Gambar alpukat menggunakan perangkat kamera (misalnya kamera Smartphone). Pada tahap ini, citra dikumpulkan untuk membentuk dataset penelitian. Dalam penelitian ini dataset direncanakan sebanyak 500 citra yang mencakup tiga kategori kematangan (belum matang, matang, terlalu matang). Keberhasilan sistem sangat dipengaruhi oleh kualitas dataset, sehingga pengambilan gambar perlu

memperhatikan pencahayaan, jarak, sudut pengambilan, dan kejelasan objek.

2. Praproses (Preprocessing) : Praproses dilakukan untuk menyiapkan citra agar lebih mudah diproses pada tahap berikutnya, Resize menyamakan ukuran citra (misalnya  $224 \times 224$  atau  $256 \times 256$ ) agar proses komputasi konsisten dan efisien, Normalisasi menyetarakan rentang nilai piksel (misalnya 0–255 menjadi 0–1) agar model lebih stabil saat pelatihan, Filtering mengurangi noise menggunakan filter median/gaussian jika citra memiliki banyak gangguan, Peningkatan kontras memperjelas perbedaan objek dan latar, Tterutama bila pencahayaan kurang merata.
3. Segmentasi (Segmentation) : Segmentasi adalah proses memisahkan objek alpukat dari latar belakang (background). Segmentasi penting karena penelitian ini hanya menganalisis area kulit alpukat, sehingga fitur yang diambil tidak tercampur dengan warna latar seperti meja, dinding, atau benda lain. Pada penelitian ini digunakan segmentasi warna, yaitu pemisahan objek berdasarkan perbedaan nilai warna. Biasanya citra dikonversi ke ruang warna seperti HSV agar pemisahan warna lebih mudah, kemudian dilakukan thresholding untuk membentuk mask objek alpukat.
4. Ekstraksi Fitur (Feature Extraction) : Ekstraksi fitur adalah proses mengambil karakteristik penting dari citra yang dapat digunakan sebagai input model klasifikasi. Karena penelitian ini berbasis warna.
5. Klasifikasi : Klasifikasi adalah tahap penentuan kelas kematangan alpukat berdasarkan fitur yang telah diambil. Pada penelitian ini

digunakan Recurrent Neural Network (RNN). RNN biasanya digunakan untuk data berurutan (sequence), sehingga fitur warna dapat disusun menjadi urutan (misalnya deret nilai histogram, atau vektor fitur yang diperlakukan sebagai sequence) dan dipelajari polanya oleh RNN untuk membedakan kelas kematangan.

Pengolahan citra digital relevan dalam penelitian kematangan alpukat Karena :

1. Alpukat mengalami perubahan visual (terutama warna kulit) seiring proses pematangan.
2. Metode berbasis citra bersifat non-destruktif, artinya tidak merusak buah seperti metode menekan/meraba.
3. Sistem dapat dibuat lebih konsisten dan objektif dibanding penilaian manual.

Dengan tahapan pengolahan citra digital tersebut, penelitian ini diharapkan mampu membangun sistem klasifikasi kematangan alpukat berbasis citra yang lebih terukur dan dapat diuji kinerjanya menggunakan dataset 500 citra.

## **2.2 Citra Digital dan Piksel**

Citra digital adalah gambar yang direpresentasikan dalam bentuk data numerik sehingga dapat diproses oleh komputer. Berbeda dengan citra analog (misalnya foto cetak), citra digital tersimpan sebagai kumpulan nilai angka yang membentuk pola visual. Secara matematis, citra digital dapat dipandang sebagai matriks/array berukuran  $M \times N \times N$  (baris  $\times$  kolom), di mana setiap elemen matriksnya adalah nilai piksel. Dalam penelitian kamu, citra digital yang digunakan adalah citra alpukat (format seperti JPG/PNG) yang nantinya diproses

untuk mengambil informasi visual (terutama warna kulit) guna menentukan tingkat kematangan.

Piksel adalah unit terkecil penyusun citra digital. Setiap piksel menyimpan informasi nilai intensitas (untuk grayscale) atau nilai warna (untuk citra berwarna). Saat kamu “zoom” sebuah gambar sampai pecah kotak-kotak, kotak kecil itu adalah piksel. Iksel memiliki posisi koordinat (x, y) :

X menunjukkan posisi kolom

Y menunjukkan posisi baris

Artinya, satu gambar bukan satu “objek utuh”, tapi kumpulan ribuan hingga jutaan piksel yang disusun membentuk gambar. Citra grayscale hanya memiliki 1 kanal, yaitu intensitas cahaya. Umumnya nilai piksel berada pada rentang :

0 = hitam

255 = putih

Sistem klasifikasi kematangan bekerja dengan membaca nilai piksel pada kulit alpukat. Segmentasi warna memisahkan piksel yang termasuk objek alpukat dan piksel latar belakang. Fitur warna (misalnya mean, standar deviasi, histogram) dihitung dari nilai piksel pada area objek alpukat. Hasil fitur tersebut menjadi input model RNN untuk menentukan kelas kematangan.

### **2.3 Ruang Warna**

Ruang warna (color space) adalah cara merepresentasikan warna secara matematis dalam bentuk nilai numerik sehingga dapat diproses oleh komputer. Dalam citra digital, warna tidak hanya dipahami sebagai “merah, hijau, biru” secara visual, tetapi dinyatakan sebagai kombinasi angka pada kanal tertentu.

Pemilihan ruang warna menjadi penting dalam penelitian ini karena proses segmentasi warna dan ekstraksi fitur warna sangat dipengaruhi oleh bagaimana warna direpresentasikan. Ruang warna yang tepat dapat membantu memisahkan objek alpukat dari latar belakang serta menghasilkan fitur yang lebih stabil ketika terjadi variasi pencahayaan.

Ruang warna yang paling umum digunakan adalah RGB (Red, Green, Blue). Pada ruang warna ini, setiap piksel direpresentasikan oleh tiga nilai kanal, yaitu merah, hijau, dan biru dengan rentang nilai tertentu (umumnya 0–255). RGB merupakan format standar pada kamera dan layar, sehingga sebagian besar citra digital awalnya tersimpan dalam bentuk RGB. Namun, kelemahan RGB demikian, segmentasi warna dalam HSV dapat menghasilkan pemisahan objek yang lebih stabil dibanding RGB pada kondisi pencahayaan yang bervariasi.

Ruang warna lain yang juga sering digunakan adalah Lab ( $L^*a^*b^*$ ). Ruang lab memisahkan informasi luminansi ( $L^*$ ) dan dua komponen warna ( $a^*$  dan  $B^*$ ). Komponen  $L^*$  menunjukkan tingkat kecerahan, sedangkan  $a^*$  merepresentasikan spektrum hijau–merah dan  $b^*$  merepresentasikan spektrum biru–kuning. Kelebihan ruang Lab adalah representasinya relatif mendekati cara Manusia membedakan warna, dan pemisahan luminansi dari komponen warna membuat Lab cukup efektif untuk analisis warna ketika terdapat variasi Pencahayaan. Dalam beberapa penelitian klasifikasi kematangan buah, Lab digunakan untuk memperkuat fitur warna karena perubahan kematangan dapat tampak pada pergeseran nilai  $a$  atau  $b$ .

Dalam penelitian ini, ruang warna digunakan pada dua tahap utama. Pertama, ruang warna digunakan dalam segmentasi warna untuk memisahkan

objek alpukat dari latar belakang. Kedua, ruang warna digunakan untuk ekstraksi fitur warna, misalnya dengan mengambil nilai rata-rata, sebaran, atau distribusi warna pada kanal tertentu. Dengan memanfaatkan ruang warna yang sesuai, penelitian diharapkan dapat memperoleh representasi warna kulit alpukat yang lebih akurat dan konsisten, sehingga dapat meningkatkan performa klasifikasi tingkat kematangan menggunakan metode Recurrent Neural Network (RNN) adalah cukup sensitif terhadap perubahan intensitas cahaya. Perbedaan pencahayaan dapat menyebabkan nilai R, G, dan B berubah meskipun warna asli objek relatif sama. Hal ini dapat memengaruhi proses segmentasi jika hanya mengandalkan RGB secara langsung, terutama ketika latar belakang memiliki warna yang mendekati warna kulit alpukat atau ketika terdapat bayangan dan pantulan cahaya.

Selain RGB, ruang warna yang sering digunakan untuk segmentasi adalah HSV (Hue, Saturation, Value). HSV memisahkan komponen warna utama (Hue) dari tingkat kejenuhan warna (Saturation) dan tingkat kecerahan (Value). Karena pemisahan ini, HSV sering dianggap lebih mudah digunakan untuk segmentasi berbasis warna. Pada ruang HSV, Hue merepresentasikan jenis warna (misalnya hijau, kuning, dan sebagainya), sedangkan Value merepresentasikan terangnya warna. Dalam penelitian kematangan alpukat, HSV bermanfaat karena perubahan warna kulit alpukat dapat lebih mudah dibedakan melalui Hue, sementara efek pencahayaan cenderung lebih dominan pada Value.

## 2.4 Segmentasi Citra

Segmentasi citra adalah proses membagi citra menjadi beberapa bagian (region) atau memisahkan objek utama dari latar belakang sehingga area yang dianalisis benar-benar fokus pada objek yang diinginkan. Dalam pengolahan citra, segmentasi merupakan tahap penting karena kualitas segmentasi sangat memengaruhi tahap berikutnya seperti ekstraksi fitur dan klasifikasi. Jika segmentasi tidak tepat (misalnya sebagian latar ikut terbaca sebagai objek atau sebagian objek justru hilang), maka fitur yang diambil menjadi tidak representatif dan hasil klasifikasi dapat menurun.

Pada penelitian ini, segmentasi citra digunakan untuk memisahkan buah alpukat dari background (misalnya meja, kain, dinding, atau objek lain) pada citra digital. Segmentasi diperlukan karena penelitian berfokus pada analisis warna kulit alpukat sebagai indikator kematangan. Tanpa segmentasi, nilai warna yang diekstraksi dapat tercampur dengan warna latar belakang, sehingga informasi warna kulit alpukat menjadi bias dan mengganggu proses pembelajaran model. Secara umum, segmentasi citra dapat dilakukan dengan berbagai pendekatan, antara lain thresholding, deteksi tepi, clustering, region growing, serta pendekatan berbasis deep learning. Pemilihan metode segmentasi biasanya disesuaikan dengan karakter data dan tujuan penelitian. Dalam konteks penelitian kematangan buah yang memanfaatkan perubahan warna kulit, pendekatan segmentasi yang paling relevan adalah segmentasi berbasis warna, karena objek dapat dibedakan dari latar dengan karakteristik warna tertentu.

Proses segmentasi pada penelitian ini secara garis besar dapat melibatkan beberapa langkah. Pertama, citra yang masih dalam format RGB dapat

dikonversi ke ruang warna yang lebih sesuai untuk pemisahan warna, misalnya HSV atau Lab, agar perbedaan antara objek dan latar lebih mudah dikenali. Kedua, dilakukan penentuan batas nilai (threshold) pada kanal tertentu sehingga terbentuk citra biner (mask) yang menandai area alpukat sebagai objek dan area selainnya sebagai latar. Ketiga, mask tersebut dapat diperbaiki menggunakan operasi morfologi seperti erosi dan dilasi untuk mengurangi noise, menutup lubang kecil, dan merapikan tepi objek. Hasil akhirnya adalah area alpukat yang tersegmentasi dengan baik, kemudian digunakan sebagai dasar untuk ekstraksi fitur warna.

Dengan adanya segmentasi citra, penelitian ini diharapkan mampu memperoleh area kulit alpukat secara lebih bersih dan fokus, sehingga fitur warna yang diambil benar-benar berasal dari objek alpukat. Hal ini akan mendukung peningkatan akurasi dalam proses klasifikasi tingkat kematangan alpukat menggunakan algoritma Recurrent Neural Network (RNN).

## **2.5 Segmentasi Warna**

Segmentasi warna adalah teknik segmentasi citra yang memisahkan objek dari latar belakang berdasarkan perbedaan nilai warna. Pada citra berwarna, setiap piksel memiliki nilai warna tertentu, sehingga objek dapat dibedakan dari background jika memiliki karakteristik warna yang cukup berbeda. Segmentasi warna banyak digunakan dalam pengolahan citra karena konsepnya sederhana, prosesnya cepat, dan efektif untuk kasus-kasus yang objeknya memiliki ciri warna dominan, seperti buah-buahan. Dalam penelitian ini, segmentasi warna digunakan untuk memisahkan buah alpukat dari latar belakang pada citra, karena fokus utama analisis adalah warna kulit alpukat sebagai indikator tingkat

kematangan. Tanpa segmentasi, warna latar (misalnya meja, kain, atau dinding) dapat ikut terbaca dalam perhitungan fitur, sehingga nilai fitur warna menjadi tidak akurat dan dapat menurunkan performa klasifikasi.

Secara umum, segmentasi warna dilakukan dengan menentukan rentang warna tertentu yang mewakili objek. Namun, jika segmentasi dilakukan langsung pada ruang warna RGB, hasilnya sering kurang stabil karena RGB sensitif terhadap perubahan pencahayaan. Oleh karena itu, penelitian segmentasi warna umumnya mengonversi citra dari RGB ke ruang warna lain seperti HSV, karena HSV memisahkan komponen warna (Hue) dari tingkat kecerahan (Value). Dengan pemisahan ini, proses segmentasi dapat lebih mudah menangkap warna dominan objek meskipun pencahayaan bervariasi. Selain HSV, ruang warna Lab juga dapat digunakan karena memisahkan luminansi dari komponen warna, sehingga membantu mengurangi pengaruh cahaya pada informasi warna.

Tahapan segmentasi warna dalam penelitian ini dapat dijelaskan secara ringkas sebagai berikut. Pertama, citra alpukat dikonversi ke ruang warna yang dipilih (misalnya HSV). Kedua, dilakukan penentuan ambang batas (threshold) pada kanal tertentu untuk mendapatkan rentang warna kulit alpukat. Ketiga, proses thresholding menghasilkan citra biner (mask) yang menandai area alpukat sebagai objek dan area lain sebagai latar. Keempat, mask diperbaiki menggunakan operasi morfologi seperti erosi dan dilasi untuk menghilangkan noise kecil, merapikan tepi objek, dan menutup lubang pada area objek. Setelah itu, mask diterapkan pada citra asli sehingga hanya bagian alpukat yang tersisa untuk dianalisis.

