

**IMPLEMENTASI GABOR FILTER DAN RANDOM FOREST  
UNTUK KLASIFIKASI KESEGARAN TOMAT  
BERDASARKAN CITRA TEKSTUR KULIT**

**SKRIPSI**

**DISUSUN OLEH**

**FAHIRA NURSYIFA**

**NPM. 2209020034**



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

**2026**

**IMPLEMENTASI GABOR FILTER DAN RANDOM FOREST UNTUK  
KLASIFIKASI KESEGARAN TOMAT BERDASARKAN CITRA  
TEKSTUR KULIT**

**SKRIPSI**

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer  
(S.Kom) dalam Program Studi Teknologi Informasi, pada Fakultas Ilmu Komputer  
dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara**

**FAHIRA NURSYIFA**

**NPM. 2209020034**

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

**MEDAN**

**2026**

**LEMBAR PENGESAHAN**

Judul Skripsi : IMPLEMENTASI GABOR FILTER DAN RANDOM  
FOREST UNTUK KLASIFIKASI KESEGERAN  
TOMAT BERDASARKAN CITRA TEKSTUR KULIT  
Nama Mahasiswa : FAHIRA NURSYIFA  
NPM : 2209020034  
Program Studi : TEKNOLOGI INFORMASI

Menyetujui  
Komisi Pembimbing



(Hevlie Winda Nazry S, S.Pd., M.Si.)  
NIDN. 0129079301

**Ketua Program Studi**



(Fatma Sari Hutagalung, S.Kom., M.Kom.)  
NIDN. 0117019301

**Dekan**



(Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom.)  
NIDN. 0127099201

**PERNYATAAN ORISINALITAS**

**IMPLEMENTASI GABOR FILTER DAN RANDOM FOREST UNTUK  
KLASIFIKASI KESEGERAN TOMAT BERDASARKAN CITRA  
TEKSTUR KULIT**

**SKRIPSI**

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

Medan, 13 April 2026

Yang membuat pernyataan



Fahira Nursyifa

NPM. 2209020034

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

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

Nama : Fahira Nursyifa  
NPM : 2209020034  
Program Studi : Teknologi Informasi  
Karya Ilmiah : Skripsi

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

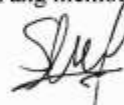
**IMPLEMENTASI GABOR FILTER DAN RANDOM FOREST UNTUK  
KLASIFIKASI KESEGERAN TOMAT BERDASARKAN CITRA  
TEKSTUR KULIT**

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, 13 April 2026

Yang membuat pernyataan



Fahira Nursyifa

NPM. 2209020034

## RIWAYAT HIDUP

### DATA PRIBADI

Nama Lengkap : FAHIRA NURSYIFA  
Tempat dan Tanggal Lahir : P. BRANDAN / 20 JUNI 2004  
Alamat Rumah :  
Telepon/Faks/HP : 0822 7640 5671  
E-mail : fahiranursyifa3@gmail.com  
Instansi Tempat Kerja : -  
Alamat Kantor : -

### DATA PENDIDIKAN

SD : SD NEGERI 4 BIREUEN TAMAT: 2016  
SMP : SMP NEGERI 1 BIREUEN TAMAT: 2019  
SMA : SMA NEGERI 1 BABALAN TAMAT: 2022

## KATA PENGANTAR



Alhamdulillah segala puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi berjudul **“Implementasi Gabor Filter dan Random Forest untuk Klasifikasi Kesegaran Tomat Berdasarkan Citra Tekstur Kulit”**. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.

Penulis menyadari bahwa penyusunan skripsi ini tidak lepas dari dukungan, bimbingan, dan bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih yang tulus kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Agussani, M.AP., 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. Ibu Fatma Sari Hutagalung, S.Kom., M.Kom. Ketua Program Studi Teknologi Informasi
4. Bapak Okvi Nugroho, S.Kom., M.Kom. Sekretaris Program Studi Teknologi Informasi
5. Ibu Hevlie Winda Nazry S, S.Pd., M.Si. selaku Dosen Pembimbing saya yang telah meluangkan waktunya untuk membimbing dan memberikan saran kepada saya dalam menyelesaikan skripsi ini.
6. Tempat pulang Kakak, Abah, Mamak dan Adek tercinta, terima kasih karena selalu ada untuk Kakak dalam keadaan apapun, terima kasih sudah merawat dan mengusahakan apapun buat kebaikan Kakak, terima kasih atas semua doa yang tidak pernah putus serta kasih sayang yang terus menguatkan Kakak hingga sampai di titik ini, Kakak bisa sampai dititik ini

alasan terbesarnya karena kalian yang menemani Kakak dari dulu hingga sekarang.

7. Untuk keluarga besarku dari pihak Abah maupun Mamak, terima kasih sudah mau direpotkan, terima kasih atas dorongan dan motivasi yang diberikan kepada penulis.
8. Untuk teman-teman saya semuanya yang tidak bisa disebutkan satu persatu, terima kasih sudah hadir di hidup penulis dan banyak membantu serta menemani penulis dalam proses penulisan skripsi ini.
9. Semua pihak yang terlibat langsung ataupun tidak langsung yang tidak dapat penulis ucapkan satu-persatu yang telah membantu penyelesaian skripsi ini

**IMPLEMENTASI GABOR FILTER DAN RANDOM FOREST  
UNTUK KLASIFIKASI KESEGARAN TOMAT  
BERDASARKAN CITRA TEKSTUR KULIT**

**ABSTRAK**

Tomat sebagai komoditas pertanian rentan mengalami penurunan kualitas pasca panen. Penilaian kesegaran secara manual sering kali subjektif dan tidak konsisten. Karenanya, penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi kesegaran tomat berbasis pengolahan citra digital. Ekstraksi fitur dilakukan melalui filter Gabor dengan variasi frekuensi 0,1 dan 0,2, serta empat orientasi sudut  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$  untuk menangkap ciri tekstur permukaan kulit tomat. Fitur hasil ekstraksi kemudian di normalisasi dengan StandardScaler dan diklasifikasikan menggunakan algoritma Random Forest. Sistem ini diwujudkan sebagai aplikasi web berbasis framework Streamlit. Hasil uji coba menunjukkan model efektif mengenali pola tekstur tomat, dengan nilai varians dan mean sebagai indikator kunci untuk membedakan tomat bertekstur halus hingga rusak. Dengan begitu, sistem diharapkan membantu standarisasi kualitas tomat secara otomatis dan lebih efisien.

**Kata Kunci:** Tomat; Kesegaran; Gabor Filter; Random Forest; Tekstur

**IMPLEMENTATION OF GABOR FILTERS AND RANDOM FORESTS  
FOR TOMATO FRESHNESS CLASSIFICATION  
BASED ON SKIN TEXTURE IMAGES**

**ABSTRACT**

Tomatoes, as an agricultural commodity, are prone to post harvest quality deterioration. Manual freshness assessment is often subjective and inconsistent. Therefore, this study aims to develop a tomato freshness classification system based on digital image processing. Feature extraction was performed using Gabor filters with frequency variations of 0,1 and 0,2, as well as four angular orientations of 0°, 45°, 90°, 135° to capture the surface texture characteristics of tomato skin. The extracted features were then normalized using StandardScaler and classified using the Random Forest algorithm. This system was implemented as a web application based on the Streamlit framework. Test results showed that the model effectively recognized tomato texture patterns, with variance and mean values serving as key indicators to distinguish between tomatoes with smooth textures and those that are damaged. Thus, the system is expected to help standardize tomato quality automatically and more efficiently.

**Keywords:** Tomato; Freshness; Gabor Filter; Random Forest; Texture

## DAFTAR ISI

<b>LEMBAR PENGESAHAN</b> .....	<b>ii</b>
<b>PENYATAAN ORISINALITAS</b> .....	<b>iii</b>
<b>PENYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI</b> .....	<b>iv</b>
<b>RIWAYAT HIDUP</b> .....	<b>v</b>
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	<b>vi</b>
<b>ABSTRAK</b> .....	<b>viii</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>ix</b>
<b>DAFTAR ISI</b> .....	<b>x</b>
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	<b>xii</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	<b>xiii</b>
<b>BAB I. PENDAHULUAN</b> .....	<b>1</b>
1.1. LATAR BELAKANG MASALAH .....	1
1.2. RUMUSAN MASALAH .....	3
1.3. BATASAN MASALAH .....	4
1.4. TUJUAN PENELITIAN .....	4
1.5. MANFAAT PENELITIAN .....	5
<b>BAB II. LANDASAN TEORI</b> .....	<b>6</b>
2.1. TOMAT .....	6
2.2. TEKSTUR DAN KLASIFIKASI CITRA .....	7
2.3. GABOR FILTER .....	7
2.4. RANDOM FOREST .....	10
2.5. NORMALISASI STANDARD SCALER.....	11
2.6. UNIFIED MODELING LANGUAGE (UML).....	12
2.7. PYTHON.....	17
2.8. PENELITIAN TERDAHULU .....	18
<b>BAB III. METODOLOGI PENELITIAN</b> .....	<b>22</b>
3.1. JENIS DAN PENDEKATAN PENELITIAN.....	22
3.2. PENGUMPULAN DATA .....	22
3.3. TAHAPAN PENELITIAN.....	22
3.3.1. PERSIAPAN DATA .....	23
3.3.2. PRA-PENGOLAHAN CITRA.....	23
3.3.3. EKSTRAKSI FITUR .....	24
3.3.4. NORMALISASI FITUR .....	24
3.3.5. KLASIFIKASI .....	24
3.3.6. IMPLEMENTASI SISTEM .....	24
3.4. PERANGKAT PENELITIAN .....	25
3.5. ALUR KERJA SISTEM .....	25
3.6. USE CASE DIAGRAM .....	27
3.7. ACTIVITY DIAGRAM .....	28
3.8. PERANCANGAN SISTEM.....	30
3.9. JADWAL PENELITIAN .....	30
<b>BAB IV. HASIL DAN PEMBAHASAN</b> .....	<b>31</b>
4.1. PENGANTAR .....	31
4.2. HASIL PENGOLAHAN DATA .....	31
4.3. METODE GABOR FILTER .....	34
4.4. STUDI KASUS GABOR FILTER .....	36

4.5. PELATIHAN MODEL .....	42
4.5.1. NORMALISASI FITUR (STANDARDSCALER) .....	42
4.5.2. KLASIFIKASI RANDOM FOREST .....	43
4.6. IMPLEMENTASI SISTEM.....	43
4.7. HASIL PENGUJIAN .....	45
<b>BAB V. PENUTUP.....</b>	<b>49</b>
5.1. KESIMPULAN .....	49
5.2. SARAN .....	49
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>51</b>
<b>LAMPIRAN</b>	

## DAFTAR TABEL

TABEL 2.1. Simbol Use Case Diagram .....	14
TABEL 2.2. Simbol Activity Diagram .....	16
TABEL 2.3. Penelitian Terdahulu .....	19
TABEL 3.1. Jadwal Penelitian.....	30
TABEL 4.1. Data Acuan Visual .....	32
TABEL 4.2. Parameter Nilai.....	33
TABEL 4.3. Data Latih.....	36
TABEL 4.4. Hasil Pengujian .....	46

## DAFTAR GAMBAR

GAMBAR 2.1. Python.....	17
GAMBAR 3.1. Tahapan Penelitian .....	23
GAMBAR 3.2. Alur Kerja Sistem .....	26
GAMBAR 3.3. Use Case Diagram .....	27
GAMBAR 3.4. Activity Diagram .....	28
GAMBAR 4.1. Nilai Mean pada Gambar Tomat .....	40
GAMBAR 4.2. Nilai Variance pada Gambar Tomat.....	41
GAMBAR 4.3. Tampilan Sistem.....	42
GAMBAR 4.4. Tampilan Sistem.....	44
GAMBAR 4.5. Tampilan Input Citra .....	44
GAMBAR 4.6. Tampilan Hasil .....	45

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang Masalah

Tomat adalah produk pertanian yang sangat penting dan dikonsumsi secara luas. Kualitas dan tingkat kesegaran tomat menjadi faktor utama yang memengaruhi penerimaan oleh konsumen dan harga jual di pasar. Akan tetapi, karena termasuk buah *klimakterik*, tomat mudah mengalami penurunan mutu yang cepat selama masa penyimpanan. Penurunan ini disebabkan oleh proses fisiologis, seperti pelunakan struktur jaringan dan kerusakan pada permukaan kulit buah. Oleh karena itu, dibutuhkan adanya metode yang akurat dan terpercaya untuk mengevaluasi tingkat kesegarannya (Fertiasari et al., 2023).

