

**SEGMENTASI CITRA PENYAKIT DAUN BAWANG MERAH
MENGUNAKAN *K-MEANS* DAN *OTSU***

SKRIPSI

Diajukan Untuk Memenuhi Sebagian Syarat Guna
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom.)
Pada Prodi Teknik Informatika



OLEH:

MUHAMMAD MUHIBBUL WATONI

NPM: 19.1.03.02.0166

FAKULTAS TEKNIK (FT)
UNIVERSITAS NUSANTARA PERSATUAN GURU REPUBLIK INDONESIA
UN PGRI KEDIRI

2023

Skripsi oleh:

MUHAMMAD MUHIBBUL WATONI
NPM: 19.1.03.02.0166

Judul:

**SEGMENTASI CITRA PENYAKIT DAUN BAWANG MERAH
MENGUNAKAN *K-MEANS* DAN *OTSU***

Telah disetujui untuk diajukan Kepada
Panitia Ujian/Sidang Skripsi Prodi Teknik Informatika
FT UN PGRI Kediri

Tanggal: 25 Juli 2023
Dosen Pembimbing Seminar

Pembimbing I



Dinar Putra Pamungkas, M. Kom
NIDN. 0708028704

Pembimbing II



Resty Wulanningrum, M.Kom.
NIDN. 0719068702

Skripsi oleh:

MUHAMMAD MUHIBBUL WATONI
NPM: 19.1.03.02.0166

Judul:

**SEGMENTASI CITRA PENYAKIT DAUN BAWANG MERAH
MENGUNAKAN *K-MEANS* DAN *OTSU***

Telah dipertahankan di depan Panitia Ujian/Sidang Skripsi
Prodi Teknik Informatika FT UN PGRI Kediri
Pada tanggal: 21 Juli 2023

Dan Dinyatakan telah Memenuhi Persyaratan

Panitia Penguji:

1. Ketua : Dinar Putra Pamungkas, M. Kom.
2. Penguji I : Umi Mahdiyah, S.Pd., M.Si
3. Penguji II : Risa Helilintar, M.Kom



Mengetahui,
Dekan FT

Dr. Suryo Widodo, M. Pd
NIP: 19640202 199103 1 002

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini saya,

Nama : Muhammad Muhibbul Watoni
Jenis Kelamin : Laki-laki
Tempat/tgl. lahir : Nganjuk/ 24 januari 2001
NPM : 19103020166
Fak/Jur./Prodi. : FT/ S1 Teknik Informatika

Menyatakan dengan sebenarnya, bahwa dalam Skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu perguruan tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya tidak terdapat karya tulis atau pendapat yang pernah diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara sengaja dan tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Kediri, 4 Agustus 2023

Yang Menyatakan

MUHAMMAD MUHIBBUL WATONI

NPM: 19103020166

Motto:

Kita tidak akan pernah merasakan apa itu keberhasilan, sebelum kita merasakan apa itu kegagalan.

– Muhammad Muhibbul Watoni

Kupersembahkan karya ini buat:

Keluarga tercintaku yang selalu memberikan dukungan dan cinta tanpa batas.

ABSTRAK

Muhammad Muhibbul Watoni SEGMENTASI CITRA PENYAKIT DAUN BAWANG MERAH MENGGUNAKAN K-MEANS DAN OTSU, Skripsi, TI, FT UN PGRI Kediri, 2023.

Kata kunci: Pengolahan Citra, Daun Tanaman Bawang merah, Segmentasi Berbasis *K-Means*, Segmentasi *Otsu*