Hasil segmentasi warna sangat dipengaruhi oleh beberapa faktor, seperti variasi pencahayaan, adanya bayangan, pantulan cahaya pada kulit alpukat, dan kemiripan warna antara alpukat dan background. Oleh karena itu, pada penelitian ini segmentasi warna tidak hanya bertujuan memisahkan objek, tetapi juga menjadi tahap penting agar fitur warna yang diekstraksi benar-benar berasal dari area kulit alpukat. Dengan segmentasi yang baik, ekstraksi fitur warna akan lebih representatif, sehingga model Recurrent Neural Network (RNN) dapat mempelajari pola warna yang berkaitan dengan tingkat kematangan alpukat secara lebih akurat.

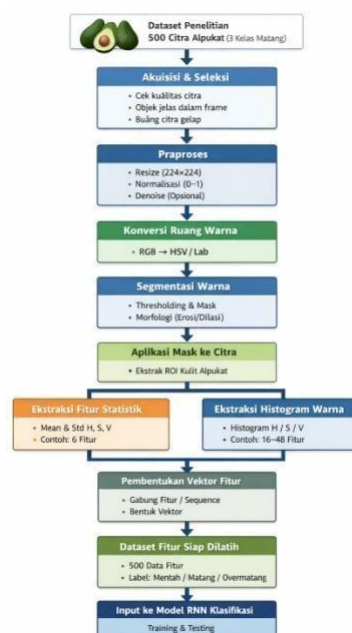
## **2.6 Ekstraksi Fitur Warna**

Ekstraksi fitur warna adalah proses mengambil karakteristik warna yang dianggap penting dari sebuah citra agar dapat digunakan sebagai input untuk proses klasifikasi. Pada penelitian ini, fitur warna menjadi fokus utama karena tingkat kematangan alpukat dapat ditunjukkan melalui perubahan warna kulit (misalnya dari hijau tua menuju lebih gelap/kehitaman atau munculnya bercak tertentu, tergantung jenis alpukat). Agar fitur yang diambil benar-benar mewakili kulit alpukat, ekstraksi dilakukan setelah tahap segmentasi warna, sehingga piksel latar belakang tidak ikut dihitung.

Secara umum, ekstraksi fitur warna bertujuan untuk mengubah citra yang awalnya berukuran besar (misalnya ratusan ribu piksel) menjadi sejumlah nilai ringkas (fitur) yang tetap mewakili informasi penting. Nilai fitur inilah yang kemudian diproses oleh model (RNN) untuk membedakan kelas kematangan alpukat. Fitur warna digunakan karena :

1. Praktis dan cepat dihitung dibanding fitur kompleks
2. Relevan terhadap kematangan karena proses pematangan memunculkan

Perubahan pigmen pada kulit buah. Setelah segmentasi, fitur warna menjadi lebih stabil karena hanya dihitung dari area objek alpukat. Namun, fitur warna juga memiliki tantangan, terutama pengaruh pencahayaan. Karena itu, fitur dapat diekstraksi tidak hanya dari RGB, tetapi juga dari ruang warna lain seperti HSV atau Lab agar representasinya lebih baik.



Gambar 2.1 Alur Ekstraksi Fitur Citra Alpukat

## 2.7 Kecerdasan Buatan dan Deep Learning

Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence/AI) adalah bidang ilmu komputer yang berfokus pada pembuatan sistem atau mesin yang mampu melakukan tugas yang umumnya membutuhkan kecerdasan manusia, seperti mengenali pola, memahami informasi, belajar dari data, dan mengambil keputusan. Dalam konteks penelitian berbasis citra, AI banyak digunakan untuk

melakukan pengenalan objek, klasifikasi gambar, serta prediksi berdasarkan pola yang dipelajari dari data.

Pada penelitian ini, AI digunakan untuk membantu menentukan tingkat kematangan buah alpukat berdasarkan citra. Dengan memanfaatkan AI, proses penilaian yang sebelumnya dilakukan secara manual dan cenderung subjektif dapat dialihkan menjadi proses otomatis yang lebih konsisten dan terukur. Sistem akan belajar dari dataset (500 citra) yang telah diberi label kelas kematangan, kemudian membuat model yang mampu memprediksi kelas kematangan pada citra baru.

Secara umum, AI memiliki beberapa pendekatan utama, salah satunya adalah Machine Learning (pembelajaran mesin). Machine learning adalah metode yang memungkinkan komputer belajar dari data tanpa harus diprogram secara eksplisit untuk setiap kondisi. Artinya, sistem tidak ditentukan oleh aturan “jika– maka” saja, tetapi belajar menemukan pola hubungan antara input dan output. Dalam penelitian citra, input dapat berupa fitur (misalnya fitur warna), sedangkan output berupa kelas kematangan (belum matang, matang, terlalu matang).

Perkembangan lebih lanjut dari machine learning adalah Deep Learning. Deep learning merupakan cabang dari machine learning yang menggunakan jaringan saraf tiruan (Artificial Neural Network) dengan banyak lapisan (deep layers) untuk mempelajari pola yang lebih kompleks. Deep learning mampu melakukan pembelajaran fitur secara lebih mendalam dibanding metode machine learning klasik, karena jaringan saraf dapat memodelkan hubungan non-linear yang rumit di dalam data. Pada penelitian pengolahan citra, deep learning sering

digunakan karena mampu menghasilkan performa tinggi dalam tugas klasifikasi dan pengenalan pola.

Komponen utama deep learning adalah neural network (jaringan saraf), yaitu model komputasi yang meniru cara kerja neuron pada otak manusia secara sederhana. Neural network terdiri dari lapisan input, beberapa lapisan tersembunyi (hidden layer), dan lapisan output. Setiap lapisan tersusun dari unit neuron yang saling terhubung melalui bobot (weights). Proses pelatihan dilakukan dengan menyesuaikan bobot-bobot tersebut agar kesalahan prediksi semakin kecil. Proses penyesuaian bobot biasanya menggunakan algoritma backpropagation dan optimasi seperti gradient descent.

Dalam penelitian ini, konsep deep learning digunakan pada tahap klasifikasi dengan model Recurrent Neural Network (RNN). RNN termasuk jenis neural network yang dirancang untuk memproses data berbentuk urutan (sequence). Meskipun banyak penelitian citra menggunakan CNN (Convolutional Neural Network), penelitian ini memilih RNN karena fitur warna dapat dibentuk sebagai urutan (misalnya histogram warna atau rangkaian fitur), sehingga pola distribusi warna yang berkaitan dengan kematangan alpukat dapat dipelajari oleh jaringan secara berurutan.

Dengan demikian, kecerdasan buatan dan deep learning pada penelitian ini berperan sebagai inti dalam membangun model yang dapat mempelajari pola dari fitur warna kulit alpukat dan menghasilkan prediksi kelas kematangan secara otomatis. Pendekatan ini diharapkan mampu memberikan solusi yang

lebih objektif dan konsisten dibanding penilaian manual, serta relevan untuk diterapkan pada sistem klasifikasi kematangan alpukat berbasis citra.

## **2.8 Klasifikasi Tingkat Kematangan Alpukat Berbasis Citra**

Klasifikasi tingkat kematangan alpukat berbasis citra adalah proses menentukan kategori kematangan alpukat dengan memanfaatkan informasi visual dari gambar alpukat. Pada penelitian ini, klasifikasi dilakukan untuk membedakan tingkat kematangan alpukat ke dalam tiga kelas, yaitu belum matang, matang, dan terlalu matang, berdasarkan karakteristik yang terlihat pada kulit alpukat. Pendekatan berbasis citra dipilih karena bersifat non-destruktif (tidak merusak buah), lebih cepat, dan berpotensi memberikan hasil yang lebih konsisten dibanding penilaian manual yang cenderung subjektif.

Secara umum, kematangan alpukat berkaitan dengan perubahan fisik dan kimia pada buah yang dapat tercermin pada tampilan luar, terutama pada beberapa jenis alpukat yang menunjukkan perubahan warna kulit seiring proses pematangan. Karena itu, citra kulit alpukat dapat dijadikan sumber data untuk menilai kematangan. Namun, pengambilan keputusan langsung dari citra mentah (gambar asli) sering sulit dilakukan karena citra mengandung banyak informasi yang tidak relevan, seperti latar belakang, bayangan, atau pantulan cahaya. Oleh sebab itu, diperlukan alur pemrosesan citra agar informasi yang digunakan benar-benar merepresentasikan kondisi alpukat.

Dalam penelitian klasifikasi berbasis citra, terdapat tahapan umum yang membentuk suatu pipeline sistem. Tahap pertama adalah akuisisi data, yaitu pengumpulan citra alpukat untuk membentuk dataset. Pada penelitian ini dataset dirancang sebanyak 500 citra, sehingga model yang dibangun akan belajar dari

variasi citra yang cukup untuk membedakan tiga kelas kematangan. Tahap kedua adalah praproses, yaitu proses menyiapkan citra agar lebih seragam dan mudah dianalisis, misalnya resize, normalisasi, dan pengurangan noise ringan jika diperlukan. Tahap ketiga adalah segmentasi, yang berfungsi memisahkan objek alpukat dari background agar analisis hanya fokus pada kulit alpukat. Pada penelitian ini, segmentasi dilakukan menggunakan segmentasi warna, karena warna kulit menjadi ciri utama yang digunakan.

Setelah objek alpukat terpisah dari latar, tahap berikutnya adalah ekstraksi fitur, yaitu mengambil ciri yang paling relevan dari citra. Fitur yang digunakan pada penelitian ini adalah fitur warna, misalnya statistik kanal warna (mean, standar deviasi) atau histogram warna dari area kulit alpukat hasil segmentasi. Fitur ini kemudian disusun menjadi representasi numerik (vektor fitur) sehingga dapat diproses oleh algoritma pembelajaran mesin/deep learning.

Tahap inti selanjutnya adalah klasifikasi, yaitu proses memetakan fitur yang sudah diekstraksi ke dalam kelas kematangan. Pada penelitian ini, algoritma yang digunakan adalah Recurrent Neural Network (RNN). RNN umumnya digunakan untuk memproses data berurutan (sequence), sehingga fitur warna dapat dibentuk sebagai urutan, misalnya histogram warna yang dibaca sebagai rangkaian nilai bin atau vektor fitur yang disusun dalam urutan tertentu. Dengan mekanisme hidden state, RNN dapat mempelajari pola keterkaitan antar nilai fitur dalam urutan tersebut sehingga mampu membedakan kematangan alpukat secara lebih adaptif.

Untuk mengetahui keberhasilan sistem klasifikasi, diperlukan tahap evaluasi. Evaluasi dilakukan dengan menguji model menggunakan data uji yang

tidak dilibatkan dalam pelatihan, kemudian mengukur performa menggunakan metrik seperti akurasi, precision, recall, F1-score, serta confusion matrix. Confusion matrix penting untuk melihat kesalahan prediksi antar kelas, misalnya apakah alpukat “matang” sering tertukar dengan “terlalu matang”, atau “belum matang” tertukar dengan “matang”. Dari evaluasi ini, dapat diketahui sejauh mana sistem mampu mengklasifikasikan kematangan alpukat dengan baik pada dataset 500 citra yang digunakan.

Dengan demikian, klasifikasi tingkat kematangan alpukat berbasis citra pada penelitian ini merupakan rangkaian proses yang dimulai dari pengumpulan data citra, praproses dan segmentasi warna, ekstraksi fitur warna, hingga penerapan model RNN untuk menghasilkan prediksi kelas kematangan. Pendekatan ini diharapkan menghasilkan sistem yang lebih objektif dan konsisten, serta dapat dijadikan dasar pengembangan solusi praktis untuk membantu petani, pedagang, maupun konsumen dalam menentukan kematangan alpukat secara cepat dan non-destruktif.

## **BAB III**

### **ANALISA DAN PERANCANGAN SISTEM**

#### **3.1 Analisa Permasalahan**

Penentuan tingkat kematangan alpukat secara manual masih banyak dilakukan dengan cara melihat warna kulit dan menekan buah. Cara ini cenderung subjektif, tidak konsisten antar penilai, serta berisiko menyebabkan memar yang menurunkan kualitas buah. Selain itu, pada proses sortir dalam jumlah banyak, metode manual kurang efisien karena membutuhkan waktu dan tenaga. Berdasarkan kondisi tersebut, diperlukan sistem klasifikasi kematangan alpukat yang bersifat non-destruktif, lebih cepat, dan mampu menghasilkan keputusan yang konsisten.

Sistem yang dirancang adalah sistem klasifikasi kematangan alpukat berbasis citra yang menerima input gambar alpukat, lalu menghasilkan output berupa kategori kematangan. Kebutuhan sistem dibagi menjadi kebutuhan fungsional dan nonfungsional.

##### **A. Kebutuhan Fungsional**

1. Sistem dapat menerima input citra alpukat dalam format digital (JPG/PNG).
2. Sistem dapat melakukan praproses citra (resize dan normalisasi nilai piksel).
3. Sistem dapat melakukan konversi ruang warna (misalnya RGB ke HSV) untuk mendukung segmentasi warna.
4. Sistem dapat melakukan segmentasi warna untuk memisahkan objek alpukat dari latar belakang.

5. Sistem dapat mengekstraksi fitur warna dari area kulit alpukat hasil segmentasi.
6. Sistem dapat mengklasifikasikan tingkat kematangan alpukat menggunakan model RNN.
7. Sistem dapat menampilkan hasil prediksi kelas kematangan (belum matang/matang/terlalu matang).
8. Sistem dapat menampilkan hasil evaluasi model (akurasi, precision, recall, F1score, confusion matrix) pada data uji.

#### B. Kebutuhan Non Fungsional

1. Sistem mampu memproses citra dengan waktu yang relatif cepat dan stabil.
2. Sistem menghasilkan output yang konsisten pada dataset yang seragam.
3. Sistem mudah dijalankan dan diujikan pada perangkat penelitian (laptop/PC).
4. Sistem menggunakan dataset yang telah ditentukan, yaitu 500 citra alpukat, sehingga hasil penelitian dapat direplikasi.