Secara praktis, uji kesegaran tomat di lapangan saat ini umumnya masih dilakukan oleh manusia secara visual berdasarkan pengalaman dan pengamatan subjektif. Hasilnya cenderung kurang konsisten akibat perbedaan pengamatan individu, pencahayaan lingkungan, dan keterbatasan indra penglihatan manusia dalam mengamati perubahan kualitas tomat secara detail. Massie et al. (2024) menyatakan bahwa keterlibatan subjektif dalam penilaian manual kesegaran tomat kemungkinan besar adanya ketidaksamaan dalam hasil penilaian, sehingga diperlukan metode pengolahan citra digital untuk penilaian kualitas tomat yang lebih konsisten berdasarkan gambarnya.

Kemajuan terkini dalam bidang pengolahan citra digital menawarkan suatu pendekatan yang objektif dan kuantitatif untuk mengatasi berbagai tantangan tersebut. Salah satu ciri visual yang digunakan untuk mengevaluasi kesegaran tomat adalah tekstur kulit, sebab perubahan tekstur sering kali menjadi indikator adanya

proses kerusakan selama masa penyimpanan. Melalui pelaksanaan analisa tekstur, karakteristik permukaan tomat dapat dikonversi menjadi fitur-fitur numerik yang kemudian bisa diolah secara komputasi dengan cara yang konsisten dan terpercaya (Khaleefah et al., 2020).

Penelitian sebelumnya telah menggunakan analisis tekstur citra berdasarkan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah. Akbar et al. (2024) menerapkan fitur GLCM dan SVM untuk menentukan tingkat kematangan nanas. Akan tetapi, GLCM memiliki kekurangan karena sangat tergantung pada parameter jarak dan sudut spesifik, sehingga kurang efektif dalam menggambarkan tekstur yang rumit dengan variasi orientasi dan frekuensi, seperti yang terdapat pada kulit tomat.

Sebagai alternatif, Gabor Filter akan diterapkan berkat kemampuannya dalam menangkap detail tekstur berdasarkan orientasi dan frekuensi secara bersamaan sehingga mampu menggambarkan pola permukaan objek lebih tajam dan tahan terhadap perubahan pencahayaan (Wiharto et al., 2021). Dengan demikian, pendekatan ini lebih cocok untuk mengambil ciri tekstur kulit tomat dari kondisi segar, tidak segar sampai busuk. Pada tahap klasifikasi, algoritma Random Forest menawarkan kelebihan dalam mengelola data berdimensi tinggi, kemampuan generalisasi yang kuat, serta ketahanan terhadap *overfitting*. (Santoso & Hartati, 2022) menunjukkan bahwa Random Forest dapat memberikan performa klasifikasi yang stabil pada buah dengan sifat visual yang bervariasi.

Dalam penelitian, citra tomat yang telah diproses akan diekstraksi menggunakan Filter Gabor melalui metode konvolusi pada orientasi dan frekuensi yang berbeda untuk mendeteksi karakteristik tekstur, seperti kehalusan dan

kekasaran permukaan tomat. Respons Filter Gabor didapat dalam bentuk fitur numerik yang dimasukkan ke dalam klasifikasi Random Forest untuk mengembangkan serangkaian pohon keputusan menggunakan data dan fitur acak, diikuti dengan penentuan kelas kesegaran menggunakan metode mayoritas. Kombinasi kedua teknik ini memungkinkan sistem yang diusulkan untuk mengklasifikasikan kesegaran tomat sebagai segar, tidak segar, ataupun busuk, juga mengisi keterbatasan penelitian sebelumnya yang belum secara spesifik menggabungkan kedua pendekatan ini untuk menilai kesegaran tomat.

Berdasarkan pembahasan di atas, masih ada kesenjangan dalam penelitian mengenai penggunaan kombinasi Gabor Filter dan Random Forest untuk mengklasifikasikan tingkat kesegaran tomat berdasarkan citra tekstur kulitnya. Penelitian ini dirancang sebagai sistem pendukung keputusan alat bantu penilaian kesegaran tomat yang ditujukan terutama untuk ke industri besar atau pabrik. Dengan demikian, penelitian ini berjudul **“Implementasi Gabor Filter Dan Random Forest Untuk Klasifikasi Kesegaran Tomat Berdasarkan Citra Tekstur Kulit”**.

## **1.2. Rumusan Masalah**

Berdasarkan dari latar belakang yang sudah dipaparkan sebelumnya, permasalahan yang akan dibahas dalam penelitian ini berfokus pada bagaimana mengimplementasikan metode ekstraksi fitur tekstur Gabor Filter dan metode klasifikasi Random Forest dalam membangun sistem yang mampu mengklasifikasi kesegaran tomat berdasarkan citra tekstur kulit.

### **1.3. Batasan Masalah**

Batasan masalah pada penelitian ini dijabarkan sebagai berikut :

1. Penelitian ini berfokus pada penerapan teknik Gabor Filter sebagai ekstraksi fitur, serta Random Forest sebagai teknik klasifikasi tingkat kesegaran tomat dari gambar permukaan kulit.
2. Objek penelitian adalah citra digital tomat utuh yang memiliki gambar permukaan kulit tanpa melibatkan bagian dalam dari gambar permukaan kulit.
3. Tingkat kesegaran tomat dibagi menjadi tiga tingkat, yaitu segar, tidak segar dan busuk.
4. Faktor suhu dan durasi penyimpanan tidak diukur secara langsung, karena pengaruhnya telah tercermin dalam variasi tekstur kulit pada setiap tingkat kesegaran.
5. Variabel warna dan tingkat kematangan tidak dianalisis karena penelitian hanya menilai kesegaran berdasarkan perubahan tekstur, dengan asumsi tomat yang digunakan telah berada pada tingkat kematangan konsumsi.

### **1.4. Tujuan Penelitian**

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah :

1. Mengimplementasikan Gabor Filter dan algoritma Random Forest dalam klasifikasi kesegaran tomat berbasis citra tekstur kulit.
2. Membangun sebuah sistem berbasis web yang dapat memudahkan dalam mengidentifikasi kesegaran tomat.

### **1.5. Manfaat Penelitian**

Manfaat penelitian ini adalah untuk berkontribusi terhadap pengembangan IPTEK dengan memanfaatkan pendekatan Gabor Filter yang dikombinasikan dengan algoritma Random Forest. Penerapan metode ini meningkatkan penerapan teknologi komputer dalam mengukur kualitas produk hayati yang sebelumnya sulit dinilai dengan objektif. Penggabungan dua metode ini juga dijadikan panduan teknis dalam pengembangan sistem otomatis cerdas di bidang pertanian, sehingga mendorong inovasi dalam teknologi maju pada penerapan kecerdasan buatan dan pengolahan citra digital.

## BAB II

### LANDASAN TEORI

#### 2.1. Tomat

Tomat (*Solanum Lycopersicum L.*) adalah tanaman berumur pendek yang menghasilkan buah dan juga termasuk dalam keluarga *Solanaceae*. Dari segi fisik, buah tomat memiliki bentuk yang bervariasi tergantung pada jenis spesiesnya, seperti bulat hingga memanjang, dengan ukuran diameter umumnya beberapa sentimeter. Kulit buah tomat sedikit halus dan memiliki epidermis yang melindungi bagian dalam buah (Zhang et al., 2023). Menurut Fertiasari et al. (2023) tomat juga termasuk dalam kategori buah *klimakterik*. Artinya, buah-buahan ini akan terus matang meskipun telah dipetik.

Berdasarkan penelitian Vitasari et al., (2025), perubahan fisik pada permukaan kulit tomat seperti perubahan tekstur dan tingkat kekenyalan, merupakan indikator kunci dalam mendeteksi kerusakan buah secara otomatis melalui analisis citra. Fenomena tersebut dipicu oleh proses fisiologis selama masa penyimpanan yang berdampak langsung pada struktur sel serta kadar air buah. Secara visual, penurunan kesegaran dapat diidentifikasi melalui pudarnya kecerahan kulit, munculnya kerutan, dan perubahan pola permukaan. Mengingat karakteristik tekstur kulit sangat berkaitan dengan kondisi kesegaran tomat, sehingga dapat dimanfaatkan sebagai parameter objektif dalam sistem klasifikasi berbasis pengolahan citra digital. Pendekatan ini memungkinkan proses penilaian kesegaran dilakukan secara lebih konsisten dan terukur dibandingkan dengan metode inspeksi manual.

## **2.2. Tekstur dan Klasifikasi Citra**

Tekstur citra adalah fitur yang digunakan dalam analisis citra digital yang mewakili karakteristik permukaan objek melalui pola visual yang terbentuk dari variasi intensitas piksel. Informasi tekstur mencerminkan karakteristik lokal citra yang berkaitan dengan kelembutan, kekasaran, dan keteraturan pola. Fitur tekstur dapat mewakili perbedaan struktur permukaan objek dengan sangat baik (Andono & Nugraini, 2022). Sejalan dengan hal tersebut, Suendri et al. (2025) menyoroti fitur tekstur dalam citra digital sangat penting karena dapat mengungkap karakteristik objek yang tidak dapat dilihat oleh mata manusia.

Klasifikasi citra merujuk pada mengelompokkan citra digital ke dalam kategori yang berbeda berdasarkan fitur yang diekstraksi, termasuk fitur tekstur. Arifin & Insani, (2025) menjelaskan bahwa kualitas fitur citra memainkan peran penting dalam mempengaruhi akurasi klasifikasi, dimana fitur tekstur pada citra memberikan kontribusi yang penting pada objek yang mengalami perubahan fisik. Dalam penelitian ini, citra tekstur kulit tomat digunakan secara utama untuk klasifikasi kesegaran tomat.

## **2.3. Gabor Filter**

Gabor Filter adalah metode ekstraksi fitur yang dikembangkan untuk mendekati cara kerja sistem visual manusia membedakan tekstur, khususnya cara sistem penglihatan manusia membedakan perubahan frekuensi dan orientasi dalam sebuah citra. Fungsi Gabor pertama kali diperkenalkan oleh Denis Gabor pada tahun 1946 sebagai cara untuk mengidentifikasi sinyal dalam kebisingan. Selanjutnya, pada tahun 1980, Daugman mengembangkan kembali ide Filter Gabor

secara khusus untuk digunakan dalam citra dua dimensi. Sejak saat itu, Filter Gabor telah digunakan secara luas dalam bidang identifikasi tekstur dan tepi dalam citra. Secara sistematis, Filter Gabor adalah gelombang sinus yang dikalikan dengan distribusi Gaussian dalam citra (Gutierrez & Hapsari, 2024).