Penelitian ini membahas segmentasi citra daun bawang merah menggunakan metode K-Means dan Otsu. Metode Otsu digunakan untuk mengubah citra menjadi bentuk biner dengan ambang optimal secara otomatis. Selanjutnya, K-Means digunakan untuk mengelompokkan piksel daun bawang merah setelah proses thresholding. Setelah proses segmentasi citra daun bawang merah menggunakan metode K-Means dan Otsu, langkah selanjutnya adalah menganalisis hasil kelompok piksel yang telah terbentuk. Dalam penelitian ini, dilakukan pengukuran berbagai fitur morfologi dari daun bawang merah yang berhasil tersegmentasi, seperti luas daun, perimeter, bentuk, dan kompaktitas. Informasi ini dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang karakteristik daun bawang merah secara morfologis. Hasil segmentasi citra menunjukkan bahwa kedua metode ini efektif dalam memisahkan daun bawang merah dari latar belakang dengan baik. Nilai PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) yang dihasilkan pada segmentasi citra menggunakan metode K-Means adalah 51.06260 dB, sedangkan menggunakan metode Otsu diperoleh nilai 69.23292 dB. Kedua metode tersebut menunjukkan akurasi yang baik dalam melakukan segmentasi. Diharapkan penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan teknik segmentasi citra daun bawang merah menggunakan metode K-Means dan Otsu. Metode-metode ini nantinya dapat digunakan dalam berbagai aplikasi pemrosesan citra, pengenalan pola, dan penelitian lanjutan terkait analisis daun bawang merah.

KATA PENGANTAR

Puji syukur kami panjatkan kehadiranallah tuhan yang maha esa, karena atas karunianya penulis dapat menyelesaikan proposal skripsi yang berjudul “SEGMENTASI CITRA PENYAKIT DAUN BAWANG MERAH MENGGUNAKAN *K-MEANS* DAN *OTSU*”. Karena itu pada kesempatan ini kami ingin mengucapkan terima kasih kepada:

Pada kesempatan ini diucapkan terimakasih dan penghargaan yang setulus-tulusnya kepada:

1. Dr. Zainal Afandi, M.Pd. Selaku Rektor Universitas Nusantara PGRI Kediri, yang selaku memberikan dorongan motivasi kepada mahasiswa.
2. Dr. Suryo Widodo, M.Pd. Selaku Dekan Fakultas Teknik yang selalu memberikan dukungan moral kepada mahasiswa.
3. Ahmad Bagus Setiawan, S.T., M.M., M.Kom. Ketua Program Studi Teknik Informatika yang selalu memberikan arahan kepada mahasiswa.
4. Danar Putra Pamungkas, M.Kom. Selaku Dosen Pembimbing yang selalu memberikan bimbingannya.
5. Kedua Orang Tua saya dan Keluarga atas doa dan dukungannya.
6. Violien Maya Seftiana yang selalu menemani dan membantu saya dalam mengerjakan skripsi.

Disadari bahwa skripsi ini masih banyak kekurangan, maka diharapkan tegur, kritik, dan saran - saran dari berbagai pihak sangat diharapkan. Disertai harapan semoga skripsi ini ada manfaat bagi kita semua, khususnya bagi dunia pendidikan di Indonesia.

Kediri, 4 Agustus 2023

Muhammad Muhibbul Watoni
NPM: 19.1.03.02.0166

DAFTAR ISI

| | |
|---|------|
| HALAMAN JUDUL..... | i |
| HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING | ii |
| HALAMAN PENGESAHAN..... | iii |
| HALAMAN PERNYATAAN | iv |
| HALAMAN PERSEMBAHAN/ MOTTO | v |
| HALAMAN ABSTRAKSI | vi |
| KATA PENGANTAR | vii |
| DAFTAR ISI..... | viii |
| DAFTAR TABEL..... | xi |
| DAFTAR GAMBAR | xii |
| BAB I PENDAHULUAN | 1 |
| A. Latar Belakang Masalah..... | 1 |
| B. Identifikasi Masalah | 3 |
| C. Rumusan Masalah | 3 |
| D. Batasan Masalah..... | 3 |
| E. Tujuan Penelitian..... | 4 |
| F. Manfaat dan Kegunaan Penelitian..... | 4 |
| G. Metode Penelitian..... | 5 |
| H. Jadwal Penelitian..... | 7 |
| I. Sistematika Penulisan Laporan | 7 |
| A. Landasan Teori | 9 |
| 1. Bawang Merah | 9 |
| 2. Pengertian Citra..... | 9 |
| 3. Greyscale..... | 10 |
| 4. Segmentasi Citra | 10 |
| 5. Segmentasi K-Means Clustering..... | 11 |
| 6. <i>Otsu</i> | 16 |
| 7. Python | 17 |