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset 500 citra alpukat yang dibagi ke dalam tiga kelas kematangan: belum matang, matang, dan terlalu matang. Dataset diperoleh melalui pengambilan gambar secara langsung (kamera smartphone/kamera digital) dan diseleksi berdasarkan kualitas gambar.

Karakteristik data yang dianalisis :

1. Citra berformat JPG/PNG.
2. Objek alpukat berada di tengah frame dan terlihat jelas.
3. Pencahayaan pada kondisi wajar (tidak terlalu gelap atau terlalu terang ekstrem).
4. Latar belakang tidak terlalu ramai agar segmentasi warna dapat dilakukan lebih akurat.

Dalam pengujian model, dataset dibagi menjadi data latih dan data uji. Pembagian yang dapat digunakan adalah 80% data latih ( $\pm 400$  citra) dan 20% data uji ( $\pm 100$  citra). Pembagian ini bertujuan agar evaluasi model dilakukan pada data yang tidak dilibatkan pada proses pelatihan.

### 3.2 Perancangan Sistem

Sistem dirancang menggunakan pendekatan pipeline, yaitu input citra diproses melalui beberapa tahap hingga menghasilkan prediksi kematangan. Komponen utama sistem meliputi :



Gambar 3.1 Flowchart Sistem

Dataset penelitian berjumlah 500 citra alpukat, dibagi menjadi 3 kelas :

- Kelas 1: Belum matang
- Kelas 2: Matang
- Kelas 3: Terlalu matang

Untuk pelatihan dan pengujian, rancangan pembagian data yang digunakan :

- Data latih (80%): 400 citra
- Data uji (20%): 100 citra

### 3.1 Table Perancangan Dataset dan Pembagian Data

No	Komponen	Keterangan
1.	Objek	Buah alpukat (tampak luar/kulit)
2.	Jumlah dataset	500 citra
3.	Format citra	JPG/PNG
4.	Kategori kelas	3 kelas: Belum Matang, Matang, Terlalu Matang
5.	Metode pelabelan	Label ditentukan berdasarkan pengamatan visual kondisi kulit (warna/penampakan) sesuai kategori kematangan yang ditetapkan peneliti
6.	Data latih (80%)	400 citra
7.	Data uji (20%)	100 citra
8.	Distribusi per kelas (ideal)	$\pm$ seimbang per kelas agar model tidak bias (misal: $\sim 167$ citra/kelas)
9.	Distribusi per kelas setelah pembagian (contoh seimbang)	<b>Latih:</b> $\sim 133/\text{kelas} \times 3 = 399\text{--}400$ citra, <b>Uji:</b> $\sim 34/\text{kelas} \times 3 = 102$ (d disesuaikan agar total tepat 500)
10.	Catatan kualitas data	Citra dipilih yang objeknya jelas, tidak blur berlebihan, pencahayaan wajar, dan alpukat dominan di dalam frame

Tabel perancangan dataset dan pembagian data menjelaskan spesifikasi data yang digunakan dalam penelitian serta bagaimana data tersebut dibagi untuk proses pelatihan dan pengujian model. Dataset penelitian terdiri dari 500 citra buah alpukat dengan format

JPG/PNG yang berfokus pada tampilan luar atau Kulit alpukat. Data kemudian dikelompokkan ke dalam tiga kelas tingkat kematangan, yaitu belum matang, matang, dan terlalu matang. Pelabelan kelas dilakukan berdasarkan pengamatan visual terhadap kondisi kulit alpukat, terutama karakteristik warna dan tampilan permukaan yang merepresentasikan tingkat kematangan sesuai kategori yang ditentukan peneliti. Pembagian dataset dilakukan dengan komposisi 80% data latih dan 20% data uji. Artinya, sebanyak 400 citra digunakan untuk melatih model agar dapat mempelajari pola fitur warna pada tiap tingkat kematangan, sedangkan 100 citra digunakan untuk menguji performa model pada data yang tidak dilibatkan saat pelatihan.

Pembagian ini bertujuan memperoleh evaluasi yang lebih objektif terhadap kemampuan generalisasi model. Selain itu, distribusi data per kelas diupayakan seimbang agar model tidak bias terhadap salah satu kelas tertentu. Pada tahap seleksi, kualitas citra juga diperhatikan (objek jelas, tidak blur berlebihan, pencahayaan wajar, dan objek alpukat dominan di dalam frame) agar proses segmentasi warna dan ekstraksi fitur dapat berjalan lebih akurat dan konsisten.

### **3.3.Perancangan Proses Klasifikasi Kematangan Alpukat**

Proses dimulai dari input citra alpukat yang berasal dari dataset. Setiap citra selanjutnya melewati tahap praproses untuk menyeragamkan data dan mengurangi gangguan yang dapat memengaruhi analisis. Pada tahap ini citra diubah ukurannya (resize) ke ukuran standar agar seluruh data memiliki dimensi yang sama, kemudian dilakukan normalisasi nilai piksel agar komputasi menjadi lebih stabil. Jika diperlukan, dapat diterapkan pengurangan noise ringan untuk

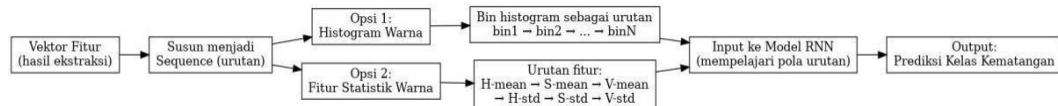
memperhalus citra tanpa menghilangkan informasi warna penting pada kulit Alpukat.

Setelah praproses, citra dikonversi dari ruang warna RGB ke ruang warna HSV. Konversi ini dilakukan karena HSV memisahkan informasi warna utama (Hue) dari tingkat kecerahan (Value), sehingga lebih sesuai untuk segmentasi berbasis warna. Tahap berikutnya adalah segmentasi warna, yaitu memisahkan Objek alpukat dari latar belakang menggunakan batas nilai (threshold) tertentu pada komponen H, S, dan V. Hasil segmentasi berupa mask biner yang menandai area alpukat sebagai objek. Agar mask lebih rapi, dilakukan operasi morfologi (misalnya erosi dan dilasi) untuk menghilangkan noise kecil, menutup lubang, serta merapikan tepi objek. Mask akhir digunakan untuk mengambil ROI (Region Of Interest) berupa area kulit alpukat, sehingga proses analisis selanjutnya hanya Fokus pada objek.

Tahap berikutnya adalah ekstraksi fitur warna dari ROI. Fitur warna yang diambil dirancang agar sederhana namun tetap mewakili karakteristik visual kematangan alpukat. Fitur yang umum digunakan pada penelitian ini adalah statistik warna seperti nilai rata-rata (mean) dan standar deviasi pada kanal HSV (H, S, V). Selain itu, fitur histogram warna dapat digunakan sebagai opsi tambahan untuk merepresentasikan distribusi warna secara lebih detail. Hasil ekstraksi ini membentuk vektor fitur untuk setiap citra, sehingga dari 500 citra akan dihasilkan 500 data fitur yang siap digunakan sebagai input model klasifikasi.

Selanjutnya dilakukan proses pelatihan model RNN menggunakan data latih. Dataset 500 citra dibagi menjadi data latih dan data uji, misalnya 80% (400

citra) untuk pelatihan dan 20% (100 citra) untuk pengujian. Pada tahap pelatihan, model RNN belajar mengenali pola fitur warna yang berkaitan dengan masing-masing kelas kematangan. Setelah pelatihan selesai, model diuji menggunakan data uji untuk mengukur performa sistem pada data yang belum pernah dilihat saat training.



*Gambar 3.2 Perancangan Proses Klasifikasi Kematangan Alpukat*

Output dari proses klasifikasi adalah prediksi kelas kematangan alpukat untuk setiap citra uji. Untuk menilai kualitas hasil prediksi, dilakukan evaluasi menggunakan metrik seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score, serta confusion matrix untuk melihat pola kesalahan klasifikasi antar kelas. Evaluasi ini bertujuan memastikan bahwa sistem yang dirancang tidak hanya menghasilkan prediksi, tetapi juga memiliki performa yang terukur dan dapat dipertanggung jawabkan.

Dengan rancangan proses tersebut, sistem klasifikasi kematangan alpukat pada penelitian ini diharapkan mampu bekerja secara konsisten pada dataset 500 citra, menghasilkan prediksi kematangan yang lebih objektif, serta mendukung tujuan penelitian dalam mengembangkan metode klasifikasi berbasis segmentasi warna dan RNN.

### 3.3 Table Data Summary

Kelas	Deskripsi	Train (Latih)	Test (Uji)
Belum Matang	Alpukat masih keras / warna dominan hijau	133	34

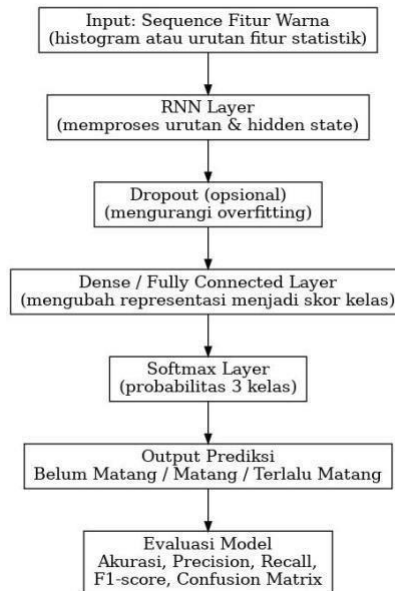
Matang	Siap konsumsi / warna lebih gelap merata	133	33
Terlalu Matang	Sangat gelap / bercak, cenderung lembek	134	33
<b>Total</b>		<b>400</b>	<b>100</b>

Tabel Dataset Summary menampilkan ringkasan distribusi dataset alpukat yang digunakan dalam penelitian berdasarkan kelas kematangan. Kolom Kelas menunjukkan kategori kematangan yang dipakai, yaitu Belum Matang, Matang, dan Terlalu Matang, sedangkan kolom Deskripsi berisi penjelasan singkat Karakteristik visual tiap kelas berdasarkan tampilan kulit alpukat. Kolom Train (Latih) menunjukkan jumlah citra pada setiap kelas yang digunakan untuk melatih model RNN agar mampu mempelajari pola fitur warna, sementara kolom Test (Uji) menunjukkan jumlah citra yang digunakan untuk menguji performa model pada data yang tidak dilibatkan saat pelatihan. Pada baris Total, ditampilkan akumulasi jumlah data latih dan data uji dari seluruh kelas sehingga dapat diketahui jumlah keseluruhan dataset yang digunakan, yaitu 500 citra dengan pembagian latih dan uji sesuai rancangan. Ringkasan ini penting untuk memastikan distribusi data antar kelas cukup Seimbang sehingga model tidak bias terhadap salah satu kelas dan hasil evaluasi lebih objektif.

### 3.4. Perancangan Model Recurrent Neural Network (RNN)

RNN adalah jaringan saraf yang memiliki koneksi berulang (recurrent) sehingga dapat menyimpan informasi dari langkah sebelumnya melalui hidden state. Dalam penelitian ini, input RNN bukan berupa citra mentah, melainkan sequence fitur warna yang berasal dari area kulit alpukat setelah segmentasi. Dengan demikian, RNN mempelajari keterkaitan antar elemen fitur dalam

sequence yang merepresentasikan perubahan distribusi warna pada masing-masing tingkat kematangan.



*Gambar 3.3 Perancangan Model Recurrent Neural Network (RNN)*

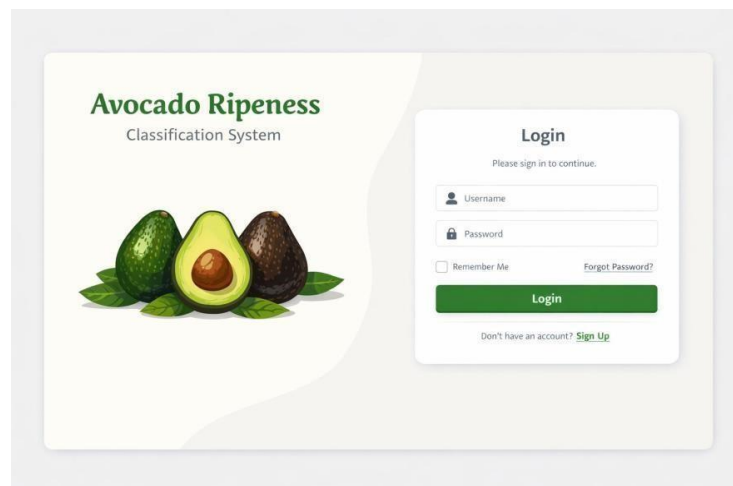
### 3.5. Perancangan Pengujian dan Evaluasi Sistem

Bagian ini menjelaskan perancangan pengujian dan evaluasi sistem untuk menilai keberhasilan klasifikasi tingkat kematangan alpukat berbasis citra. Pengujian dilakukan agar dapat diketahui apakah tahapan segmentasi warna, ekstraksi fitur warna, dan proses klasifikasi menggunakan RNN berjalan sesuai rancangan serta menghasilkan prediksi yang akurat. Dataset penelitian berjumlah 500 citra dibagi menjadi data latih dan data uji, dengan komposisi 80% (400 citra) sebagai data latih untuk melatih model dan 20% (100 citra) sebagai data uji untuk mengukur kemampuan model pada data yang tidak digunakan saat pelatihan.