Menurut Yeh et al. (2025), fungsi Filter Gabor dua dimensi dapat diekspresikan secara matematis sebagai hasil kali fungsi Gaussian dan fungsi sinus sesuai dengan persamaan :

$$g(x, y) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos(2\pi f x' + \phi) \quad (1)$$

Dengan transformasi koordinat,

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (2)$$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta \quad (3)$$

Keterangan

$\theta$  : Orientasi

$\sigma$  : Lebar gaussian

$\psi$  : Pergeseran fase

$\gamma$  : Rasio aspek spasial

$f$  : Frekuensi gelombang

$\phi$  : Fase gelombang

Wiharto et al. (2021) mengatakan, proses ekstraksi fitur menggunakan Filter Gabor dimulai dengan bank Filter Gabor, yaitu kumpulan kernel dari hasil perkalian gaussian dan sinusoidal. Dengan parameter, frekuensi yaitu representasi detail tekstur dari skala kasar hingga halus, orientasi yaitu menangkap pola tekstur dari arah yang berbeda, dan ukuran kernel yang menunjukkan ukuran jendela pemindaian dalam citra. Kumpulan filter ini dikonvolusi menggunakan persamaan

menghasilkan respon citra yang terdiri dari dua komponen yaitu, komponen real menangkap komponen simetris dari tekstur dan komponen imajiner menangkap komponen tepi.

Nilai magnitudo dihitung karena konvolusi bersifat kompleks, guna mendapatkan representasi tunggal yang menggambarkan kekuatan tekstur di setiap posisi dalam gambar. Setelah menghitung magnitudo, nilai-nilai tersebut kemudian diekstraksi sebagai fitur statistik ke dalam vektor fitur kompak yang telah disiapkan untuk tahap klasifikasi. Pertama, pendekatan Gaussian, mengasumsikan sebaran data magnitudo mengikuti distribusi normal. Fitur yang diambil adalah nilai rata-rata energi tekstur (mean) dan kontras atau variasi tekstur (variance). Kedua pendekatan Rayleigh, yang memodelkan magnitudo gambar alami menggunakan parameter Rayleigh. Semua parameter statistik dari berbagai kombinasi dikumpulkan dalam vektor fitur yang berfungsi sebagai karakteristik tekstur gambar yang dianalisis.

Pendekatan penelitian ini sendiri memilih pendekatan Gaussian sebagai hasil akhir ekstraksi fitur dikarenakan fitur statistik yang dipakai untuk hasil konvolusi filter Gabor adalah Mean dan Variance. Nilai Mean mencerminkan rata-rata respons filter terhadap gambar, dirumuskan dalam persamaan (4). Sementara Variance mengukur penyebaran energi tekstur atau tingkat kekasaran permukaan gambar, dirumuskan dalam persamaan (5).

$$\mu = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N |P(x, y)| \quad (4)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (|P(x, y)| - \mu)^2 \quad (5)$$

Keterangan :

$\mu$  : Nilai Mean Gabor

$\sigma^2$  : Nilai Variance gaor

M,N : Dimensi Citra

P(x,y) : Nilai intensitas pixel pada koordinat (x,y)

|...| : Nilai absolut (memastikan nilai yang dihitung adalah besaran energi)

#### 2.4. Random Forest

Random Forest adalah algoritma *machine learning* yang diterapkan pada masalah klasifikasi dan regresi dengan membangun kumpulan pohon. Pohon-pohon keputusan ini dihasilkan secara acak dan menggabungkan hasil prediksinya. Jumlah pohon keputusan yang dipertimbangkan merupakan aspek kritis karena secara langsung memengaruhi kinerja model. Jika jumlah pohon keputusan di bawah ambang batas, model menjadi kurang efektif untuk diterapkan pada data. Di sisi lain, jika jumlah pohon keputusan berlebihan, model cenderung menjadi terlalu kompleks, sehingga menurunkan performa data uji (Setiawan et al., 2023).

Proses klasifikasi dalam Random Forest melibatkan penggunaan fitur numerik yang ditetapkan melalui proses ekstraksi fitur, yaitu Gabor Filter. Berdasarkan pemahaman yang diajukan oleh Azizah & agustin, (2025), metode Random Forest melibatkan pembangunan sejumlah pohon keputusan menggunakan proses yang dikenal sebagai *bootstrap sampling*, di mana campuran berbagai subset data dan fitur digunakan untuk melatih setiap pohon keputusan. Proses ini bertujuan untuk meningkatkan keragaman dan menghindari *overfitting* saat melakukan klasifikasi gambar.

Kemudian, pada langkah berikutnya, semua pohon keputusan yang telah dikembangkan secara mandiri mengklasifikasikan data uji menggunakan vektor fitur sebagai input. Kemudian, semua hasil prediksi digabungkan menggunakan sistem pemungutan suara mayoritas untuk mendapatkan hasil klasifikasi. Indra et al., (2024) telah menjelaskan bahwa karena proses *ensambel* dan pemungutan suara dalam Random Forest mengklasifikasikan data, hal ini membuat Random Forest lebih stabil dan kurang sensitif terhadap perubahan fitur data. Hal ini memungkinkan Random Forest memiliki klasifikasi yang lebih akurat, sehingga layak digunakan sebagai salah satu metode dalam mengklasifikasikan kesegaran tomat berdasarkan tekstur gambar dalam penelitian ini.

## **2.5. Normalisasi Standard Scaler**

Tahap normalisasi menjadi bagian penting dalam *machine learning* guna menyelaraskan semua skala fitur. Tujuannya meminimalkan perbedaan rentang nilai antar variable, yang bisa membuat fitur bernilai besar mendominasi keputusan model secara tidak seimbang. Dengan menyelaraskan bobot fitur melalui normalisasi sebelum pelatihan, stabilitas algoritma lebih terjaga dan performa model dalam mengenali pola data semakin optimal (Butwall, 2021).

Salah satu teknik normalisasi yang sering digunakan adalah Standard Scaler atau Standardisasi, yang menyelaraskan distribusi data agar setiap fitur punya rata-rata 0 dan simpangan baku 1. Prosesnya melibatkan pengurangan nilai data asli dengan rata-ratanya, lalu dibagi dengan standar deviasi fitur tersebut. Berkat skala seragam yang dihasilkan, metode ini sangat mendukung algoritma machine

learning untuk mempelajari pola data dengan seimbang dan efisien (Pinheiro et al., 2025). Persamaan Standard Scaler :

$$z = \frac{x-\mu}{\sigma} \quad (6)$$

Keterangan :

Z : Nilai hasil normalisasi

x : Nilai data asli

$\mu$  : Mean dari fitur

$\sigma$  : Standar deviasi dari fitur

Dalam pengolahan citra digital, normalisasi umumnya dilakukan setelah ekstraksi fitur karena data hasilnya sering kali memiliki skala nilai yang sangat bervariasi. Oleh sebab itu, penerapan Standard Scaler sangat diperlukan untuk menyamakan pengaruh tiap fitur, sehingga kontribusi setiap variable menjadi proporsional sebelum masuk ke tahap klasifikasi.

## 2.6. Unified Modeling Language (UML)

*Unified Modeling Language* (UML) adalah bahasa pemodelan standar yang digunakan untuk visualisasi, desain, dan dokumentasi komponen serta alur kerja dalam sistem perangkat lunak berorientasi objek. Wayahdi & Ruziq, (2023) menjelaskan bahwa UML bukanlah bahasa pemrograman,, melainkan sebuah *blueprint* konseptual yang membantu peneliti memahami sistem secara keseluruhan, dalam konteks penelitian klasifikasi, penggunaan UML dianggap penting untuk perakitan dan pemahaman alur kerja pemrosesan citra yang kompleks, mulai dari proses ekstraksi fitur tekstur hingga mekanisme pengambilan keputusan algoritma klasifikasi.

Penggunaan UML pada fase perancangan berfungsi sebagai jembatan antara persyaratan pengguna dan penerapan teknis sistem. Seperti yang dinyatakan oleh Narulita et al., (2024), UML memiliki berbagai jenis diagram yang dapat digunakan oleh pengembang untuk mewakili logika sistem dari berbagai sudut pandang, termasuk struktur statis dan proses dinamika yang terjadi di dalam struktur tersebut. Hal ini memungkinkan integrasi filter gabor sebagai alat untuk ekstraksi fitur dan klasifikasi random forest untuk dirancang secara logis sebelum diimplementasikan dalam bentuk kode program. UML yang akan dipakai pada penelitian ini adalah Use Case Diagram dan Activity Diagram.

a. Use Case Diagram

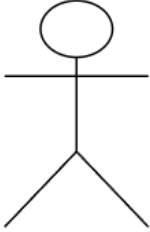
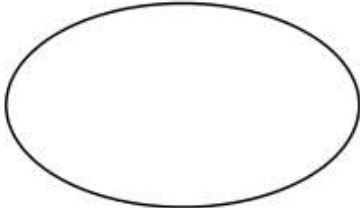


Use Case Diagram adalah salah satu elemen utama UML yang bertujuan untuk menggambarkan interaksi antara aktor sebagai pengguna dan layanan utama yang disediakan oleh sistem. Menurut Narulita et al., (2024), diagram ini digunakan untuk menggambarkan secara singkat pernyataan fungsional sistem. Use Case memberikan gambaran umum tentang kinerja sistem tanpa masuk ke detail mekanisme sistem. Use Case diagram penting dalam mendefinisikan ruang lingkup operasi sistem guna memastikan bahwa pengembangan fungsionalitas sistem konsisten dengan tujuan penelitian.

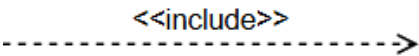
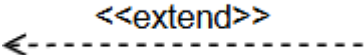
Sistem klasifikasi kesegaran tomat ini menggunakan Use Case Diagram untuk menggambarkan hubungan antara aktor dan proses otomatis dalam sistem. Wayahdi & Ruziq, (2023) mencatat bahwa identifikasi aktor dan skenario sistem sangat penting untuk memastikan interaksi dalam sistem dapat dengan mudah dipahami dan digunakan. Fungsinya mencakup fase input gambar tomat oleh pengguna, proses ekstraksi tekstur menggunakan parameter Gabor, hingga

pengolahan citra dengan model klasifikasi untuk menghasilkan penilaian objektif kesegaran tomat. Berikut adalah simbol-simbol Use Case Diagram:

**Tabel 2.1.** Simbol Use Case Diagram

(Sumber : Badoystudio.com)

Simbol	Keterangan
 <p style="text-align: center;">Actor</p>	<p>Entitas eksternal yang berinteraksi dengan sistem, biasanya disebut sebagai actor. Actor bisa berupa pengguna (user), sistem lain, atau perangkat yang menggunakan sistem.</p>
	<p>Fungsi atau layanan yang ditawarkan sistem kepada actor disebut use case. Use case menguraikan proses atau aktivitas yang dilakukan sistem guna memenuhi kebutuhan pengguna.</p>
	<p>Association, hubungan antara actor dan use case yang menggambarkan interaksi atau keterlibatan actor dalam menjalankan fungsi sistem.</p>
	<p>Generalisasi, hubungan pewarisan antara actor dan use case, di mana elemen spesifik mewarisi sifat elemen</p>

Simbol	Keterangan
	umum, guna menyederhanakan model melalui pengelompokkan kesamaan.
	Include, dimana satu use case selalu menyertakan use case lain sebagai bagian prosesnya, bersifat wajib dan selalu dieksekusi saat use case utama berjalan.
	Extend, yang menambahkan perilaku opsional pada use case utama, di mana use case tambahan hanya dijalankan pada kondisi tertentu.