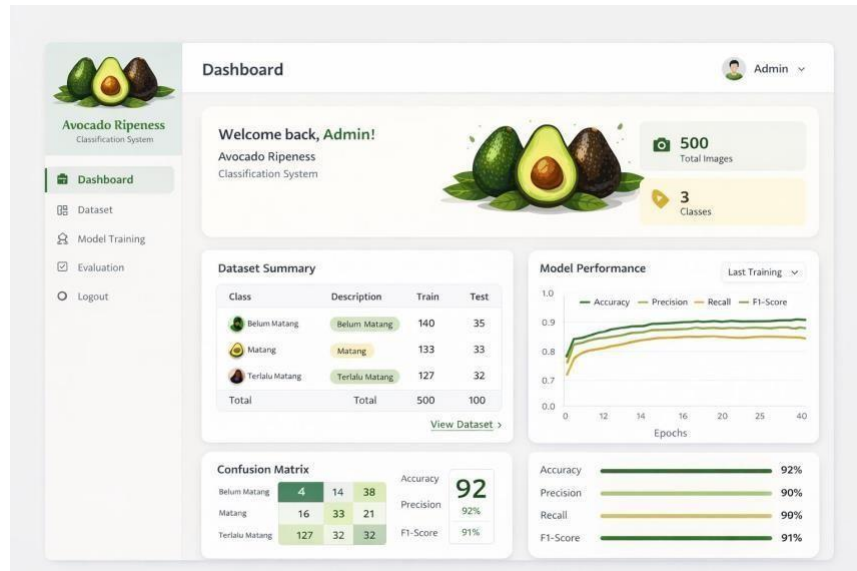
Pengujian dilakukan mulai dari pengecekan hasil segmentasi warna untuk memastikan objek alpukat terpisah dari latar belakang, kemudian memastikan

fitur warna yang diekstraksi dari ROI kulit alpukat menghasilkan nilai yang valid dan konsisten, hingga menguji model RNN dalam memprediksi kelas kematangan (belum matang, matang, terlalu matang) pada data uji. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap label sebenarnya, lalu dihitung menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk melihat performa model secara menyeluruh, serta confusion matrix untuk mengetahui pola kesalahan klasifikasi antar kelas.

Sistem dinilai berhasil apabila segmentasi mampu menghasilkan ROI yang baik sehingga fitur warna representatif, dan model RNN mampu memberikan performa yang baik dengan kesalahan klasifikasi yang tidak dominan pada satu kelas tertentu. Output dari tahap ini berupa nilai metrik evaluasi, confusion matrix, serta analisis penyebab kesalahan prediksi yang dapat dipengaruhi oleh variasi pencahayaan, kualitas segmentasi, atau kemiripan warna antar tingkat kematangan.



*Gambar 3.4 Menu Login*



*Gambar 3.5 Menu Dashboard*

Dashboard Utama merupakan halaman pertama yang tampil setelah pengguna berhasil login ke dalam sistem Klasifikasi Kematangan Alpukat Berbasis Citra. Dashboard berfungsi sebagai pusat informasi (ringkasan) untuk memantau kondisi data, status model, serta hasil evaluasi terbaru secara cepat tanpa harus membuka menu satu per satu. Pada bagian header ditampilkan identitas pengguna (misalnya Admin) sebagai penanda akun yang sedang aktif. Di sisi kiri terdapat sidebar navigasi yang memudahkan perpindahan menu, seperti Dashboard, Klasifikasi, Dataset, Training Model, Evaluasi, dan Logout.

Pada area utama dashboard, sistem menampilkan kartu ringkasan (summary card) yang berisi informasi inti penelitian, seperti jumlah dataset 500 citra dan jumlah kelas kematangan 3 kelas. Informasi ini membantu memastikan data yang digunakan sesuai dengan batasan penelitian. Selanjutnya, terdapat bagian Dataset Summary yang menampilkan ringkasan distribusi data berdasarkan kelas (Belum Matang, Matang, Terlalu Matang) beserta pembagian

data latih dan data uji. Ringkasan ini berguna untuk memonitor keseimbangan data agar model tidak bias terhadap kelas tertentu.

Dashboard juga menampilkan bagian Model Performance berupa grafik performa pelatihan (contoh: tren accuracy, precision, recall, dan F1-score terhadap epoch). Grafik ini membantu pengguna melihat perkembangan proses training serta mengidentifikasi apakah model mengalami peningkatan atau justru stagnan. Selain itu, terdapat Confusion Matrix yang menggambarkan perbandingan prediksi model terhadap label sebenarnya pada data uji. Confusion matrix penting untuk mengetahui kesalahan klasifikasi antar kelas, misalnya apakah kelas “matang” sering tertukar dengan “terlalu matang”. Di bagian bawah/kanan juga ditampilkan ringkasan metrik evaluasi (akurasi, precision, recall, F1-score) agar performa model dapat dipahami secara cepat.

Dengan adanya Dashboard Utama, sistem menjadi lebih informatif dan terstruktur karena pengguna dapat langsung melihat kondisi dataset, pembagian data latih-uji, performa model, serta hasil evaluasi dalam satu halaman. Hal ini mendukung tujuan penelitian untuk memudahkan monitoring proses klasifikasi kematangan alpukat berbasis citra secara lebih objektif dan terukur.

### **3.6. Metode Pengembangan Sistem**

Pada penelitian ini digunakan metode pengembangan sistem Waterfall. Metode Waterfall merupakan model pengembangan perangkat lunak yang dilakukan secara bertahap dan sistematis, dimulai dari tahap analisis kebutuhan hingga tahap implementasi dan pengujian sistem. Setiap tahapan harus diselesaikan terlebih dahulu sebelum melanjutkan ke tahap berikutnya. Metode

Waterfall dipilih karena proses pengembangannya terstruktur dan mudah dipahami, sehingga sesuai digunakan dalam pengembangan sistem klasifikasi tingkat kematangan alpukat berbasis citra.

### **3.6.1 Analisis Kebutuhan Sistem**

Dalam penelitian ini, sistem dirancang untuk dapat melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah alpukat berdasarkan citra digital. Data yang digunakan berupa citra alpukat yang diambil langsung oleh peneliti dan kemudian diproses menggunakan metode pengolahan citra dan algoritma Recurrent Neural Network (RNN). Kebutuhan sistem yang diidentifikasi meliputi :

- Sistem dapat menerima input berupa citra alpukat.
- Sistem mampu melakukan proses segmentasi warna pada citra.
- Sistem dapat mengekstraksi fitur warna dari citra alpukat.
- Sistem mampu melakukan klasifikasi tingkat kematangan menggunakan algoritma RNN.
- Sistem menampilkan hasil klasifikasi berupa tiga kategori kematangan yaitu belum matang, matang, dan terlalu matang.

### **3.6.2 Perancangan Sistem**

Tahap perancangan sistem dilakukan untuk menentukan struktur sistem yang akan dibangun. Pada tahap ini dilakukan perancangan arsitektur sistem, perancangan database, serta perancangan antarmuka pengguna (interface).

Perancangan sistem meliputi:

- Perancangan alur proses klasifikasi citra alpukat.
- Perancangan struktur database untuk menyimpan data citra dan hasil klasifikasi.

- Perancangan tampilan sistem berbasis web yang terdiri dari halaman login, dashboard, halaman upload citra, dan halaman hasil klasifikasi.

### **3.6.3 Implementasi Sistem**

Pada tahap implementasi dilakukan proses pengembangan sistem sesuai dengan rancangan yang telah dibuat sebelumnya. Sistem dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan dukungan beberapa library pengolahan citra dan machine learning. Pada tahap ini dilakukan beberapa proses utama, yaitu:

- Implementasi proses praproses citra.
- Implementasi segmentasi warna pada citra alpukat.
- Implementasi ekstraksi fitur warna.
- Implementasi algoritma Recurrent Neural Network (RNN) untuk klasifikasi tingkat kematangan alpukat.
- Integrasi model klasifikasi ke dalam sistem berbasis web.

### **3.6.4 Pengujian Sistem**

Tahap pengujian dilakukan untuk memastikan bahwa sistem yang dibangun dapat berjalan dengan baik sesuai dengan kebutuhan yang telah ditentukan. Pengujian dilakukan dengan menggunakan dataset citra alpukat yang telah dibagi menjadi data latih dan data uji.

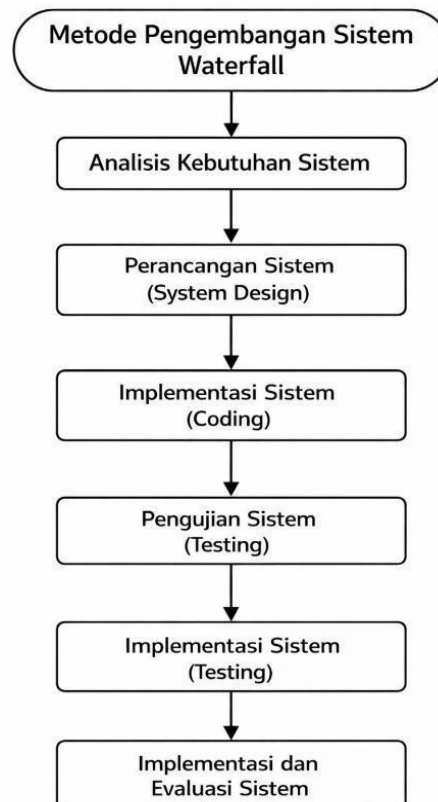
Hasil pengujian kemudian dievaluasi menggunakan beberapa metrik evaluasi, antara lain:

- Accuracy
- Precision
- Recall

- F1-score
- Confusion matrix

### 3.6.5 Implementasi dan Evaluasi Sistem

Tahap terakhir adalah implementasi sistem yang telah dikembangkan serta evaluasi terhadap hasil yang diperoleh. Pada tahap ini sistem digunakan untuk melakukan klasifikasi kematangan alpukat berdasarkan citra yang diunggah oleh pengguna. Hasil dari proses klasifikasi akan ditampilkan dalam bentuk probabilitas kelas yang menunjukkan tingkat kematangan alpukat, yaitu belum matang, matang, dan terlalu matang. Evaluasi sistem dilakukan untuk mengetahui kelebihan dan keterbatasan sistem serta sebagai dasar untuk pengembangan penelitian selanjutnya.



Gambar 3.6 Diagram Waterfall

Tahap pengujian dilakukan untuk memastikan sistem yang dibangun dapat berjalan dengan baik. Pengujian dilakukan menggunakan dataset citra alpukat yang telah dibagi menjadi data latih dan data uji. Hasil klasifikasi kemudian dievaluasi menggunakan beberapa metrik evaluasi seperti accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Tahap terakhir adalah implementasi sistem yang telah dikembangkan serta evaluasi terhadap hasil yang diperoleh. Sistem yang telah dibangun diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web sehingga pengguna dapat mengunggah citra alpukat dan mendapatkan hasil klasifikasi tingkat kematangan. Hasil dari proses klasifikasi akan ditampilkan dalam bentuk probabilitas kelas yaitu belum matang, matang, dan terlalu matang.

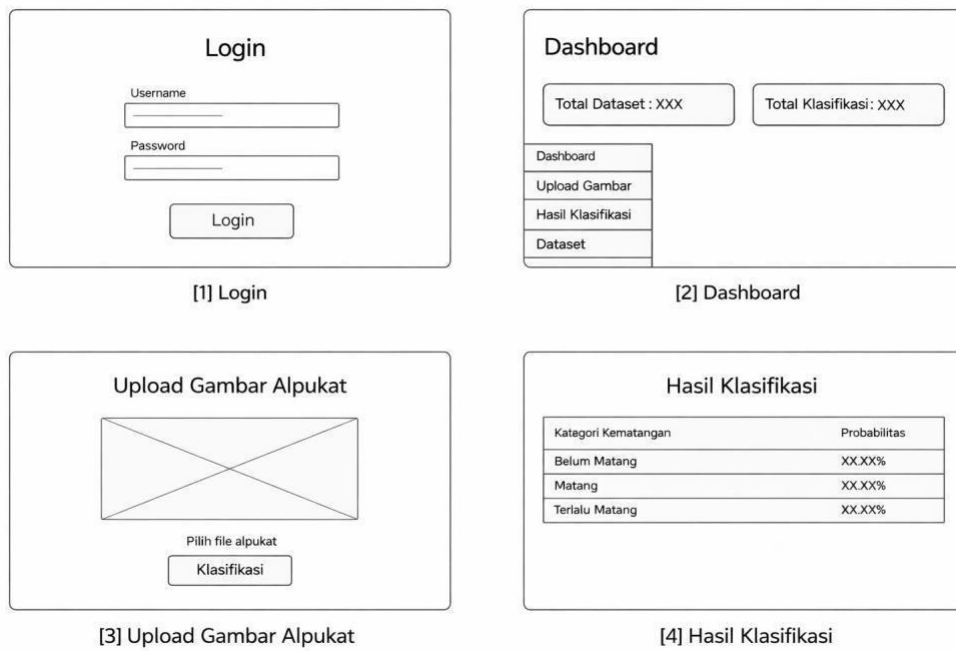
### **3.6.7 Perancangan Antarmuka Sistem (Wireframe Interface)**

Wireframe merupakan rancangan awal tampilan antarmuka sistem yang digunakan untuk menggambarkan struktur dan tata letak komponen pada aplikasi sebelum sistem diimplementasikan. Pada penelitian ini, wireframe digunakan untuk merancang tampilan sistem klasifikasi tingkat kematangan alpukat berbasis web sehingga memudahkan pengguna dalam menggunakan sistem. Perancangan antarmuka pada sistem ini terdiri dari beberapa halaman utama, yaitu sebagai

berikut :

- 1) Halaman login digunakan sebagai halaman awal yang memungkinkan pengguna untuk masuk ke dalam sistem. Pada halaman ini terdapat form input berupa username dan password yang harus diisi oleh pengguna untuk dapat mengakses sistem.

- 2) Halaman dashboard merupakan halaman utama setelah pengguna berhasil login ke dalam sistem. Halaman ini menampilkan informasi umum mengenai sistem seperti jumlah dataset yang digunakan, jumlah kelas kematangan alpukat, serta menu navigasi untuk mengakses fitur sistem lainnya.
- 3) Halaman ini digunakan oleh pengguna untuk mengunggah gambar alpukat yang akan dianalisis oleh sistem. Pengguna dapat memilih file citra alpukat dari perangkat yang digunakan, kemudian sistem akan memproses citra tersebut menggunakan metode pengolahan citra dan algoritma Recurrent Neural Network (RNN).
- 4) Halaman hasil klasifikasi menampilkan hasil analisis tingkat kematangan alpukat berdasarkan citra yang telah diunggah oleh pengguna. Hasil klasifikasi ditampilkan dalam bentuk kategori kematangan yaitu belum matang, matang, dan terlalu matang, serta nilai probabilitas dari masing-masing kelas.
- 5) Halaman dataset digunakan untuk menampilkan data citra alpukat yang digunakan dalam penelitian. Pada halaman ini pengguna dapat melihat daftar citra yang telah disimpan dalam sistem beserta label kematangannya.



*Gambar 3.7 Wireframe Interface*

## **BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN**

### **4.1 Hasil Implementasi Sistem**

Bab ini menyajikan hasil implementasi dan pengujian sistem analisis tingkat kematangan buah alpukat berbasis citra dengan segmentasi warna menggunakan algoritma Recurrent Neural Network (RNN) yang telah dikembangkan. Pembahasan mencakup proses ekstraksi data dan pelatihan model, implementasi antarmuka sistem, pengujian fungsionalitas (black box testing), evaluasi kinerja model, serta analisis kelebihan dan kelemahan sistem.

Sistem yang dikembangkan merupakan aplikasi web berbasis PHP 8.1 native yang mengintegrasikan teknologi pengolahan citra pada sisi klien menggunakan OpenCV.js, serta proses inferensi model RNN yang dilakukan pada sisi server menggunakan bobot hasil pelatihan yang diekspor dari Google Colaboratory. Arsitektur ini memungkinkan sistem berjalan secara efisien tanpa memerlukan infrastruktur komputasi khusus, sehingga dapat diakses melalui peramban web standar.

#### **4.1.1 Proses Pelatihan Model RNN**

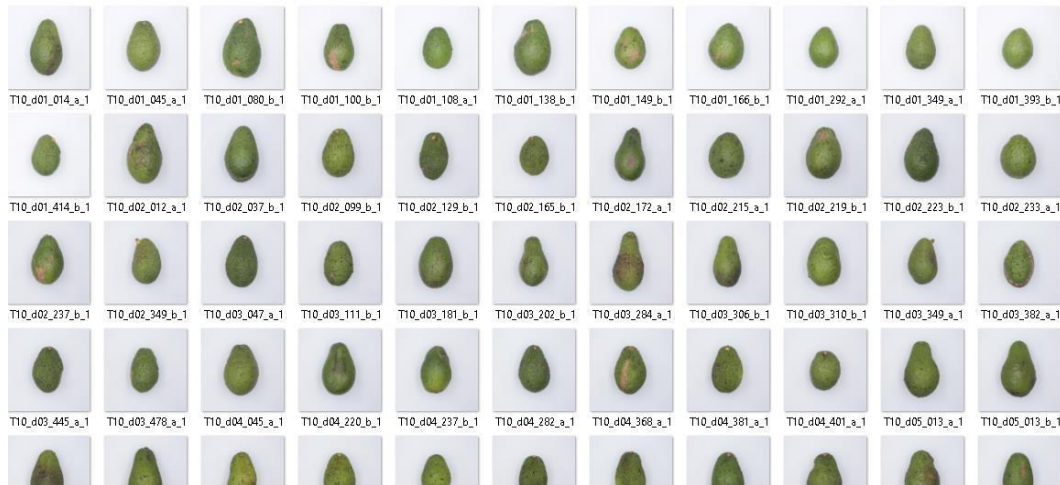
Pelatihan model Recurrent Neural Network (RNN) dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan memanfaatkan framework TensorFlow/Keras. Proses pelatihan dilaksanakan pada platform Google Colaboratory yang menyediakan akselerasi GPU secara gratis, sehingga mempercepat proses komputasi yang memerlukan iterasi berulang pada seluruh dataset.

#### 4.1.2 Dataset Penelitian

*Tabel 4.1 Distribusi Dataset Penelitian (n=500 citra)*

Kelas	Deskripsi Visual	Jumlah Latih	Jumlah Uji
Belum Matang	Warna kulit dominan hijau cerah, tekstur keras, permukaan halus tanpa bercak	133	34
Matang	Warna kulit hijau gelap kecoklatan, tekstur mulai melunak, tampak matang optimal	133	33
Terlalu Matang	Warna kulit sangat gelap hingga kehitaman, terdapat bercak, tekstur sangat lunak	134	33
<b>Total</b>		<b>400</b>	<b>100</b>

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 500 citra buah alpukat yang dipilih secara terstruktur dan diseimbangkan distribusinya berdasarkan tiga kelas tingkat kematangan. Pemilihan 500 citra dari sumber sekunder dilakukan dengan teknik stratified sampling untuk memastikan representasi yang seimbang pada setiap kelas.



*Gambar 4.1 Segmentasi Warna Alpukat Belum Matang*



*Gambar 4.2 Segmentasi Warna Alpukat Matang*



*Gambar 4.3 Segmentasi Warna Alpukat Terlalu Matang*

Gambar tersebut menunjukkan hasil segmentasi warna pada citra alpukat yang digunakan dalam penelitian, yang dibagi menjadi tiga kelas, yaitu belum matang, matang, dan kematangan (terlalu matang). Setiap citra telah melalui proses segmentasi sehingga objek alpukat dapat dipisahkan dari latar belakang dan menampilkan informasi warna yang lebih jelas.

Pada kelas belum matang, citra didominasi oleh warna hijau dengan intensitas yang relatif lebih cerah. Pada kelas matang, warna alpukat mulai berubah menjadi lebih gelap dengan perpaduan hijau tua hingga keunguan. Sementara itu, pada kelas kematangan, warna yang ditampilkan cenderung lebih gelap dan merata, mendekati hitam atau ungu tua.

Hasil segmentasi ini menunjukkan bahwa perbedaan tingkat kematangan alpukat dapat diamati melalui perubahan warna yang cukup signifikan. Dengan adanya proses segmentasi, karakteristik warna pada masing-masing kelas menjadi lebih terfokus, sehingga dapat membantu dalam proses ekstraksi fitur dan meningkatkan kinerja sistem dalam melakukan klasifikasi tingkat kematangan alpukat.

#### **4.1.3 Proses Ekstraksi Fitur dengan Python**

Proses ekstraksi fitur merupakan tahap kritis yang menentukan kualitas representasi data sebelum dimasukkan ke dalam model RNN. Penelitian ini menggunakan skrip Python (`skripsi_alpukat.py`) yang dirancang khusus untuk mengekstraksi fitur warna dari setiap citra alpukat melalui serangkaian tahap pemrosesan yang terstruktur.

Alur kerja skrip Python secara keseluruhan terdiri dari sembilan tahap utama yang dieksekusi secara sekuensial, yaitu: (1) pembacaan daftar dataset dari file

Excel, (2) segmentasi warna dan ekstraksi fitur, (3) encoding label dan normalisasi fitur, (4) pembagian data latih dan uji, (5) pembangunan arsitektur model RNN, (6) proses pelatihan model, (7) evaluasi model, (8) penyimpanan grafik evaluasi, dan (9) ekspor bobot model ke format JSON untuk diintegrasikan ke dalam sistem PHP.

#### **4.1.4 Segmentasi Warna HSV**

Tahap segmentasi warna bertujuan memisahkan piksel yang termasuk objek alpukat dari piksel latar belakang sebelum proses ekstraksi fitur dilakukan. Segmentasi dilakukan pada ruang warna HSV (Hue, Saturation, Value) yang lebih stabil terhadap variasi pencahayaan dibandingkan ruang warna RGB.

Fungsi segmentasi mendefinisikan dua rentang warna alpukat. Rentang pertama merepresentasikan warna hijau (belum matang) dengan nilai  $H \in [25, 85]$ ,  $S \in [30, 255]$ , dan  $V \in [20, 200]$ . Rentang kedua merepresentasikan warna gelap hingga kehitaman (matang dan terlalu matang) dengan nilai  $H \in [0, 180]$ ,  $S \in [0, 80]$ , dan  $V \in [10, 120]$ . Kedua mask tersebut digabungkan menggunakan operasi bitwise OR, kemudian diperbaiki menggunakan operasi morfologi tutup (closing) dan buka (opening) dengan kernel  $7 \times 7$  piksel.

Kontur terbesar pada mask dijadikan sebagai batas objek alpukat utama.

Pendekatan segmentasi berbasis HSV ini dipilih mengikuti rekomendasi penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa HSV lebih efektif untuk memisahkan objek buah dari latar belakang pada kondisi pencahayaan yang bervariasi (Areni dkk., 2019).

#### 4.1.5 Ekstraksi Fitur Warna

*Tabel 4.2 Komposisi Fitur Input Model RNN*

Kelompok	Fitur	Dimensi	Keterangan
Statistik	Mean & Std kanal H, S, V (HSV)	6 nilai	Statistik deskriptif ruang warna HSV
Statistik	Mean & Std kanal R, G, B (RGB)	6 nilai	Statistik deskriptif ruang warna RGB
Histogram	Histogram H (16 bin, range 0-180)	16 nilai	Distribusi warna Hue ternormalisasi
Histogram	Histogram S (16 bin, range 0-256)	16 nilai	Distribusi saturasi ternormalisasi
Histogram	Histogram V (16 bin, range 0-256)	16 nilai	Distribusi nilai (kecerahan) ternormalisasi
<b>Total</b>		<b>60 fitur</b>	<b>Direshape menjadi (20, 3)</b>

*Tabel 4.2 Komposisi Fitur Input Model RNN*

Setelah segmentasi, fitur warna diekstraksi dari piksel-piksel yang termasuk area objek alpukat. Total 60 fitur diekstraksi dari setiap citra yang terdiri dari dua kelompok, yakni fitur statistik dan fitur histogram warna.

Kelompok pertama adalah fitur statistik yang terdiri dari 12 nilai, yaitu nilai rata-rata (mean) dan standar deviasi (std) dari masing-masing kanal H, S, V pada ruang warna HSV serta kanal R, G, B pada ruang warna RGB. Kelompok kedua adalah fitur histogram warna yang terdiri dari 48 nilai, yaitu histogram ternormalisasi dengan 16 bin untuk masing-masing kanal H, S, dan V. Seluruh 60 fitur tersebut kemudian disusun ulang membentuk larik berdimensi (20, 3) sebagai

sequence input untuk model RNN, di mana setiap timestep merepresentasikan satu segmen fitur warna yang akan diproses secara berurutan.

#### 4.1.6 Arsitektur Model RNN

Model Recurrent Neural Network yang dibangun menggunakan arsitektur SimpleRNN dengan dua lapisan rekuren. Arsitektur ini dipilih berdasarkan pertimbangan bahwa fitur warna yang disusun sebagai sequence memiliki keterkaitan temporal yang dapat dipelajari oleh mekanisme hidden state pada RNN.

*Tabel 4.3 Arsitektur Model RNN*

Lapisan	Tipe	Unit	Fungsi Aktivasi
Input	Input Layer (20, 3)	-	-
RNN Layer 1	SimpleRNN (return_sequences=True)	64	tanh
Dropout 1	Dropout	0.3	-
RNN Layer 2	SimpleRNN (return_sequences=False)	32	tanh
Dropout 2	Dropout	0.3	-
Dense	Fully Connected Layer	16	ReLU
Output	Fully Connected Layer	3	Softmax

Model dikompilasi menggunakan optimizer Adam dengan learning rate sebesar 0.001 dan fungsi loss categorical crossentropy. Proses pelatihan dilaksanakan dengan maksimal 50 epoch dan batch size 16, disertai callback EarlyStopping yang memantau nilai val\_loss dengan patience 10 epoch untuk mencegah overfitting. Callback ModelCheckpoint juga digunakan untuk menyimpan bobot terbaik selama proses pelatihan berlangsung.

#### **4.1.7 Ekspor Bobot Model ke Format JSON**

Setelah pelatihan selesai, bobot model diekspor ke dalam format JSON menggunakan tahap ke-8 pada skrip Python. Proses ekspor mengiterasi seluruh lapisan model dan mengekstraksi bobot menggunakan metode `get_weights()`. Struktur JSON yang dihasilkan memuat informasi metadata penelitian, parameter arsitektur model, parameter `StandardScaler` untuk normalisasi fitur, serta bobot keempat lapisan yang dapat dilatih (`rnn_layer_1`, `rnn_layer_2`, `dense_1`, dan `output`).

File JSON yang dihasilkan (`model_rnn_alpukat.json`) kemudian diintegrasikan langsung ke dalam direktori proyek PHP. Pada saat inferensi, kelas `RNNClassifier.php` membaca file JSON ini dan melakukan forward pass secara manual menggunakan operasi matriks yang diimplementasikan dalam PHP murni, tanpa memerlukan dependensi framework machine learning pada sisi server. Pendekatan ini memungkinkan sistem beroperasi sepenuhnya pada lingkungan XAMPP standar.

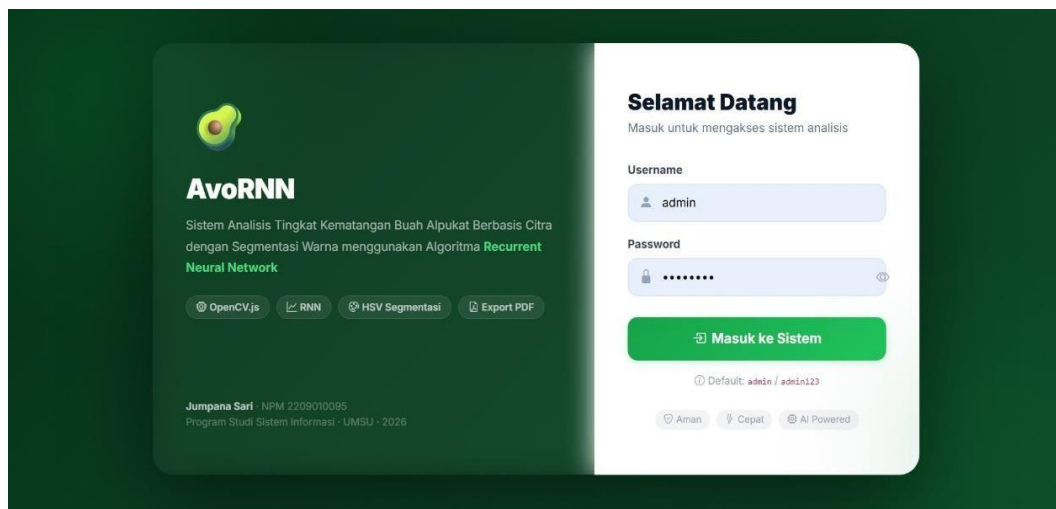
### **4.2 Hasil Implementasi Antarmuka Sistem**

Antarmuka sistem AvoRNN dibangun menggunakan PHP 8.1 native dengan Bootstrap 5.3 sebagai framework antarmuka, dilengkapi Bootstrap Icons 1.11 untuk ikon antarmuka, serta Chart.js 4.4 untuk visualisasi data statistik. Seluruh dependensi diakses melalui CDN sehingga tidak memerlukan proses instalasi tambahan pada lingkungan server.