#### b. Activity Diagram


Activity Diagram merupakan salah satu diagram UML yang digunakan untuk merepresentasikan alur aktivitas atau proses kerja dalam suatu sistem secara berurutan. Wahyudi dan Ruziq (2023) menjelaskan bahwa diagram ini bertujuan memodelkan perilaku dinamis sistem dengan menampilkan transisi aktivitas dari awal hingga akhir dalam suatu proses atau alur algoritma. Dalam konteks penelitian ini, Activity Diagram berperan penting untuk mendeskripsikan tahapan teknis




pengolahan citra tomat secara otomatis, dimulai dari proses masukan citra mentah hingga diperoleh hasil akhirnya berupa klasifikasi tingkat kesegaran tomat.

Lebih lanjut Narulita et al., (2024) mengemukakan bahwa activity diagram mampu menggambarkan alur pengambilan keputusan, percabangan proses, serta aktivitas yang berjalan secara parallel di dalam sistem dengan dalam. Pada sistem klasifikasi kesegaran tomat, rangkaian aktivitas dimulai saat pengguna mengunggah citra ke dalam aplikasi. Selanjutnya, sistem menjalankan proses internal yang mencakup tahap prapemrosesan citra, ekstraksi fitur tekstur dengan Filter Gabor, hingga pengolahan vector fitur melalui model Random Forest. Melalui pemodelan activity diagram, perubahan data dari citra visual menjadi representasi numerik dan menjadi hasil informasi kesegaran digambarkan secara runtut dan logis, sehingga mendukung proses pada tahap implementasi. Berikut adalah simbol-simbol dari activity diagram:

**Tabel 2.2.** Simbol Activity Diagram

(Sumber : repository.atmaluhur.ac.id)

<b>Simbol</b>	<b>Keterangan</b>
	Start State, menggambarkan awal dari suatu aktivitas yang berjalan pada sistem.

	<p>End State, menggambarkan akhir dari suatu aktivitas yang berjalan pada sistem.</p>
	<p>Activity, menggambarkan aktivitas yang dilakukan pada sistem.</p>
	<p>Transition State, menggambarkan hubungan antara dua state, dua activity ataupun antara state dengan activity.</p>

## 2.7. Python



**Gambar 2.1.** Python

(Sumber : id.wikipedia.org)

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi berbasis interpretasi yang menekankan kemudahan penggunaan dan kejelasan kode. Dengan sintaks sederhana serta fleksibel, Bahasa ini populer untuk pengembangan sistem karena memperlancar pembuatan aplikasi, baik yang berbasis algoritma maupun pengolahan data. Python juga mendukung berbagai paradigma pemrograman, seperti procedural, berorientasi objek, dan fungsional, sehingga cocok menangani kebutuhan komputasi modern (Umarjonovich, 2023).

Selain itu, kepopuleran Python di bidang kecerdasan buatan dan machine learning didukung ekosistem library lengkap seperti Numpy, Pandas, serta scikit-learn. Kemudahan implementasi, komunitas besar, dan kompatibilitas lintas platform menjadikannya alat utama untuk analisis data serta sistem cerdas (Singh, 2025). Berdasarkan literatur terkait, penelitian ini menggunakan python berkat fleksibilitas dan kelengkapan modulnya, terutama untuk pengolahan citra dan machine learning, yang sangat mendukung proses klasifikasi kesegaran tomat.

## **2.8. Penelitian Terdahulu**

Pada bagian ini diuraikan garis besar perkembangan penelitian yang dilakukan dalam analisis tekstur citra dan metode klasifikasi objek menggunakan pengolahan citra digital, terutama pada objek alami. Berkaitan dengan klasifikasi kesegaran tomat berdasarkan tekstur kulitnya, penelitian sebelumnya dengan objek yang berbeda ada yang berfokus pada penggunaan Filter Gabor sebagai ekstraksi fitur citra, penerapan metode machine learning untuk ekstraksi fitur citra, dan penggunaan Random Forest untuk klasifikasi citra. Hasil penelitian tersebut membantu mengidentifikasi metode yang dapat digunakan untuk mengembangkan

penelitian, sehingga membenarkan kebutuhan untuk memakai pendekatan Filter Gabor dan Random Forest dalam klasifikasi citra.

**Tabel 2.3.** Ringkasan Penelitian Terdahulu

NO	Peneliti dan Tahun	Judul	Pembahasan	Metode
1	(Wiharto et al., 2021)	Texture-Based Feature Extraction Using Gabor Filters to Detect Diseases of Tomato Leaves	Penelitian ini membahas pendeteksian penyakit pada daun tomat dengan memanfaatkan karakteristik tekstur citra sebagai pembeda. Analisis tekstur digunakan untuk mengidentifikasi perbedaan antara daun sehat dan daun terinfeksi secara otomatis.	Filter Gabor
2	(Santoso & Hartati, 2022)	Penggunaan Algoritma Random Forest Dalam Klasifikasi Buah Segar dan Busuk	Penelitian ini berfokus pada klasifikasi kondisi buah menjadi dua kelas, yaitu segar dan busuk. Hasil yang diperoleh menggunakan algoritma Random Forest efektif dalam membedakan	Random Forest, Local Binary Pattern (LBP) dan Hue, Saturation and Value (HSV)

NO	Peneliti dan Tahun	Judul	Pembahasan	Metode
			kondisi buah dari karakter visual yang diekstraksi citra.	
3	(Sudiadi & Meiriyama, 2023).	Penerapan Algoritma Random Forest untuk Klasifikasi Jenis Daun Herbal	<p>Penelitian ini membahas klasifikasi jenis daun herbal berdasarkan fitur citra menggunakan algoritma Random Forest. Algoritma Random Forest dipilih karena kemampuannya dalam memproses data berdimensi tinggi serta meningkatkan akurasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Random Forest mampu melakukan tugas klasifikasi daun herbal dengan akurat.</p>	Random Forest
4	(Akbar et al., 2022)	Klasifikasi Tingkat	Penelitian ini membahas penentuan tingkat	Gray Level Co-

NO	Peneliti dan Tahun	Judul	Pembahasan	Metode
		Kematangan Buah Nanas Berdasarkan Tekstur Gray Level Co-Occurrence Matrix dengan Metode Support Vector Machine	kematangan buah nanas berdasarkan karakteristik tekstur permukaan buah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa informasi tekstur citra mampu merepresentasikan perbedaan visual tingkat kematangan buah dengan baik.	Occurrence Matrix (GLCM) dan Support Vector Machine (SVM),
5	(Khuat et al., 2025)	Plant Leaf Recognition using OSSGalbor Filter and Vision Transformer	Penelitian ini membahas pengenalan daun tanaman menggunakan metode OSSGalbor filter sebagai ekstraksi fitur tekstur dan diklasifikasi menggunakan Vision Transformer.	OSSGalbor Filter dan Vision Transformer

## **BAB III**

### **METODOLOGI PENELITIAN**

#### **3.1. Jenis dan Pendekatan Penelitian**

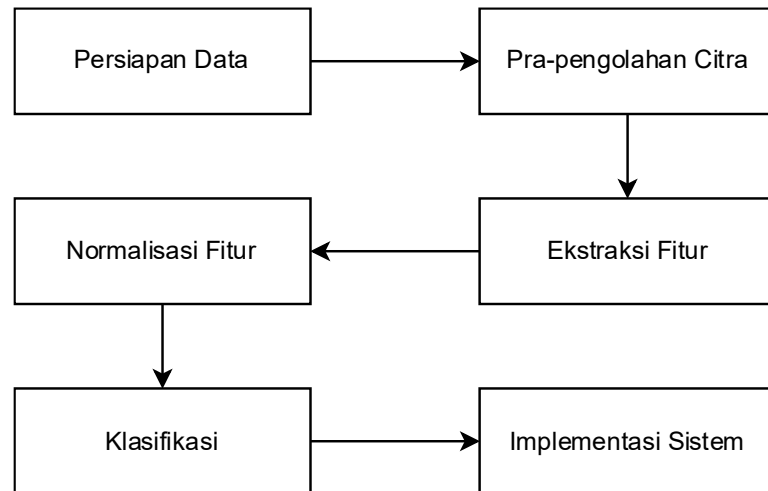
Penelitian ini termasuk dalam kategori penelitian terapan (*applied research*) dengan pendekatan kuantitatif serta metode eksperimental. Fokus utamanya adalah menyelesaikan permasalahan praktis melalui pengembangan sistem klasifikasi kesegaran tomat yang memadukan teknik pengolahan citra digital dan pembelajaran mesin. Pendekatan kuantitatif diwujudkan melalui proses ekstraksi fitur untuk menghasilkan data numerik sebagai bahan proses klasifikasi.

#### **3.2. Pengumpulan Data**

Peneliti mencari data untuk penelitian ini dari mengeksplor tempat-tempat yang menyediakan tomat di Pasar Stabat Baru dengan variasi tingkat kesegaran yang berbeda. Sampel penelitian terdiri dari 1000 citra kulit tomat yang dibagi menjadi tomat segar, tidak segar, dan busuk. Sebagian citra kulit tomat diperoleh dari hasil pengambilan citra secara langsung, sebagiannya lagi diambil dari situs resmi *Kaggle*.

#### **3.3. Tahapan Penelitian**

Tahapan penelitian merupakan serangkaian langkah terstruktur yang dirancang untuk mencapai tujuan penelitian secara sistematis. Pada penelitian ini, proses dimulai dari pengumpulan data citra hingga tahap implementasi model ke dalam sistem yang akan dibangun. Urutan tahapan yang dilakukan untuk pelaksanaan penelitian ini adalah sebagai berikut :



**Gambar 3.1.** Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian berdasarkan gambar di atas akan dijelaskan sebagai berikut:

### 3.3.1 Persiapan Data

Penulis melakukan pengumpulan data berupa citra buah tomat menggunakan kamera smartphone. Data yang sudah dikumpulkan dipisahkan ke dalam tiga kategori label yang sudah ditentukan, yaitu tomat segar, tomat tidak segar dan tomat busuk, dengan memperhatikan variasi pencahayaan dan jarak pengambilan gambar untuk memperkaya basis data penelitian.

### 3.3.2. Pra-pengolahan Citra

Citra yang telah dikumpulkan diproses untuk menyeragamkan karakteristik data. Tahapan ini meliputi proses *resize* ke dimensi 256 x 256 piksel, konversi citra ke skala keabuan (*grayscale*), serta normalisasi nilai piksel ke rentang 0 hingga 1. Proses ini bertujuan untuk menonjolkan fitur tekstur dan mempermudah komputasi pada tahap selanjutnya.

### **3.3.3. Ekstraksi Fitur**

Penulis menerapkan metode Gabor Filter untuk mengekstraksi karakteristik tekstur dari permukaan kulit tomat. Dengan menggunakan variasi orientasi sudut  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$  serta frekuensi 0.1 dan 0.2, dihasilkan nilai statistik berupa *mean* dan *variance*. Nilai-nilai inilah yang menjadi representasi numerik dari tekstur tomat.

### **3.3.4. Normalisasi Fitur**

Sebelum memasuki tahap klasifikasi, hasil ekstraksi fitur dilakukan standardisasi. Normalisasi fitur dilakukan agar seluruh fitur memiliki rentang distribusi yang seragam, yaitu rata-rata 0 dan varians 1, sehingga mencegah satu fitur mendominasi fitur lainnya dalam proses pembelajaran model.