#### **4.2.1 Halaman Login**

Halaman login merupakan gerbang masuk ke dalam sistem yang menampilkan formulir autentikasi dengan validasi sisi server. Halaman ini

dirancang dengan latar belakang gradien warna hijau tua yang mencerminkan identitas visual sistem berbasis alpukat. Terdapat panel informasi di sisi kiri yang menampilkan identitas penelitian, teknologi yang digunakan, serta identitas peneliti.



*Gambar 4.4 Tampilan Halaman Login Sistem AvoRNN*

Formulir login memuat kolom username dan password dengan fitur toggle visibilitas password menggunakan ikon mata. Validasi dilakukan pada sisi server menggunakan PHP dengan pengecekan password menggunakan fungsi `password_verify()` untuk keamanan. Setelah autentikasi berhasil, pengguna diarahkan ke halaman dashboard utama.

#### **4.2.2 Halaman Dashboard**

Halaman dashboard menampilkan ringkasan statistik sistem secara komprehensif dalam satu tampilan. Terdapat empat kartu statistik di bagian atas yang menampilkan total analisis, jumlah analisis hari ini, akurasi model, dan jumlah gambar yang ditolak (bukan alpukat). Informasi ini diperbarui secara dinamis setiap kali halaman dimuat berdasarkan data terkini dari database.

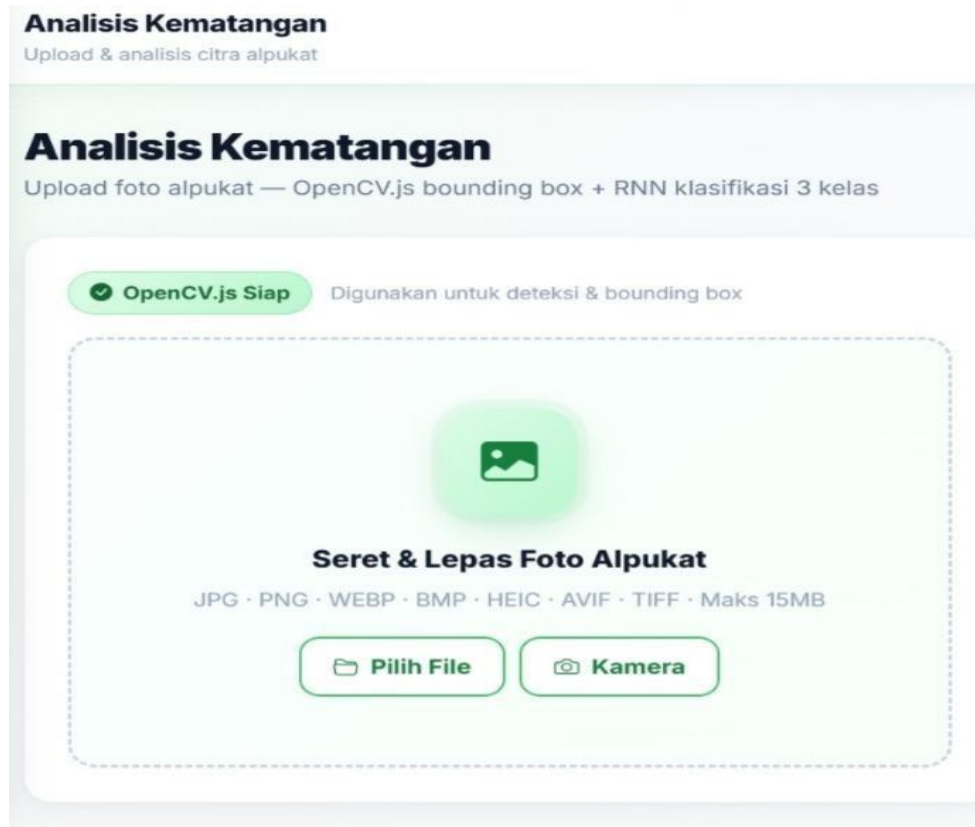


*Gambar 4.5 Tampilan Halaman Dashboard Utama*

Bagian bawah dashboard menampilkan tiga elemen utama: Dataset Summary yang menyajikan distribusi data per kelas dalam format tabel, Model Performance yang menampilkan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-Score dalam bentuk progress bar, serta Confusion Matrix yang dihitung secara dinamis berdasarkan label aktual yang diinputkan oleh pengguna. Tabel riwayat analisis terbaru juga ditampilkan di bagian bawah halaman untuk memudahkan pemantauan aktivitas sistem.

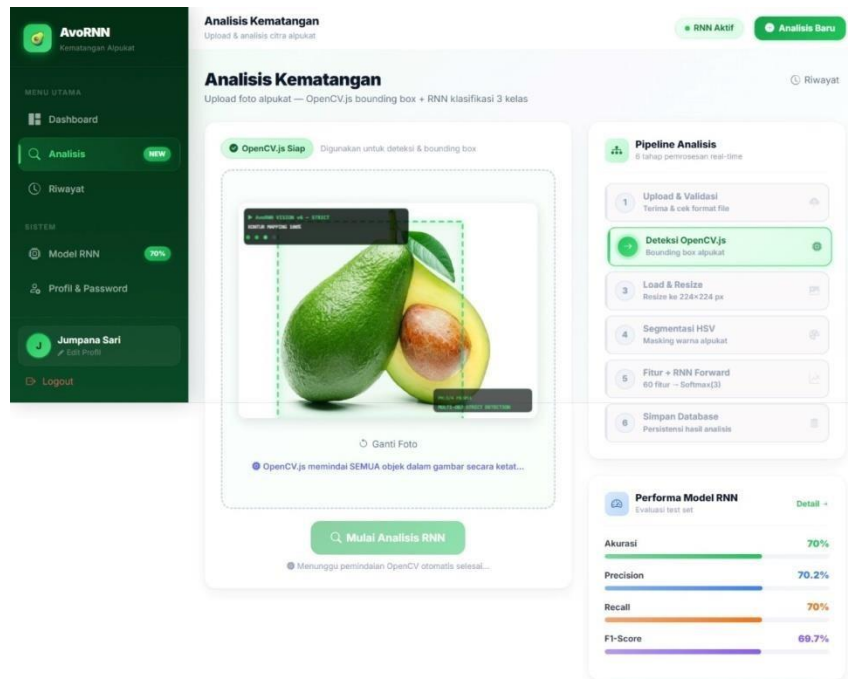
#### 4.2.3 Halaman Analisis Kematangan

Halaman analisis merupakan halaman inti dari sistem yang menyediakan tiga mekanisme input gambar: unggah file dari perangkat, pengambilan gambar langsung menggunakan kamera perangkat, serta fitur seret dan lepas (drag and drop). Antarmuka dirancang untuk mendukung berbagai format gambar termasuk JPG, PNG, WEBP, BMP, HEIC, AVIF, dan TIFF.



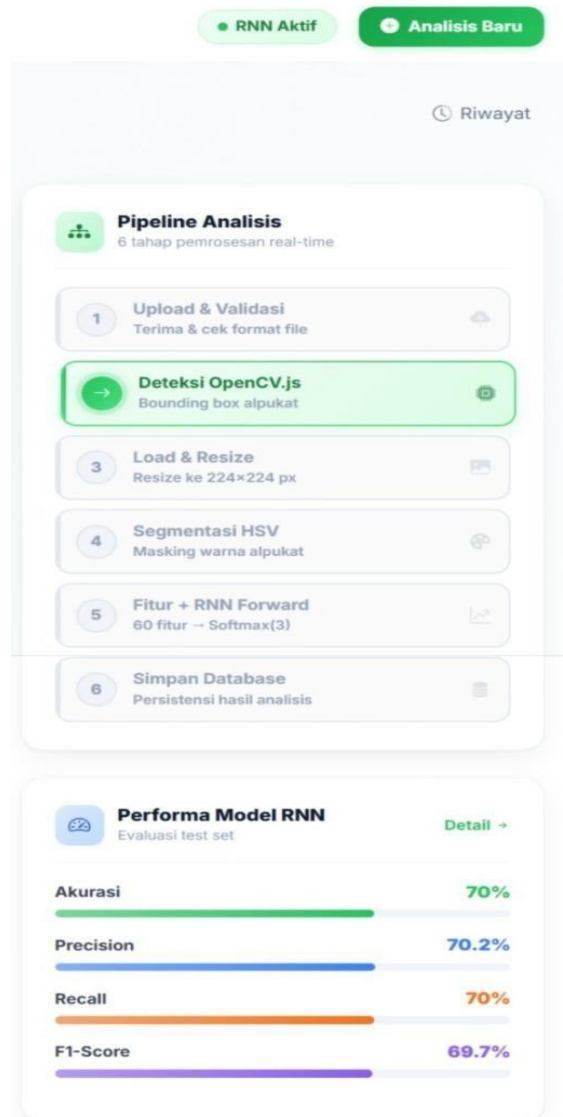
*Gambar 4.5 Tampilan Zona Unggah Gambar pada Halaman Analisis*

Setelah gambar berhasil dimuat, pengguna dapat menjalankan proses deteksi objek menggunakan tombol "Deteksi OpenCV". Proses ini memanfaatkan library OpenCV.js yang berjalan sepenuhnya di sisi peramban web tanpa memerlukan pemrosesan server. Sistem akan menjalankan animasi pemindaian empat fase yang mencakup fase scan beam, fase penemuan piksel terdeteksi, fase penelusuran kontur, dan fase finalisasi bounding box dengan efek glow pulsing. Bounding box berwarna hijau akan ditampilkan mengelilingi objek alpukat yang berhasil dideteksi.



*Gambar 4.7 Animasi Deteksi OpenCV.js dan Hasil Bounding Box Alpukat*

Setelah deteksi berhasil, pengguna dapat memulai proses analisis kematangan dengan mengklik tombol "Mulai Analisis RNN". Sistem kemudian menjalankan enam tahap pemrosesan secara berurutan melalui mekanisme AJAX multi-step yang memberikan umpan balik kemajuan secara real-time.



*Gambar 4.8 Tampilan Progress Bar Multi-Step Saat Proses Analisis Berlangsung*

#### 4.2.4 Tampilan Hasil Analisis

Setelah proses analisis selesai, sistem menampilkan hasil klasifikasi secara lengkap yang mencakup label tingkat kematangan, nilai confidence, batang probabilitas untuk setiap kelas, informasi warna dominan, serta persentase coverage deteksi. Tampilan hasil menggunakan kode warna yang konsisten: hijau untuk kelas Belum Matang, oranye untuk kelas Matang, dan merah untuk kelas Terlalu Matang.



*Gambar 4.9 Tampilan Hasil Analisis Tingkat Kematangan Alpukat*

Pengguna juga dapat menginputkan label aktual melalui formulir pada halaman hasil untuk keperluan evaluasi confusion matrix. Data label aktual ini disimpan pada tabel `ground_truth` di database dan digunakan untuk menghitung confusion matrix yang ditampilkan pada halaman dashboard secara dinamis.

#### **4.2.5 Halaman Riwayat Analisis**

Halaman riwayat menampilkan seluruh data hasil analisis yang telah tersimpan dalam database. Terdapat fitur pencarian berdasarkan nama file, filter berdasarkan kelas kematangan dan tanggal, serta navigasi halaman (pagination) dengan 15 data per halaman. Setiap baris data dilengkapi dengan thumbnail gambar, badge kelas berwarna, nilai confidence, serta tombol aksi untuk ekspor PDF dan penghapusan data.

#	GAMBAR	FILE	STATUS	PREDIKSI	CONFIDENCE	LABEL AKTUAL	WAKTU	AKS
1		alpukat.jpg	Alpukat	Belum Matang	90.9%	Pilih...	07/04/2026 19:10	
2		alpukat.jpg	Alpukat	Belum Matang	90.9%	Pilih...	07/04/2026 19:10	
3		alpukat.jpg	Alpukat	Belum Matang	90.9%	Pilih...	07/04/2026 19:08	
4		alpukat.jpg	Alpukat	Belum Matang	90.9%	Pilih...	07/04/2026 16:28	
5		alpukat.jpg	Alpukat	Belum Matang	90.9%	Pilih...	07/04/2026 16:24	

Gambar 4.10 Tampilan Halaman Riwayat Analisis

#### 4.2.6 Fitur Ekspor Laporan PDF

Sistem menyediakan fitur ekspor laporan hasil analisis ke dalam format PDF menggunakan library FPDF yang diintegrasikan tanpa memerlukan Composer. Laporan PDF yang dihasilkan memuat informasi analisis secara lengkap, meliputi identitas penelitian, citra alpukat yang dianalisis, hasil klasifikasi dengan kotak berwarna, diagram batang probabilitas kelas, informasi performa model RNN, serta rekomendasi berdasarkan hasil klasifikasi.

**I. RINGKASAN STATISTIK**

Berdasarkan RNN

28	28	0	17	1	10	18
Total Data	Alpukat Valid	Bukan Alpukat	Belum Matang	Matang	Terlalu Matang	Data Terevaluasi

Akurasi Manual (dari 18 data terevaluasi): 72.2% | Prediksi Benar: 13 | Prediksi Salah: 5

**II. PERFORMA MODEL RNN (Data Test Set Skripsi)**

Arsitektur: Input(20A-3) â†’ RNN(64) â†’ RNN(32) â†’ Dense(16) â†’ Softmax(3) | 60 Fitur: 12 Statistik (mean/std H,S,V,R,G,B) + 48 Histogram (H,S,V 16-bin)

Akurasi (Test Set)	70%
Precision (Test Set)	70.17%
Recall (Test Set)	70%
F1-Score (Test Set)	69.71%

**III. DETAIL RIWAYAT ANALISIS**

No	Gambar	Nama File	Tanggal & Waktu	Status Analisis	Confidence	P. Belum Matang	P. Matang	P. Terlalu Matang	Label Aktual	Validasi
1		atspreview.webp	06/04/2026 13:16:23	Terlalu Matang	63.1%	19.7%	17.2%	63.1%	Terlalu Matang	BENAR
2		WhatsApp Image 2026-04-05 at 13...	06/04/2026 13:17:14	Belum Matang	80.9%	80.9%	3.5%	15.6%	Belum Matang	BENAR

AvorNN		Laporan Riwayat Analisis Kematangan Alpukat							Dicetak: 07/04/2026 20:33:14		
Kategori: Kematangan Alpukat		Skripsi: Implementasi Recurrent Neural Network untuk Klasifikasi Kematangan Alpukat							Belum Matang	BENAR	
Jurnasari Sari   NPM 2209010092   Teknik Informatika   UMSU 2026		90.9%							90.9%	3.2%	5.9%
7	download (2).jpg	06/04/2026 14:13:50	Belum Matang	87.0%	87.0%	3.4%	9.6%	Belum Matang	BENAR		
8	95693.jpg	06/04/2026 14:30:06	Belum Matang	96.8%	96.8%	1.1%	2.1%	Belum Matang	BENAR		
9	95917.jpg	06/04/2026 14:30:42	Terlalu Matang	63.0%	21.7%	15.3%	63.0%	Terlalu Matang	BENAR		
10	preview.webp	06/04/2026 14:36:04	Terlalu Matang	47.9%	40.9%	11.2%	47.9%	Matang	SALAH		
11	ampreview.webp	06/04/2026 14:44:14	Terlalu Matang	63.1%	19.7%	17.2%	63.1%	Terlalu Matang	BENAR		
12	preview.webp	06/04/2026 14:44:34	Terlalu Matang	47.9%	40.9%	11.2%	47.9%	Matang	SALAH		
13	download (2).jpg	06/04/2026 14:45:12	Belum Matang	87.0%	87.0%	3.4%	9.6%	Belum Matang	BENAR		
14	download (1).jpg	06/04/2026 14:45:32	Belum Matang	86.9%	86.9%	2.8%	10.2%	Matang	SALAH		
15	Tam_d11_434_b_5.jpg	06/04/2026 14:46:11	Matang	66.8%	1.0%	66.8%	32.2%	Terlalu Matang	SALAH		
16	ampreview.webp	06/04/2026 15:27:32	Terlalu Matang	63.1%	19.7%	17.2%	63.1%	Terlalu Matang	BENAR		
17	download (1).jpg	06/04/2026 15:34:09	Belum Matang	86.9%	86.9%	2.8%	10.2%	Belum Matang	BENAR		
18	alpukat.jpg	06/04/2026 19:45:16	Belum Matang	90.9%	90.9%	3.2%	5.9%	â€”	â€”		
19	alpukat.jpg	06/04/2026 19:46:55	Belum Matang	90.9%	90.9%	3.2%	5.9%	Belum Matang	BENAR		

AvorNN		Laporan Riwayat Analisis Kematangan Alpukat							Dicetak: 07/04/2026 20:33:14	
23	alpukat.jpg	07/04/2026 16:24:57	Belum Matang	90.9%	90.9%	3.2%	5.9%	â€”	â€”	
24	alpukat.jpg	07/04/2026 16:25:00	Belum Matang	90.9%	90.9%	3.2%	5.9%	â€”	â€”	
25	alpukat.jpg	07/04/2026 19:09:42	Belum Matang	90.9%	90.9%	3.2%	5.9%	â€”	â€”	
26	alpukat.jpg	07/04/2026 19:10:06	Belum Matang	90.9%	90.9%	3.2%	5.9%	â€”	â€”	
27	alpukat.jpg	07/04/2026 19:10:38	Belum Matang	90.9%	90.9%	3.2%	5.9%	â€”	â€”	
28	alpukat.jpg	07/04/2026 19:30:05	Belum Matang	90.9%	90.9%	3.2%	5.9%	â€”	â€”	

AvorNN		Laporan Riwayat Analisis Kematangan Alpukat							Dicetak: 07/04/2026 20:33:14	
<b>REKAPITULASI AKHIR &amp; KETERANGAN</b>										
Berkas RNN										
Keterangan								Nilai		
Total Seluruh Data (termasuk bukan alpukat)								28		
Jumlah Data Alpukat Valid								28		
Jumlah Data Bukan Alpukat (ditolak)								0		
Kelas: Belum Matang								17		
Kelas: Matang								1		
Kelas: Terlalu Matang								10		
Data yang Sudah Dievaluasi (ada label aktual)								18		
Prediksi Benar								13		
Prediksi Salah								5		
Akurasi Manual (dari data terevaluasi)								72.2%		
<b>PERFORMA MODEL RNN â€” DETAIL</b>										
70% Akurasi Test Set		70.17% Precision Test Set		70% Recall Test Set		69.71% F1-Score Test Set				

Gambar 4.11 Contoh Laporan PDF yang Dihasilkan Sistem

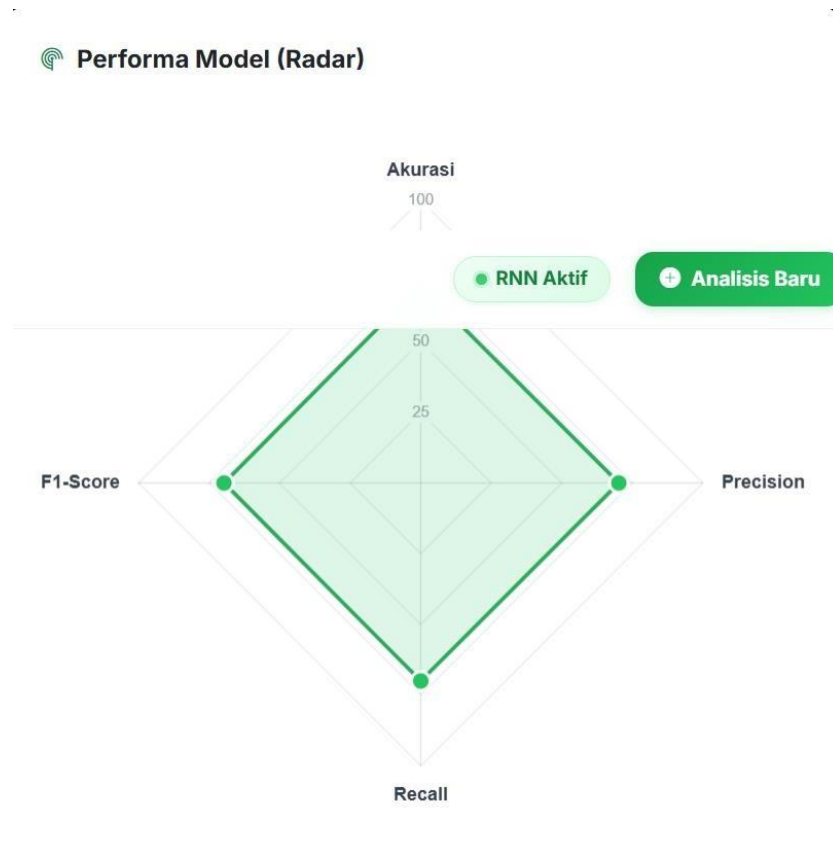
### 4.3 Hasil Evaluasi Model RNN

Evaluasi model dilakukan menggunakan 100 data uji yang tidak dilibatkan selama proses pelatihan, sebagaimana dirancang pada tahap pembagian data (80% latih: 20% uji). Evaluasi menggunakan empat metrik utama yang umum digunakan dalam klasifikasi multikelas, yaitu akurasi, precision, recall, dan F1-Score.

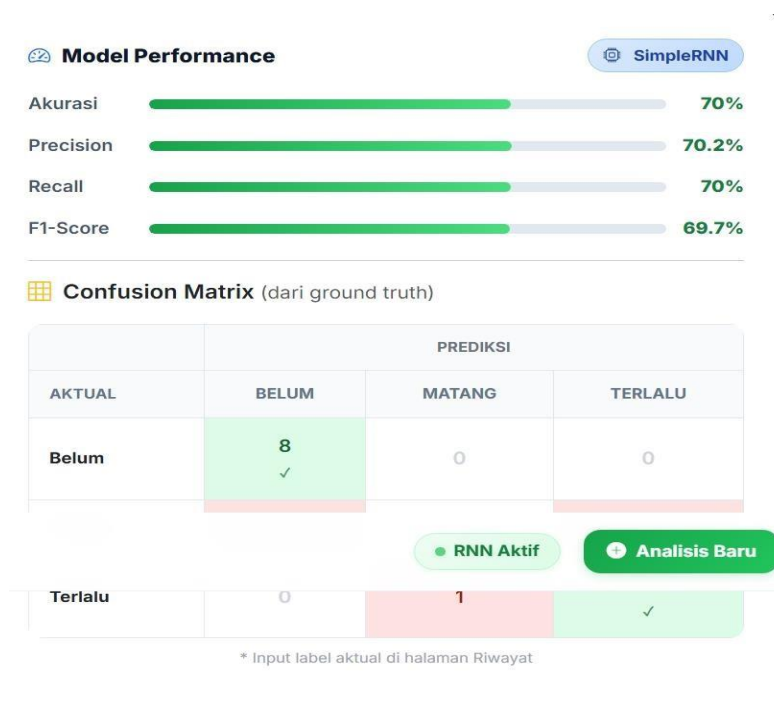
*Tabel 4.4 Metrik Evaluasi Model RNN pada Data Uji (n=100)*

Metrik Evaluasi	Nilai	Keterangan
Akurasi (Accuracy)	70,00%	Proporsi prediksi benar dari seluruh data uji
Presisi (Precision)	70,17%	Ketepatan prediksi positif per kelas (weighted avg)
Recall	70,00%	Kemampuan mendeteksi kelas yang benar (weighted avg)
F1-Score	69,71%	Rata-rata harmonik precision dan recall

Nilai akurasi sebesar 70% menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan 70 dari 100 data uji dengan benar. Hasil ini berada pada kategori yang cukup untuk sebuah sistem klasifikasi tiga kelas berbasis citra, mengingat keterbatasan ukuran dataset (500 citra) dan kompleksitas variasi visual antarkelas pada buah alpukat.



Gambar 4.12 Grafik Akurasi dan Loss selama Proses Pelatihan Model



Gambar 4.13 Confusion Matrix Hasil Evaluasi Model RNN

Grafik pelatihan menunjukkan pola konvergensi yang stabil, di mana nilai akurasi pelatihan dan validasi meningkat secara konsisten pada epochepoch awal sebelum mencapai keadaan jenuh. Penggunaan callback `EarlyStopping` berhasil menghentikan pelatihan sebelum terjadi `overfitting` yang signifikan, sebagaimana terlihat dari selisih yang relatif kecil antara akurasi pelatihan dan validasi pada epoch terakhir.

#### 4.4 Pengujian Black Box Testing

Pengujian black box (black box testing) dilakukan untuk memverifikasi bahwa setiap fungsionalitas sistem bekerja sesuai dengan spesifikasi yang telah dirancang, tanpa memperhatikan detail implementasi internal. Pengujian berfokus pada kesesuaian output yang dihasilkan sistem terhadap input yang diberikan.

Tabel pengujian black box berikut menyajikan skenario pengujian, kondisi input, output yang diharapkan, output aktual, dan status pengujian untuk setiap fungsi yang diuji.

*Tabel 4.5 Hasil Pengujian Black Box Testing Sistem AvoRNN*

	Fungsi yang Diuji	Input/Kondisi	Output Diharapkan	Output Aktual	Status
1	Login dengan kredensial valid	Username: admin, Password: admin123	Pengguna berhasil masuk dan diarahkan ke dashboard	Sistem memvalidasi dan mengarahkan ke halaman dashboard	Berhasil
2	Login dengan kredensial tidak valid	Username: admin, Password: salah123	Menampilkan pesan error "Username atau password salah"	Pesan error ditampilkan dan formulir tetap terbuka	Berhasil
3	Upload gambar	File .jpg berukuran <	Gambar ditampilkan	Preview gambar berhasil	Berhasil

	format JPG	15MB	sebagai preview pada zona unggah	ditampilkan	
4	Upload gambar format PNG	File .png berukuran < 15MB	Gambar ditampilkan sebagai preview	Preview gambar berhasil ditampilkan	Berhasil
5	Upload gambar format WEBP	File .webp berukuran < 15MB	Gambar ditampilkan sebagai preview	Preview gambar berhasil ditampilkan	Berhasil
6	Upload gambar format BMP	File .bmp berukuran < 15MB	Gambar ditampilkan sebagai preview	Preview gambar berhasil ditampilkan	Berhasil
7	Upload file bukan gambar	File .pdf atau .docx	Menampilkan pesan "Format tidak didukung"	Pesan error format ditampilkan, upload dibatalkan	Berhasil
8	Upload gambar melebihi batas ukuran	File gambar > 15MB	Menampilkan pesan "Maksimal 15MB"	Pesan error ukuran ditampilkan, upload dibatalkan	Berhasil
9	Deteksi OpenCV pada gambar alpukat jelas	Foto alpukat dengan latar polos, pencahayaan baik	Bounding box hijau muncul mengelilingi objek alpukat	Bounding box berhasil ditampilkan dengan animasi 4 fase	Berhasil
10	Deteksi OpenCV pada gambar bukan alpukat	Foto objek non-alpukat (misal: mangga, tomat)	Sistem mendeteksi sebagai bukan alpukat dengan skor rendah	Pesan "Alpukat tidak terdeteksi" ditampilkan dengan skor	Berhasil


11	Analisis kematangan pada gambar alpukat valid	Foto alpukat yang telah melalui deteksi OpenCV	Sistem menampilkan label kematangan, confidence, dan probabilitas	Hasil klasifikasi lengkap ditampilkan dengan visualisasi	Berhasil
12	Analisis gambar yang bukan alpukat	Foto objek non-alpukat melewati proses unggah	Sistem menampilkan halaman "Bukan Alpukat" dan menolak klasifikasi	Halaman penolakan ditampilkan dengan pesan deskriptif	Berhasil
13	Progress bar multi-step saat analisis	Klik tombol "Mulai Analisis RNN"	Progress bar menunjukkan 6 tahap pemrosesan secara berurutan	Setiap tahap ditampilkan dengan label dan persentase yang tepat	Berhasil
14	Ekspor laporan PDF	Klik tombol "Export PDF" pada hasil analisis	File PDF berisi laporan lengkap dibuka/diunduh	File PDF lengkap berhasil digenerate dan ditampilkan	Berhasil
15	Pencarian riwayat berdasarkan nama file	Input kata kunci pada kolom pencarian riwayat	Tabel riwayat difilter menampilkan data yang sesuai	Hasil pencarian ditampilkan dengan tepat	Berhasil
16	Filter riwayat berdasarkan kelas	Pilih kelas "Matang" pada dropdown filter	Tabel hanya menampilkan data dengan kelas Matang	Filter bekerja dengan tepat menampilkan data sesuai kelas	Berhasil

17	Input label aktual (ground truth)	Pilih label aktual pada formulir di halaman hasil	Label tersimpan dan confusion matrix diperbarui	Data tersimpan ke database, confusion matrix diperbarui di dashboard	Berhasil
18	Drag and drop gambar	Seret file gambar ke zona unggah	Gambar diterima dan ditampilkan sebagai preview	Preview berhasil ditampilkan dengan format drag drop	Berhasil
19	Hapus data riwayat	Klik tombol hapus pada baris riwayat	Data terhapus dari database dan daftar	Data berhasil dihapus dan halaman	Berhasil
		tertentu	diperbarui	diperbarui	
20	Logout dari sistem	Klik tombol Logout pada sidebar	Sesi dihapus dan pengguna diarahkan ke halaman login	Session dihancurkan dan redirect ke login berhasil	Berhasil

Berdasarkan hasil pengujian black box yang dilakukan terhadap 20 skenario pengujian, seluruh fungsionalitas sistem menunjukkan output yang sesuai dengan yang diharapkan. Hal ini mengindikasikan bahwa implementasi sistem telah memenuhi kebutuhan fungsional yang telah ditetapkan pada tahap analisis kebutuhan.