### **3.3.5. Klasifikasi**

Fitur yang telah dinormalisasi diproses menggunakan algoritma Random Forest dengan parameter 100 *decision trees*. Hasil klasifikasi berupa penentuan label segar atau tidak segar yang didapatkan berdasarkan voting mayoritas dari pohon keputusan yang terbentuk. Output akhir dari tahap ini adalah ketepatan model dalam mengidentifikasi kondisi tomat sesuai dengan data latih yang telah diberikan.

### **3.3.6. Implementasi Sistem**

Penulis mengimplementasikan seluruh alur pemrosesan, mulai dari ekstraksi hingga klasifikasi, ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan *framework* Streamlit. Implementasi ini memungkinkan pengguna untuk melakukan deteksi kesegaran tomat secara mandiri melalui unggahan gambar pada antarmuka pengguna yang disediakan.

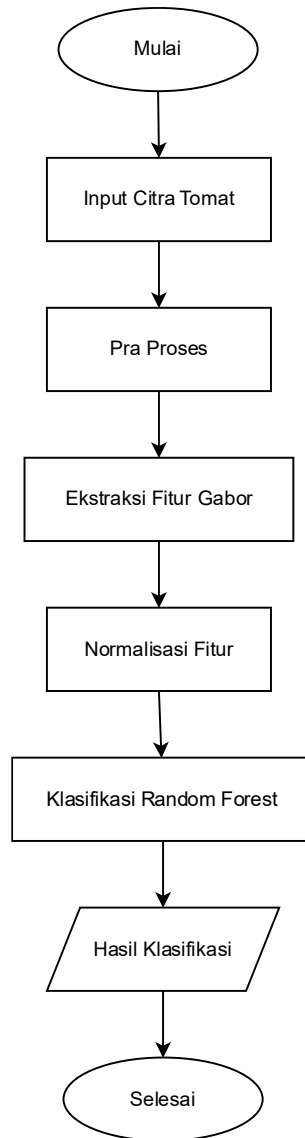
### **3.4. Perangkat Penelitian**

Perangkat penelitian yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari perangkat keras dan perangkat lunak. Perangkat keras terdiri dari kamera yang terdapat pada *smartphone* untuk menangkap gambar tomat, serta satu unit laptop dengan spesifikasi processor AMD Ryzen 5 yang digunakan untuk menjalankan pengolahan citra klasifikasi tomat.

Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini adalah menggunakan bahasa pemrograman Python, serta Visual Studio Code sebagai code editor. Library yang dimanfaatkan mencakup OpenCV untuk menangani pengolahan citra digital, serta Scikit-Learn untuk melaksanakan klasifikasi. Streamlit digunakan sebagai framework untuk membuat sistem.

### **3.5. Alur Kerja Sistem**

Dalam alur kerja sistem dijelaskan urutan pemrosesan data dalam sistem, mulai dari tahap input citra hingga menghasilkan hasil akhir mengenai kategori kesegaran tomat. Proses sistem ini disusun secara terstruktur melalui beberapa alur kerja yang meliputi pra-pengolahan citra, dilanjutkan dengan proses ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode Gabor Filter, hingga tahap penentuan keputusan melalui algoritma klasifikasi Random Forest. Secara keseluruhan, alur kerja sistem yang menunjukkan hubungan antar komponen serta aliran data dari tahap awal hingga menghasilkan keluaran hasil dapat digambarkan melalui diagram alir yang ditampilkan pada Gambar 3.2. berikut ini :

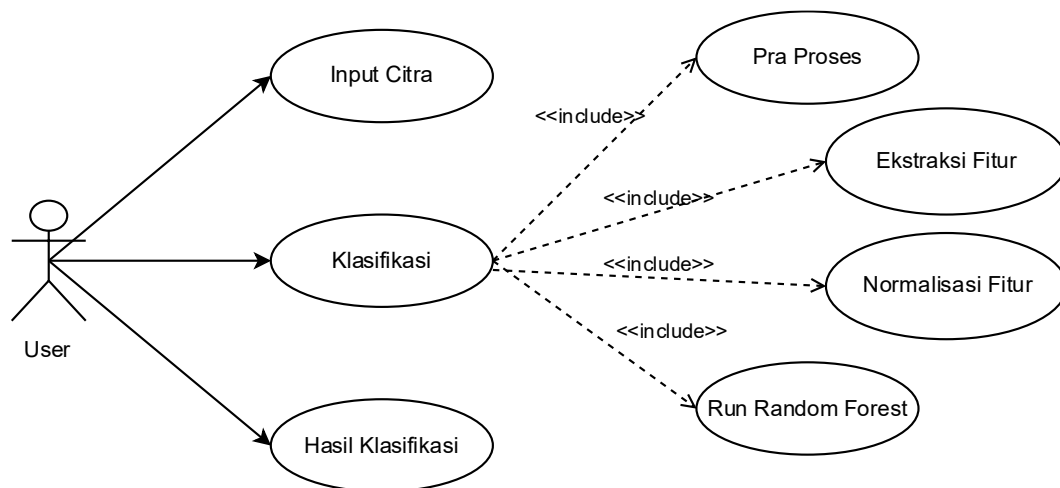


**Gambar 3.2.** Alur Kerja Sistem

- a. Mulai, sistem mulai dijalankan.
- b. Input Citra, citra kulit tomat dipilih dan diinput ke dalam sistem.
- c. Pra Proses, mengubah ukuran citra ke 256 x 256 dan konversi ke citra *Grayscale*.
- d. Ekstraksi Fitur Gabor, mengekstrak fitur tekstur dari citra kulit tomat menggunakan Gabor Filter.

- e. Normalisasi Fitur, fitur yang telah diekstrak akan dinormalisasi untuk menyamakan rentang nilai seluruh fitur.
- f. Klasifikasi Random Forest, mengklasifikasikan citra tomat dengan Random Forest dari fitur yang telah didapat.
- g. Hasil Klasifikasi, hasilnya sistem akan menampilkan citra tomat termasuk segar, tidak segar atau busuk.
- h. Selesai, sistem menyelesaikan proses.

### 3.6. Use Case Diagram

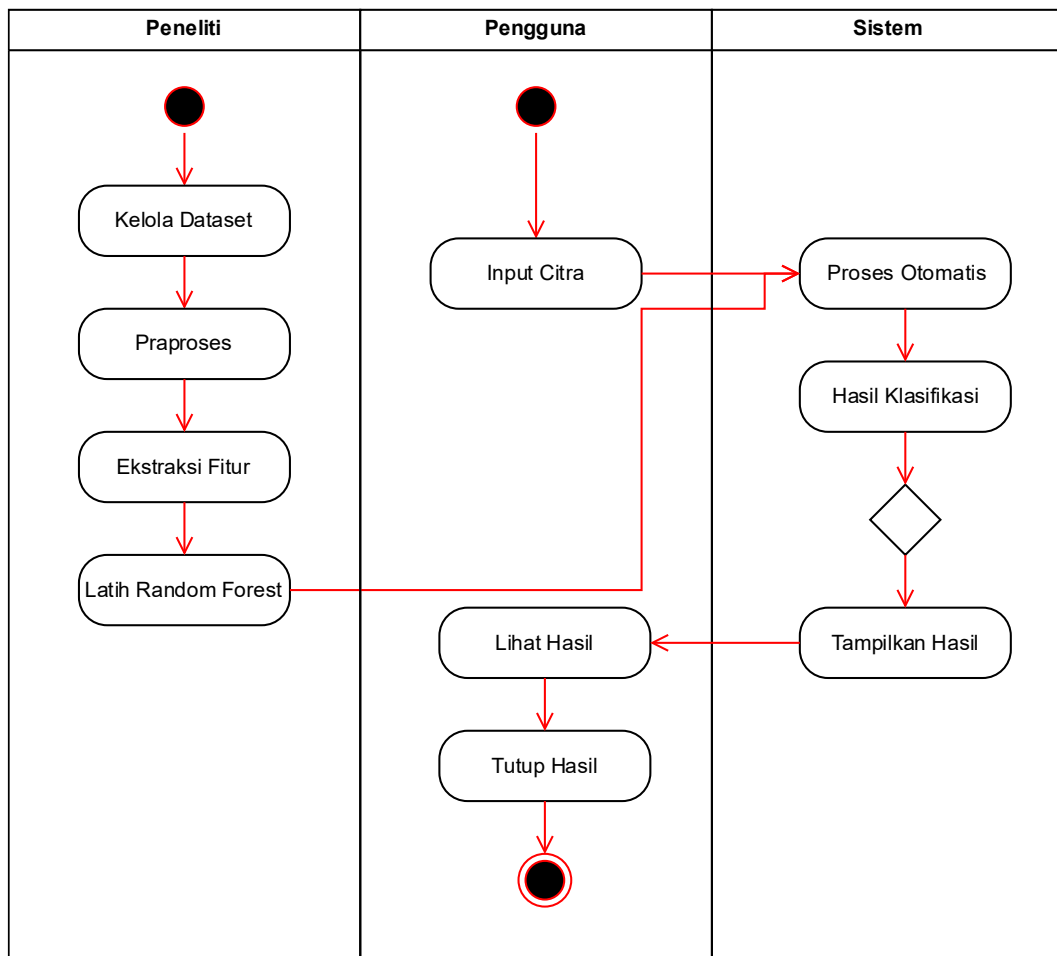


**Gambar 3.3.** Use Case Diagram

- a. User, aktor utama dalam sistem ini hanya satu aktor, dikarenakan system bersifat terbuka tanpa memerlukan login.
- b. Input Citra, pengguna menginput citra tomat yang akan di klasifikasi.

- c. Klasifikasi, pengguna melakukan klasifikasi kesegaran tomat yang didalamnya menyertakan pra proses, ekstraksi fitur, normalisasi fitur dan klasifikasi random forest.
- d. Hasil Klasifikasi, pengguna melihat hasil klasifikasi dari sistem.

**3.7. Activity Diagram**



**Gambar 3.4.** Activity Diagram

## 1. Entitas Peneliti

- a. Kelola Dataset, peneliti mengumpulkan citra tomat sebagai dataset pelatihan
- b. Praproses, peneliti mengolah data latih dengan meresize ke 256 x 256 piksel dan mengganti citra RGB ke Grayscale.
- c. Ekstraksi Fitur, peneliti menerapkan Filter Gabor untuk mengambil ciri tekstur kulit tomat.
- d. Latih Random Forest, ekstraksi fitur yang didapat akan dinormalisasi fiturnya lalu digunakan untuk melatih algoritma Random Forest hingga menghasilkan hasil klasifikasi.

## 2. Entitas Pengguna

- a. Input Citra Tomat, pengguna mengunggah foto tomat yang ingin diuji kesegarannya pada sistem.
- b. Lihat Hasil, setelah proses selesai, pengguna menerima informasi mengenai kategori kesegaran.
- c. Tutup Hasil, pengguna menutup hasil yang telah didapat.

## 3. Entitas Sistem

- a. Proses Otomatis, sistem secara otomatis melakukan praproses, ekstraksi fitur, normalisasi, dan klasifikasi pada gambar yang diunggah oleh pengguna sesuai dengan parameter yang ditentukan peneliti.
- b. Hasil Klasifikasi, sistem menggunakan model Random Forest yang sudah dilatih sebelumnya untuk memprediksi kelas kesegaran tomat tersebut.
- c. Tampilkan Hasil, sistem mengirimkan sinyal ke antarmuka untuk menampilkan label Segar atau Tidak Segar kepada pengguna.

### 3.8. Perancangan Sistem

Sistem klasifikasi kesegaran tomat dirancang menggunakan Bahasa pemrograman Python dengan pendekatan arsitektur berbasis web. Python dipilih karena didukung oleh banyaknya *library open source* yang dapat dipakai untuk keperluan pengolahan citra dan pembelajaran mesin. Perancangan sistem memanfaatkan framework Streamlit untuk menangani interaksi dan permintaan dari pengguna. Tahap ekstraksi fitur tekstur dilakukan dengan bantuan library OpenCV untuk penerapan Filter Gabor dalam menghasilkan parameter numerik. Selanjutnya, parameter akan digunakan sebagai masukan bagi Random Forest yang dibangun menggunakan Scikit-Learn untuk menentukan klasifikasi tingkat kesegaran tomat.

### 3.9. Jadwal Penelitian

**Tabel 3.1.** Jadwal Penelitian

No	Kegiatan	Bulan				
		Des	Jan	Feb	Mar	Apr
1	Penulisan proposal	■				
2	Seminar dan bimbingan proposal		■			
3	Penelitian dan tindakan			■		
4	Analisis dan bimbingan hasil penelitian				■	
5	Ujian skripsi					■

## BAB IV

### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 4.1. Pengantar

Pada penelitian ini, peneliti telah menerapkan teknik ekstraksi fitur tekstur berbasis filter Gabor yang dikombinasikan dengan algoritma klasifikasi Random Forest guna mengklasifikasikan tingkat kesegaran tomat. Dengan filter Gabor, pola tekstur pada gambar dapat diekstrak melalui pemanfaatan frekuensi spasial serta orientasi, sehingga memudahkan deteksi kerutan atau perubahan apa pun di permukaan kulit tomat. Di sisi lain, algoritma Random Forest berperan sebagai model klasifikasi yang menggunakan fitur statistik dari proses ekstraksi tersebut untuk menetapkan kategori kesegaran tomat.

Penelitian ini memanfaatkan kumpulan dataset citra tomat yang dibagi menjadi tiga kelas utama, yaitu tomat segar, tomat tidak segar, serta tomat busuk. Hasil klasifikasi tersebut dianalisis guna menilai efektivitas filter Gabor dalam mengidentifikasi ciri-ciri tekstur, khususnya untuk membedakan tekstur halus pada tomat segar dan tekstur rusak atau berkeriput pada tomat lainnya. Temuan dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan bagi pengembangan sistem pengendalian kualitas produk pertanian yang lebih efisien melalui penerapan teknologi komputer.




#### 4.2. Hasil Pengolahan Data

Bagian ini menjelaskan hasil pengolahan data yang dilakukan dengan teknik filter Gabor untuk menganalisis tekstur pada tomat. Tujuannya adalah mengonversi representasi visual gambar menjadi bentuk numerik melalui perhitungan nilai *mean*

dan *variance*. Kedua parameter ini kemudian dimanfaatkan sebagai dasar input untuk proses klasifikasi tomat dengan algoritma random forest.

Berikut disajikan data referensi berupa citra tomat :

**Tabel 4.1.** Data Acuan Visual

<b>No</b>	<b>Citra Asli</b>	<b>Kondisi Tomat</b>
1		Segar
2		Tidak Segar
3		Busuk

Berikut ini parameter nilai kuantitatif yang diperoleh dari hasil ekstraksi fitur :

**Tabel 4.2.** Parameter Nilai

Label	Mean			Variance		
	Min	Max	Average	Min	Max	Average
Segar	0,000758	0,000912	0,000857	0,000007	0,000022	0,000014
Tidak Segar	0,000750	0,000918	0,000865	0,000010	0,000028	0,000017
Busuk	0,000488	0,000910	0,000825	0,000007	0,000052	0,000021

Berdasarkan parameter nilai pada tabel di atas, diperoleh kriteria analisis tekstur sebagai berikut :

1. Kondisi Segar

Tomat segar menunjukkan nilai total *variance* rata-rata yang paling rendah, yaitu sebesar 0,000014. Secara visual, kondisi ini mencerminkan permukaan kulit tomat yang halus dan kencang. Nilai *variance* yang rendah menunjukkan respons filter Gabor yang lebih seragam terhadap permukaan tomat, sebab tidak ada variasi tekstur mencolok seperti kerutan atau ketidakmerataan pada kulitnya.

2. Kondisi Tidak Segar

Tomat tidak segar menunjukkan nilai total *variance* rata-rata mencapai 0,000017, yang lebih tinggi daripada tomat segar. Hal ini mengindikasikan adanya peningkatan variasi intensitas piksel pada gambar. Kondisi tersebut menggambarkan permulaan perubahan tekstur di permukaan kulit tomat, seperti kerutan halus yang biasanya timbul karena proses dehidrasi atau pelayuan.

### 3. Kondisi Busuk

Tomat busuk mencatat nilai total variansi rata-rata tertinggi, yaitu 0,000021, dengan nilai maksimum hingga 0,000052. Tingginya nilai variansi ini mencerminkan perbedaan kontras yang signifikan pada permukaan tomat. Fenomena tersebut biasanya disebabkan oleh kerusakan fisik pada kulit, seperti lubang, bercak busuk, atau perubahan struktur permukaan yang tidak rata, yang pada akhirnya menghasilkan respon frekuensi spasial lebih kuat saat diproses dengan filter Gabor.

#### 4.3. Metode Gabor Filter

Bagian ini menyajikan analisis mengenai penerapan metode filter Gabor untuk ekstraksi fitur tekstur pada gambar tomat. Metode tersebut dipilih karena kemampuannya menganalisis frekuensi spasial dan orientasi pola, sehingga efektif dalam mendeteksi beragam perubahan tekstur pada kulit tomat mulai dari kerutan halus hingga kerusakan yang lebih nyata. Berikut adalah tahapan teknis penerapan filter Gabor dalam proses ekstraksi fitur yang dilakukan pada penelitian ini :

##### 1. Konversi Citra ke Grayscale

Sebelum melakukan ekstraksi fitur, gambar tomat yang sudah menjalani penghapusan latar belakang dan penyeragaman ukuran menjadi 256 x 256 piksel pertama-tama diubah ke format *grayscale*. Langkah ini dimaksudkan untuk menyederhanakan data visual dengan membuang elemen warna sambil mempertahankan intensitas cahaya dalam kisaran 0 hingga 255. Akibatnya,

analisis tekstur dapat lebih terfokus pada variasi kontras dan bayangan yang mencerminkan pola kerutan atau perubahan di permukaan kulit tomat.

## 2. Penentuan Parameter Gabor (Orientasi dan Frekuensi)

Ekstraksi fitur dilakukan dengan menerapkan fungsi filter Gabor pada gambar menggunakan berbagai kombinasi parameter. Parameter kunci yang dipakai mencakup 4 sudut orientasi yaitu  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$  guna menangkap arah pola tekstur, seperti kerutan vertikal atau horizontal, serta 2 frekuensi yaitu 0.1 dan 0.2 yang mengatur tingkat detail tekstur yang dianalisis. Variasi parameter ini dimaksudkan agar fitur yang dihasilkan dapat merepresentasikan karakteristik permukaan tomat secara lebih menyeluruh.

## 3. Ekstraksi Fitur Statistik (Mean dan Variance)

Setelah gambar diproses dengan filter Gabor, hasilnya adalah parameter statistik dari respons filter tersebut. Dua fitur pokok yang diambil dari penelitian ini adalah *mean* dan *variance*. Nilai *mean* mencerminkan rata-rata energi tekstur dari respons filter Gabor di seluruh area gambar tomat. Nilai *variance* menggambarkan derajat penyebaran atau variasi tekstur pada permukaan tomat. *Variance* tinggi biasanya menandakan tekstur kasar dan tidak rata, sementara *variance* rendah menunjukkan tekstur halus.

Hasil ekstraksi ini menghasilkan nilai numerik decimal yang merepresentasikan ciri tekstur setiap gambar tomat, yang kemudian dijadikan input untuk algoritma klasifikasi guna menentukan tingkat kesegaran secara otomatis.

#### 4.4. Studi Kasus Gabor Filter





Berikut adalah studi kasus penerapan metode filter Gabor untuk ekstraksi fitur tekstur pada citra tomat :







##### 1. Data Latih







Data latih diproses terlebih dahulu oleh sistem melalui konversi gambar ke format grayscale. Langkah ini dilakukan supaya gambar dapat dianalisis menggunakan filter Gabor guna menghasilkan nilai fitur statistik tekstur.







Berikut contoh data latih yang dipakai dalam sistem.

**Tabel 4.3.** Data Latih

No	Citra Asli	Citra Grayscale	Label Tomat
1			Segar
2			Segar

No	Citra Asli	Citra Grayscale	Label Tomat
3			Segar
4			Segar
5			Tidak Segar

No	Citra Asli	Citra Grayscale	Label Tomat
6			Tidak Segar
7			Tidak Segar
8			Tidak Segar

No	Citra Asli	Citra Grayscale	Label Tomat
9			Busuk
10			Busuk
11			Busuk

No	Citra Asli	Citra Grayscale	Label
12			Busuk

## 2. Ekstraksi Fitur Gabor Filter

Setelah gambar dikonversi ke format grayscale, langkah selanjutnya adalah ekstraksi fitur. Pada tahap ini, gambar diproses dengan filter Gabor menggunakan kombinasi parameter orientasi dan frekuensi yang telah ditentukan. Hasil yang didapat adalah kumpulan nilai mean yang mencerminkan karakteristik tekstur gambar tomat sebagai berikut :

No	0.1, 0	0.1, 45	0.1, 90	0.1, 135	0.2, 0	0.2, 45	0.2, 90	0.2, 135
1	0,000894	0,000545	0,000894	0,000545	0,001333	0,000776	0,001333	0,000776
2	0,000874	0,000532	0,000874	0,000532	0,001302	0,000758	0,001302	0,000758
3	0,000895	0,000546	0,000895	0,000546	0,001335	0,000777	0,001335	0,000777
4	0,000898	0,000547	0,000898	0,000547	0,001338	0,000779	0,001338	0,000779
5	0,000879	0,000535	0,000879	0,000535	0,001310	0,000763	0,001310	0,000763
6	0,000878	0,000535	0,000878	0,000535	0,001308	0,000762	0,001308	0,000762
7	0,000871	0,000531	0,000871	0,000531	0,001298	0,000756	0,001298	0,000756
8	0,000847	0,000516	0,000847	0,000516	0,001262	0,000735	0,001262	0,000735
9	0,000860	0,000524	0,000860	0,000524	0,001281	0,000746	0,001281	0,000746
10	0,000853	0,000519	0,000853	0,000519	0,001271	0,000740	0,001271	0,000740
11	0,000862	0,000525	0,000862	0,000525	0,001285	0,000748	0,001285	0,000748
12	0,000856	0,000521	0,000856	0,000521	0,001275	0,000742	0,001275	0,000742

**Gambar 4.1.** Nilai Mean pada Gambar Tomat

Selain kumpulan nilai mean, berikut juga dicantumkan kumpulan nilai

Variance yang didapat dari ekstraksi fitur tekstur :

No	0.1, 0	0.1, 45	0.1, 90	0.1, 135	0.2, 0	0.2, 45	0.2, 90	0.2, 135
1	0,000016	0,000021	0,000025	0,000014	5,775691	8,084519	0,000011	5,992643
2	0,000012	0,000032	0,000029	0,000019	5,321071	0,000013	9,663942	6,929730
3	7,453007	9,556592	0,000022	0,000010	2,608757	3,582771	8,437119	3,855007
4	0,000019	0,000018	0,000014	0,000017	5,882599	7,254556	5,644016	5,742550
5	0,000015	0,000019	0,000054	0,000015	5,178866	7,310291	0,000023	5,976239
6	0,000014	0,000030	0,000024	0,000016	5,259948	0,000013	0,000010	6,151402
7	0,000025	0,000019	0,000025	0,000018	0,000010	7,591332	0,000010	0,000008
8	0,000023	0,000023	0,000031	0,000028	8,952709	7,217667	0,000010	9,658269
9	0,000027	0,000027	0,000032	0,000020	0,000012	0,000011	0,000012	9,257887
10	0,000015	0,000024	0,000051	0,000031	8,534762	0,000011	0,000021	0,000012
11	0,000059	0,000020	8,550135	0,000016	0,000020	5,698716	2,885216	5,971802
12	0,000022	0,000026	0,000045	0,000026	9,249626	0,000011	0,000018	0,000010

**Gambar 4.2.** Nilai Variance pada Gambar Tomat

Berdasarkan Gambar 4.1 dan Gambar 4.2, nilai fitur yang dihasilkan oleh filter Gabor disajikan berdasarkan kombinasi parameter frekuensi dan orientasi sudut. Penjelasan mengenai kolom-kolom tersebut adalah sebagai berikut :

1. Variasi Frekuensi

Sistem menggunakan dua variasi frekuensi untuk analisis tekstur. Frekuensi 0,1 dipakai untuk menangkap pola tekstur kasar dan umum di permukaan tomat, sementara frekuensi 0,2 dimanfaatkan guna mendeteksi detail tekstur halus dan spesifik.