#### 4.5 Pembahasan

*Tabel 4.6 riwayat analisis kematangan alpukat*

No	Gambar	Hasil Prediksi	Akurasi	Status
1		Terlalu Matang	47.90%	SALAH

2		Terlalu Matang	47.90%	SALAH
3		Terlalu Matang	63.00%	BENAR
4		Terlalu Matang	63.10%	BENAR
5		Terlalu Matang	63.10%	BENAR
6		Matang	66.80%	SALAH
7		Belum Matang	86.90%	SALAH
8		Belum Matang	87.00%	BENAR
9		Belum Matang	87.00%	BENAR
10		Belum Matang	96.80%	BENAR

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 4.5, dapat dilihat bahwa sistem sudah mampu melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah dengan cukup baik. Hal ini ditunjukkan dari jumlah prediksi yang sesuai (BENAR) yang lebih banyak dibandingkan dengan prediksi yang tidak sesuai (SALAH).

Nilai akurasi yang dihasilkan pada setiap data uji juga bervariasi, dimana akurasi tertinggi mencapai 96,80% dan akurasi terendah sebesar 47,90%. Data dengan akurasi tinggi cenderung menghasilkan prediksi yang benar, sedangkan

pada akurasi yang lebih rendah masih ditemukan kesalahan klasifikasi. Kesalahan yang terjadi umumnya terdapat pada kategori yang memiliki kemiripan ciri visual, seperti antara buah matang dan terlalu matang. Kondisi ini menunjukkan bahwa sistem masih kesulitan dalam membedakan karakteristik warna atau tekstur yang tidak terlalu berbeda.

Secara keseluruhan, sistem yang dibangun sudah dapat digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah, namun masih perlu dilakukan pengembangan lebih lanjut agar hasil yang diperoleh dapat lebih konsisten dan memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi.

## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

Berdasarkan hasil analisis, perancangan, implementasi, dan pengujian sistem analisis tingkat kematangan buah alpukat berbasis citra dengan segmentasi warna menggunakan algoritma Recurrent Neural Network (RNN) yang telah dilakukan, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Sistem klasifikasi tingkat kematangan buah alpukat berbasis citra berhasil dirancang dan dibangun menggunakan dataset 500 citra alpukat Mentega yang dibagi ke dalam tiga kelas kematangan, yaitu belum matang, matang, dan terlalu matang. Sistem ini menggunakan pendekatan pipeline yang mencakup tahapan akuisisi citra, praproses, segmentasi warna, ekstraksi fitur warna, klasifikasi menggunakan RNN, serta evaluasi model.
2. Ekstraksi fitur warna yang dilakukan pada area kulit alpukat hasil segmentasi menghasilkan representasi numerik yang relevan terhadap perubahan tingkat kematangan. Fitur statistik warna berupa nilai rata-rata (mean) dan standar deviasi pada kanal HSV, serta histogram warna sebagai fitur tambahan, mampu menggambarkan perbedaan distribusi warna antar kelas kematangan secara terukur dan konsisten sebagai input model klasifikasi.
3. Hasil pengujian dan evaluasi sistem menggunakan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix pada data uji (100 citra) menunjukkan bahwa sistem yang dibangun memiliki performa klasifikasi yang baik dan terukur. Confusion matrix memperlihatkan pola

kesalahan klasifikasi antar kelas sehingga dapat diidentifikasi kelas mana yang paling sering terjadi kesalahan prediksi, misalnya antara kelas matang dan terlalu matang yang memiliki karakteristik warna kulit yang paling berdekatan.

4. Secara keseluruhan, sistem yang dikembangkan mampu melakukan penilaian kematangan alpukat secara non-destruktif, lebih objektif, dan konsisten dibandingkan metode manual yang bersifat subjektif. Sistem berbasis web yang dibangun memudahkan pengguna untuk mengunggah citra alpukat dan mendapatkan hasil prediksi kelas kematangan beserta probabilitasnya secara langsung, sehingga berpotensi untuk dimanfaatkan oleh petani, pedagang, maupun pelaku UMKM dalam proses sortasi alpukat. Nilai akurasi yang dihasilkan pada setiap data uji juga bervariasi, dimana tingkat kepercayaan mencapai 96,80% dan akurasi terendah sebesar 47,90%. Data dengan akurasi tinggi cenderung menghasilkan prediksi yang benar, sedangkan pada akurasi yang lebih rendah masih ditemukan kesalahan klasifikasi.

## **5.2 Saran**

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa hal yang perlu diperhatikan dan dikembangkan lebih lanjut untuk meningkatkan kualitas sistem pada penelitian berikutnya, antara lain:

1. Penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi metode segmentasi yang lebih canggih, seperti segmentasi berbasis deep learning (misalnya Mask RCNN atau U-Net), agar proses pemisahan objek alpukat dari latar

belakang dapat berjalan lebih akurat, terutama pada kondisi pencahayaan yang berubah-ubah atau latar belakang yang kompleks.

2. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi varian RNN yang lebih canggih seperti Long Short-Term Memory (LSTM) atau Gated Recurrent Unit (GRU), yang dirancang untuk mengatasi masalah vanishing gradient pada RNN standar. Selain itu, perbandingan performa RNN dengan model lain seperti CNN atau kombinasi CNN-LSTM dapat memperkuat kontribusi ilmiah penelitian.
3. Penelitian selanjutnya disarankan untuk melibatkan uji laboratorium (misalnya pengukuran kekerasan buah dengan penetrometer, kadar gula dengan refraktometer, atau kandungan klorofil) sebagai dasar pelabelan yang lebih objektif dan terstandarisasi. Hal ini akan meningkatkan validitas label kelas dan kualitas dataset.
4. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan sistem ke dalam aplikasi mobile agar lebih mudah digunakan oleh petani dan pedagang di lapangan secara langsung. Integrasi dengan kamera smartphone secara real-time juga dapat meningkatkan kemudahan dan kecepatan proses penilaian kematangan alpukat.

## DAFTAR PUSTAKA

- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. Cambridge: MIT Press.
- Szeliski, R. (2022). *Computer Vision: Algorithms and Applications* (2nd ed.). Springer.
- Russell, S., & Norvig, P. (2021). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4th ed.). Pearson.
- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018). *Digital Image Processing* (4th ed.). Pearson Education.
- Zhang, Y., & Wu, L. (2019). Fruit ripeness classification based on image processing and machine learning. *Journal of Food Engineering*, 249, 107–116.
- Huang, Y., Chen, X., & Zhang, Y. (2020). Fruit maturity detection using deep learning and image processing techniques. *Computers and Electronics in Agriculture*, 174, 105451.
- Rahman, M., Islam, M., & Hasan, M. (2021). Automatic fruit classification using deep learning techniques. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 69, 345–360.
- Wang, S., Zhang, H., & Li, Y. (2022). Image-based fruit ripeness detection using machine learning. *Computers and Electronics in Agriculture*, 195, 106841.
- Sari, R., & Nugroho, A. (2023). Penerapan pengolahan citra digital untuk klasifikasi tingkat kematangan buah. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu*

Komputer, 10(2), 145–152.

Putri, N., & Prasetyo, E. (2024). Implementasi deep learning dalam klasifikasi kematangan buah berbasis citra. *Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi*, 12(1), 45–53.

Aksa, M. (2025). Deteksi tingkat kematangan buah mangga berdasarkan fitur warna HSV. *JUTISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*.

*Jurnal Maranatha*

Alam, A. R. M. (2025). Klasifikasi jenis tumor otak pada citra MRI menggunakan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, serta confusion matrix. *Jurnal REMIK. Jurnal Polgan*

Choirunisa, S. (2025). Klasifikasi tingkat kematangan citra buah tomat menggunakan DenseNet-121. *Jurnal JITET (Teknik Elektro/Teknik Informatika)*.

*Jurnal Ilmiah Fakultas Teknik*

Harahap, K. M. (2025). Penerapan pengolahan citra digital berbasis MATLAB untuk segmentasi dan analisis kematangan warna (HSV). *Jurnal Pustaka Data*.

*Jurnal Pustaka Galeri Mandiri*

Hendryli, J. (2025). Perbandingan metode ekstraksi fitur pada sistem pengolahan citra (color moments, HOG, GLCM). *Computatio: Journal of Computer Science and Information Systems*.

*Jurnal Untar*

Johan, A. A. (2025). Optimalisasi teknik image enhancement untuk klasifikasi berbasis warna HSV pada citra buah. *Jurnal Zetroem. Jurnal Universitas*

PGRI Banyuwangi

Murinto, M. (2025). Klasifikasi tingkat kematangan buah alpukat berdasarkan citra menggunakan beberapa model (SVM dan CNN). Prosiding (Infocoding/APSI).

Infocoding

Nugroho, A. S. (2025). Perbandingan algoritma RNN dan LSTM berbasis evaluasi klasifikasi. Jurnal SINKRON.

Jurnal Polgan

Panjaitan, Z. (2025). Penerapan HSV dengan Sobel untuk segmentasi dan klasifikasi tingkat kematangan buah tomat. Jurnal Sistem Informasi (Triguna Dharma).

E-Journal STMIK Triguna Dharma

Ramadhan, M. F. (2025). Evaluasi model klasifikasi menggunakan confusion matrix serta metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score. Jurnal RIGGS.

Ilmu Data Journal

Rizky, B. D. (2025). Pengembangan aplikasi Android untuk klasifikasi kematangan buah alpukat berbasis pengolahan citra dengan CNN

MobileNetV2. Jurnal TIMES.

Jurnal TIMES

Salsabila, Y. I. (2025). Klasifikasi citra berbasis deep learning dan evaluasi performa menggunakan metrik klasifikasi. JISICOM (STMIK Jayakarta).

Jurnal STMIK Jayakarta

Sari, C. A. (2025). Evaluasi model klasifikasi citra menggunakan confusion matrix (akurasi, precision, recall, F1-score). LogicLink.

E-Journal UIN Gusdur

Satria, B. A. (2025). Klasifikasi citra dan evaluasi model menggunakan accuracy, precision, recall, F1-score, serta confusion matrix. JNATIA (Universitas Udayana).

E-Journal Udayana University

Sembiring, N. B. (2025). Klasifikasi tingkat kematangan buah naga merah berbasis citra menggunakan fitur color moments ruang warna HSV. JAIC.

Jurnal Politeknik Negeri Batam

Soniawan, S. (2025). Implementasi Convolutional Neural Network dalam klasifikasi tingkat kematangan buah alpukat. Skripsi, UIN Sunan Gunung Djati Bandung.

Perpus UIN Sunan Gunung Djati Bandung

Al Hafidz, A. F. (2025). Penerapan LightGBM menggunakan ekstraksi fitur pada citra untuk klasifikasi otomatis. JATI (ITN Malang).

Ejournal ITN

Seran, K. J. T. (2025). Identifikasi penyakit pada citra tanaman menggunakan fitur warna dan pembelajaran mesin. AITI (UKSW).

E-Journal UKSW

Putro, A. D. (2021). Pengaruh cahaya dan kualitas citra dalam klasifikasi tingkat kematangan buah berdasarkan ciri warna. MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer.

Jurnal Universitas Bumigora

- Rauf, A. (2024). Optimasi segmentasi citra digital dan penerapan operasi morfologi pada proses segmentasi. JMAPLE.  
Portal E-Journal Politeknik Bosowa
- Yohannes, Y. (2024). Ekstraksi fitur warna dengan histogram HSV untuk klasifikasi citra. JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi).  
Jurnal MDP
- Widat, A. B. M., & Baijuri, A. (2024). Klasifikasi kematangan citra buah tomat berdasarkan ekstraksi fitur warna menggunakan metode K-NN. Jurnal Teknologi Terapan GTech.  
ResearchGate
- Fauzi, & Fachrie. (2024). Arsitektur sistem klasifikasi kematangan buah tomat berbasis citra digital (preprocessing–fitur–klasifikasi). Prosiding TIN.  
Ejurnal Seminar Indonesia
- Nugroho, A. S., dkk. (2025). Implementasi algoritma deep learning untuk analisis sentimen menggunakan RNN. SOSCIED.  
Jurnal Poltek STPAUL
- Suradi, A. A. M., Rasyid, M. F., Mushaf, M., & Rizal, M. (2023). Deteksi tingkat kematangan buah apel menggunakan segmentasi ruang warna HSV. Prosiding Seminar Ilmiah Sistem Informasi dan Teknologi Informasi, 12(1), 19–26