2. Orientasi Sudut

Fitur diekstrak dari empat orientasi sudut berbeda supaya sistem mampu menangkap ciri tekstur kulit tomat dari beragam arah, termasuk vertikal dan horizontal. Misalnya, kolom 0.1, 45 menunjukkan hasil ekstraksi fitur dengan frekuensi 0,1 dan orientasi sudut 45°.

Penyajian data secara rinci per orientasi sudut menggambarkan bahwa sistem tidak hanya mengandalkan satu nilai rata-rata, melainkan memanfaatkan seluruh variasi fitur sebagai input untuk algoritma Random Forest.

#### 4.5. Pelatihan Model

Tahap pelatihan model menjadi bagian penting dalam pengembangan sistem klasifikasi. Di sini, fitur tekstur hasil ekstraksi dari filter Gabor disiapkan sebagai input untuk algoritma pembelajaran. Kemudian, algoritma mempelajari pola dari fitur-fitur tersebut guna membentuk model yang dapat membedakan tingkat kesegaran tomat secara otomatis.

##### 4.5.1 Normalisasi Fitur (StandardScaler)

Setelah mendapatkan 16 dimensi fitur dari ekstraksi dengan Filter Gabor, data tidak langsung diinput ke model klasifikasi. Sebelumnya, dilakukan normalisasi menggunakan StandardScaler. Langkah ini penting karena nilai fitur Gabor biasanya berada dalam rentang sangat kecil, yang dapat menghambat model dalam mencari parameter optimal saat pelatihan.

Dalam implementasi sistem, perintah fungsi pythonnya adalah sebagai berikut :

```
from sklearn.preprocessing import StandardScaler  
  
scaler = StandardScaler()  
  
X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)  
  
X_test_scaled = scaler.transform(X_test)
```

**Gambar 4.3.** Perintah Normalisasi

Hasil dari proses ini adalah seluruh fitur kini memiliki rata-rata 0 dan variansi 1, sehingga fitur *mean* dan *variance* memiliki bobot yang setara di mata algoritma.

#### **4.5.2 Klasifikasi Random Forest**

Data yang sudah dinormalisasi selanjutnya dimanfaatkan untuk melatih algoritma Random Forest. Langkah-langkah proses klasifikasi meliputi :

1. Model diatur dengan parameter  $n\_estimators=100$ , artinya sistem membentuk 100 pohon keputusan secara paralel untuk menghasilkan prediksi
2. Tiap pohon mempelajari ambang batas dari nilai Mean dan Variance yang telah dinormalisasi.
3. Pada pengujian gambar baru, 100 pohon memberikan suara. Label kelas dengan suara mayoritas ditetapkan sebagai hasil akhir tingkat kesegaran tomat.
4. Model hasil pelatihan disimpan dalam format .pkl agar bisa dipanggil ulang oleh antarmuka web tanpa pelatihan berulang.

#### **4.6. Implementasi Sistem**

Tahap implementasi merupakan perwujudan dari tahapan penelitian, mulai dari proses pengolahan citra hingga klasifikasi, dalam bentuk aplikasi web. Sistem ini dibangun dengan pemrograman Python dengan memanfaatkan framework streamlit sebagai media antarmuka pengguna. Tampilan sistem dapat dilihat pada Gambar 4.3. berikut :

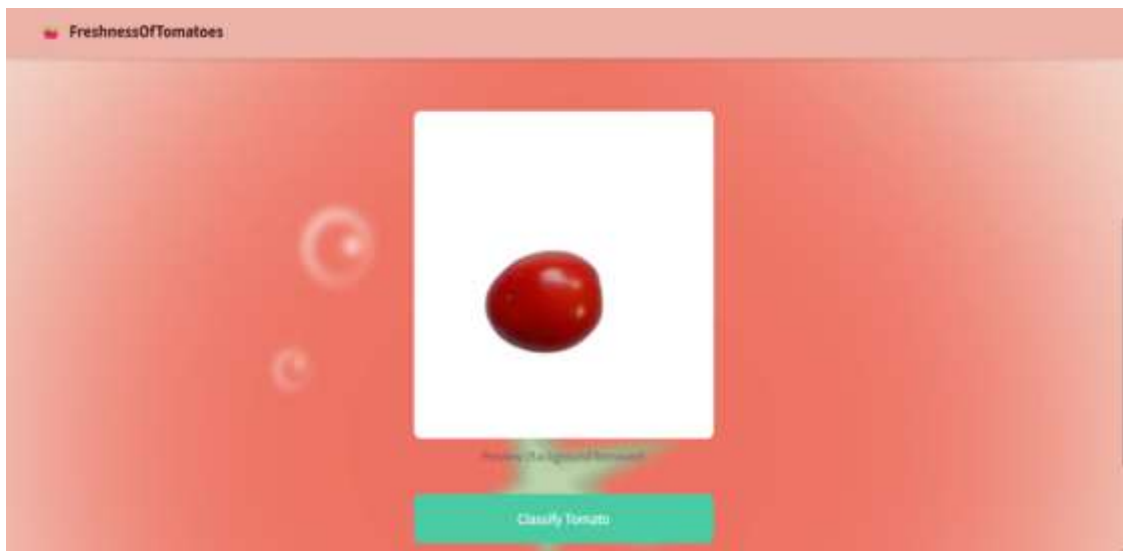


**Gambar 4.4.** Tampilan Sistem

Berikut adalah tahapan langkah-langkah implementasi sistem penentuan kesegaran tomat menggunakan Gabor Filter dan Random Forest :

1. Input Gambar

Yaitu proses yang dilakukan untuk menginput citra sampel tomat seperti Gambar 4.4.



**Gambar 4.5.** Tampilan Input Citra

## 2. Proses Ekstraksi Fitur dan Klasifikasi

Pada tahap ini, sistem menunjukkan hasil Gabor Filter dan Random Forest terhadap citra tomat yang diuji seperti Gambar 4.5 berikut :






**Gambar 4.6.** Tampilan Hasil







Sistem menyajikan parameter Average Mean dan Average Variance sebagai informasi yang bisa dilihat pengguna. Walaupun model secara internal menggunakan 16 fitur, antarmuka hanya menampilkan nilai rata-ratanya agar informasi lebih ringkas dan mudah dipahami.




### 4.7. Hasil Pengujian

Bagian ini dibuat sebagai hasil dari proses pengujian terhadap citra dari tomat untuk ditampilkan apakah sistem akan menghasilkan klasifikasi yang sesuai. Hasilnya dapat dilihat pada Tabel 4.4 berikut :

Tabel 4.4. Hasil Pengujian

No	Citra Uji	Hasil Gabor & Random Forest				
1		<div style="border: 1px solid #ccc; padding: 10px; background-color: #f9f9f9;"> <p><span style="color: green;">✓</span> <b>Segar</b></p> <p>Analisis: Kulit terdeteksi halus dan kencang, Kondisi prima.</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 70%;">Mean Gabor</td> <td style="text-align: right;">0.00001</td> </tr> <tr> <td>Variance Gabor</td> <td style="text-align: right;">0.000014</td> </tr> </table> </div>	Mean Gabor	0.00001	Variance Gabor	0.000014
Mean Gabor	0.00001					
Variance Gabor	0.000014					
2		<div style="border: 1px solid #ccc; padding: 10px; background-color: #f9f9f9;"> <p><span style="color: green;">✓</span> <b>Segar</b></p> <p>Analisis: Kulit terdeteksi halus dan kencang, Kondisi prima.</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 70%;">Mean Gabor</td> <td style="text-align: right;">0.00007</td> </tr> <tr> <td>Variance Gabor</td> <td style="text-align: right;">0.000013</td> </tr> </table> </div>	Mean Gabor	0.00007	Variance Gabor	0.000013
Mean Gabor	0.00007					
Variance Gabor	0.000013					
3		<div style="border: 1px solid #ccc; padding: 10px; background-color: #f9f9f9;"> <p><span style="color: green;">✓</span> <b>Segar</b></p> <p>Analisis: Kulit terdeteksi halus dan kencang, Kondisi prima.</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 70%;">Mean Gabor</td> <td style="text-align: right;">0.000011</td> </tr> <tr> <td>Variance Gabor</td> <td style="text-align: right;">0.000014</td> </tr> </table> </div>	Mean Gabor	0.000011	Variance Gabor	0.000014
Mean Gabor	0.000011					
Variance Gabor	0.000014					

No	Citra Uji	Hasil Gabor & Random Forest				
4		<p data-bbox="759 322 916 353">  <b>Tidak Segar</b> </p> <p data-bbox="775 387 1118 409">Analisis: Terdeteksi pola kerutan halus pada tekstur kulit.</p> <table border="1" data-bbox="775 432 1337 495"> <tr> <td data-bbox="786 439 855 454">Mean Gabor</td> <td data-bbox="1257 439 1310 454">0.000157</td> </tr> <tr> <td data-bbox="786 468 879 483">Variance Gabor</td> <td data-bbox="1257 468 1310 483">0.000010</td> </tr> </table>	Mean Gabor	0.000157	Variance Gabor	0.000010
Mean Gabor	0.000157					
Variance Gabor	0.000010					
5		<p data-bbox="759 797 916 828">  <b>Tidak Segar</b> </p> <p data-bbox="775 862 1118 884">Analisis: Terdeteksi pola kerutan halus pada tekstur kulit.</p> <table border="1" data-bbox="775 907 1337 969"> <tr> <td data-bbox="786 913 855 929">Mean Gabor</td> <td data-bbox="1257 913 1310 929">0.000007</td> </tr> <tr> <td data-bbox="786 943 879 958">Variance Gabor</td> <td data-bbox="1257 943 1310 958">0.000010</td> </tr> </table>	Mean Gabor	0.000007	Variance Gabor	0.000010
Mean Gabor	0.000007					
Variance Gabor	0.000010					
6		<p data-bbox="759 1283 916 1314">  <b>Tidak Segar</b> </p> <p data-bbox="775 1348 1118 1370">Analisis: Terdeteksi pola kerutan halus pada tekstur kulit.</p> <table border="1" data-bbox="775 1393 1337 1456"> <tr> <td data-bbox="786 1400 855 1415">Mean Gabor</td> <td data-bbox="1257 1400 1310 1415">0.000000</td> </tr> <tr> <td data-bbox="786 1429 879 1444">Variance Gabor</td> <td data-bbox="1257 1429 1310 1444">0.000010</td> </tr> </table>	Mean Gabor	0.000000	Variance Gabor	0.000010
Mean Gabor	0.000000					
Variance Gabor	0.000010					

No	Citra Uji	Hasil Gabor & Random Forest				
7		<div style="border: 1px solid #ccc; background-color: #f9f9f9; padding: 10px;"> <p><b>✘ Busuk</b></p> <p>Analisis: Terdeteksi kerusakan jaringan kulit atau pembusukan.</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 70%;">Mean Gabor</td> <td style="width: 30%;">0.000000</td> </tr> <tr> <td>Variance Gabor</td> <td>0.000000</td> </tr> </table> </div>	Mean Gabor	0.000000	Variance Gabor	0.000000
Mean Gabor	0.000000					
Variance Gabor	0.000000					
8		<div style="border: 1px solid #ccc; background-color: #f9f9f9; padding: 10px;"> <p><b>✘ Busuk</b></p> <p>Analisis: Terdeteksi kerusakan jaringan kulit atau pembusukan.</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 70%;">Mean Gabor</td> <td style="width: 30%;">0.000001</td> </tr> <tr> <td>Variance Gabor</td> <td>0.000026</td> </tr> </table> </div>	Mean Gabor	0.000001	Variance Gabor	0.000026
Mean Gabor	0.000001					
Variance Gabor	0.000026					
9		<div style="border: 1px solid #ccc; background-color: #f9f9f9; padding: 10px;"> <p><b>✘ Busuk</b></p> <p>Analisis: Terdeteksi kerusakan jaringan kulit atau pembusukan.</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 70%;">Mean Gabor</td> <td style="width: 30%;">0.000000</td> </tr> <tr> <td>Variance Gabor</td> <td>0.000000</td> </tr> </table> </div>	Mean Gabor	0.000000	Variance Gabor	0.000000
Mean Gabor	0.000000					
Variance Gabor	0.000000					

## **BAB V**

### **PENUTUP**

#### **5.1. Kesimpulan**

Berdasarkan hasil penelitian sistem klasifikasi kesegaran tomat, beberapa kesimpulan yang dapat diambil adalah sebagai berikut:

1. Metode ekstraksi fitur dengan filter Gabor efektif merepresentasikan ciri tekstur kulit tomat melalui parameter Mean dan Variance. Kenaikan nilai Variance terbukti sebagai indikator utama penurunan kesegaran tomat, seperti kondisi tidak segar atau busuk.
2. Algoritma Random Forest berhasil mengklasifikasikan fitur tekstur menjadi tiga kategori, yaitu segar, tidak segar, dan busuk. Penggunaan 100 decision trees pada model meningkatkan kestabilan pengambilan keputusan klasifikasi.
3. Normalisasi fitur menggunakan StandardScaler sangat membantu menyeragamkan rentang nilai fitur ekstraksi Gabor yang cenderung kecil, sehingga model dapat mengolah data dengan baik.
4. Implementasi sistem sebagai antarmuka web berbasis Streamlit memudahkan pengguna untuk menguji langsung hanya dengan mengunggah gambar tomat ke dalam aplikasi.

#### **5.2. Saran**

Untuk pengembangan penelitian mendatang, beberapa saran perbaikan yang dapat dipertimbangkan adalah sebagai berikut :

1. Diharapkan penambahan dataset dengan meningkatkan jumlah dan keragaman citra tomat melalui berbagai varietas, sehingga model memiliki data lebih beragam dan kemampuan generalisasi lebih kuat.
2. Sebaiknya penggabungan fitur dengan menambahkan fitur warna seperti ruang warna HSV atau Lab sebagai pelengkap tekstur, karena perubahan warna juga menjadi indikator penting kesegaran tomat.
3. Disarankan optimasi algoritma melalui eksperimen penyempurnaan hyperparameter Random Forest atau metode ensemble lain untuk meningkatkan akurasi klasifikasi, terutama pada kelas Segar dan Tidak Segar.
4. Diupayakan pengembangan platform mobile menjadi aplikasi Android dan dapat memotret langsung dari sistem agar lebih praktis bagi petani dan pedagang dalam memeriksa kualitas tomat langsung di lapangan.

## DAFTAR PUSTAKA

- Akbar, Y., Iskandar, D., & widia, fahmi chairullah. (2022). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Nanas Berdasarkan Tekstur Gray Level Co-Occurrence Matrix Dengan Metode Support Vector Machine. *Jurnal Informatika Teknologi Dan Sains*, 4(4), 296–301. <https://doi.org/10.51401/jinteks.v4i4.2047>
- Andono, P. N., & Nugraini, S. H. (2022). Texture Feature Extraction in Grape Image Classification Using K-Nearest Neighbor. *Jurnal RESTI*, 6(5), 768–775. <https://doi.org/10.29207/resti.v6i5.4137>
- Arifin, N., & Insani, C. N. (2025). Comparative Analysis of CNN, SVM, Decision Tree, Random Forest, and KNN for Maize Leaf Disease Detection Using Color and Texture Feature Extraction. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 6(5), 3572–3586. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2025.6.5.5128>
- Azizah, W., & agustin, soffiana. (2025). Feature Extraction using Histogram of Oriented Gradients and Moments with Random Forest Classification for Batik Pattern Detection. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 14(1), 8–14. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v14i1.2352>
- Butwall, M. (2021). Data Normalization and Standardization: Impacting Classification Model Accuracy. *International Journal of Computer Applications*, 183(35), 6–9. <https://doi.org/10.5120/ijca2021921669>
- Fertiasari, R., Arditian, S., Yuliani, S., Nurhafiza, N., & Aryasari, P. (2023). Perubahan Fisiologi Buah Tomat (*Solanum Lycopersicum*) Terhadap Suhu Kamar Dan Umur Simpan Yang Memengaruhi Mutu. *Journal of Food Security and Agroindustry*, 1(3), 97–104. <https://doi.org/10.58184/jfsa.v1i3.125>
- Gutierrez, E. P. H., & Hapsari, R. K. (2024). Implementasi Metode Filter Gabor pada Ekstraksi Fitur Image Wajah. *Prosiding Seminar Nasional Teknik Elektro, Sistem Informasi, Dan Teknik Informatika (SNESTIK)*, 1–6.
- Indra, D., Hayati, L. N., Daris, M. A., As'ad, I., & Mansyur, U. (2024). Penerapan Metode Random Forest dalam Klasifikasi Huruf BISINDO dengan Menggunakan Ekstraksi Fitur Warna dan Bentuk. *Komputika : Jurnal Sistem Komputer*, 13(1), 29–40. <https://doi.org/10.34010/komputika.v13i1.10363>
- Khaleefah, S. H., Mostafa, S. A., Mustapha, A., Samsudin, N. A., Nasrudin, M. F., & Baz, A. (2020). A survey on local binary pattern and gabor filter as texture descriptors of smart profiling systems. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 20(3), 1379–1387. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v20.i3.pp1379-1387>

- Khuat, T. P., Van, T., & Van, H. T. (2025). Plant Leaf Recognition using OSSGabor filter and Vision Transformer. *Journal of Universal Computer Science*, 31(6), 623–647. <https://doi.org/10.3897/jucs.129624>
- Massie, G. J., Pratama, A. Z., Sakira, T. P., Kaswar, A. B., & Andayani, D. D. (2024). Maturity Classification System of Tomato Based on Rgb Color Features Using Backpropagation Artificial Neural Network Method. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 5(1), 1–10. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.1.732>
- Narulita, S., Nugroho, A., & Abdillah, M. Z. (2024). *Diagram Unified Modelling Language ( UML ) untuk Perancangan Sistem Informasi Manajemen Penelitian dan Pengabdian Masyarakat ( SIMLITABMAS ) Universitas Nasional Karangturi Semarang , Indonesia ( deskripsi ) dan perancangan sistem , khususnya pada pemrogr. 3*, 244–256.
- Pinheiro, J. M. H., Oliveira, S. V. B. de, Silva, T. H. S., Saraiva, P. A. R., Souza, E. F. de, Godoy, R. V., Ambrosio, L. A., & Becker, M. (2025). The Impact of Feature Scaling in Machine Learning: Effects on Regression and Classification Tasks. *IEEE Access*, 13(November), 199903–199931. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3635541>
- Santoso, F., & Hartati, E. (2022). Penggunaan Algoritma Random Forest Dalam Klasifikasi Buah Segar Dan Busuk. *Jurnal Algoritme*, 3(1), 133–140. <https://doi.org/10.35957/algoritme.v3i1.3404>
- Setiawan, M. J., Budi Nugroho, & Anggraini Puspita Sari. (2023). Klasifikasi Penyakit Daun Tanaman Menggunakan Algoritma CNN dan Random Forest. *Teknologi*, 13(2), 12–18. <https://doi.org/10.26594/teknologi.v13i2.3739>
- Singh, S. (2025). Comparative Analysis of Python’s Role in AI and Machine Learning. *International Journal of Research in Engineering, Science and Management*, 8(2), 59–64. <https://journal.ijresm.com/index.php/ijresm/article/view/3219>
- Sudiadi, S., & Meiriyama, M. (2023). Penerapan Algoritma Random Forest untuk Klasifikasi Jenis Daun Herbal. *JITTER : Jurnal Ilmiah Teknologi Dan Komputer*, 4(2), 1700. <https://doi.org/10.24843/jtrti.2023.v04.i02.p05>
- Suendri, S., Susanti, E., & Hartono, A. (2025). Colors and Texture Feature Extraction Using Learning Vector Quantization 3 Algorithm in Optimization of Beef Identification. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 9(1), 38–43. <https://doi.org/10.30871/jaic.v9i1.8903>
- Umarjonovich, J. S. (2023). *American journal of pedagogical and educational research significance of reading skills in american journal of pedagogical and educational research. 14*, 48–51.

- Vitasari, J., Nugroho, R. R., Muhammad Andra Kusuma Ramadhan, Owen Pratama Endramawan, & Mochammad Rifki Ulil Albaab. (2025). Smart Conveyor Real-Time Sort Rotten Tomatoes With Deep Learning Method Integrated IoT Control. *Jurnal Ilmiah Research and Development Student*, 3(1), 242–255. <https://doi.org/10.59024/jis.v3i1.1135>
- Wayahdi, M. R., & Ruziq, F. (2023). Pemodelan Sistem Penerimaan Anggota Baru dengan Unified Modeling Language (UML) (Studi Kasus: Programmer Association of Battuta). *Jurnal Minfo Polgan*, 12(1), 1514–1521. <https://doi.org/10.33395/jmp.v12i1.12870>
- Wiharto, Nashrullah, F. H., Suryani, E., Salamah, U., Prakisya, N. P. T., & Setyawan, S. (2021). Texture-based feature extraction using gabor filters to detect diseases of tomato leaves. *Revue d'Intelligence Artificielle*, 35(4), 331–339. <https://doi.org/10.18280/ria.350408>
- Yeh, M. F., Luo, C. C., & Liu, Y. C. (2025). Optimization of Gabor Convolutional Networks Using the Taguchi Method and Their Application in Wood Defect Detection. *Applied Sciences (Switzerland)*, 15(17), 3–6. <https://doi.org/10.3390/app15179557>
- Zhang, J., Liu, S., Zhu, X., Chang, Y., Wang, C., Ma, N., Wang, J., Zhang, X., Lyu, J., & Xie, J. (2023). A Comprehensive Evaluation of Tomato Fruit Quality and Identification of Volatile Compounds. *Plants*, 12(16), 1–18. <https://doi.org/10.3390/plants12162947>