| | |
|---|-----------|
| 8. OpenCV..... | 17 |
| 9. Framework Django..... | 18 |
| 10. Tailwindcss | 18 |
| B. Kajian Pustaka..... | 19 |
| BAB III ANALISA DAN DESAIN SISTEM | 22 |
| A. Analisa Sistem..... | 22 |
| 1. Analisa Sistem Lama..... | 22 |
| a. Bagaimana proses segmentasi citra menggunakan metode <i>K-means</i> dan <i>Otsu</i> pada citra daun bawang merah?..... | 22 |
| b. Bagaimana mendapatkan hasil efisiensi segmentasi citra menggunakan nilai (<i>Mean Squared Error</i>) MSE dan (<i>Peak Signal to Noise Ratio</i>) PSNR pada metode <i>K-means</i> dan <i>Otsu</i> ? | 22 |
| 2. Analisa Sistem Yang Diusulkan..... | 22 |
| a. Analisa Kebutuhan Fungsi | 22 |
| b. Analisa Kebutuhan Data..... | 23 |
| 3. Analisa Kebutuhan Perangkat | 26 |
| B. Desain Sistem (Arsitektur) | 26 |
| 1. Use Case Diagram..... | 26 |
| 2. Activity Diagram..... | 28 |
| a. Activity Diagram Registration | 29 |
| b. Activity Diagram Login | 30 |
| c. Activity Diagram Logout | 31 |
| d. Activity Diagram Manage Image..... | 31 |
| e. Activity Diagram Import Image..... | 32 |
| C. Desain Database | 34 |
| D. Simulasi Algoritma | 36 |
| 1. <i>Grayscale</i> | 36 |
| 2. Manualisasi <i>Pre-processing</i> Citra untuk <i>K-Means Clustering</i> | 37 |
| 3. Manualisasi Segmentasi Citra dengan <i>K-Means Clustering</i> | 42 |
| 3. <i>Otsu</i> | 47 |
| 4. <i>MSE</i> dan <i>PSNR</i> | 48 |

| | |
|--|----|
| E. Desain Antarmuka..... | 50 |
| BAB IV IMPLEMENTASI DAN HASIL | 56 |
| A. Implementasi Lembar Kerja..... | 56 |
| B. Implementasi Program (Development) | 59 |
| C. Hasil Pengujian | 61 |
| Berikut ini adalah tabel rata-rata hasil dari sekenario 1..... | 61 |
| Berikut ini adalah tabel rata-rata hasil dari sekenario 2..... | 63 |
| Berikut ini adalah tabel rata-rata hasil dari sekenario 3..... | 65 |
| Berikut ini adalah tabel rata-rata hasil dari sekenario 4..... | 67 |
| Berikut ini adalah tabel rata-rata hasil dari sekenario 5..... | 69 |
| D. Evaluasi Hasil..... | 72 |
| BAB V PENUTUP..... | 73 |
| A. Kesimpulan..... | 73 |
| B. Saran..... | 73 |
| DAFTAR PUSTAKA | 74 |
| CURRICULUM VITAE | 80 |

DAFTAR TABEL

| | |
|---|----|
| Tabel 3. 1 Data Input Citra..... | 23 |
| Tabel 3. 2 Deskripsi Aktor | 27 |
| Tabel 3. 3 Deskripsi <i>Use Case</i> | 27 |
| Tabel 3. 4 Citra Input Proses Perubahan Ruang Warna..... | 37 |
| Tabel 3. 5 Hasil Ruang Warna XYZ..... | 38 |
| Tabel 3.6 Hasil Pembagian XYZ Dengan <i>White Reference</i> | 39 |
| Tabel 3.7 Perhitungan Fungsi Terhadap XYZ | 40 |
| Tabel 3.8 Hasil Ruang Warna $L^*a^*b^*$ | 42 |
| Tabel 3.9 Data Input <i>K-Means Clustering</i> | 42 |
| Tabel 3.10 Data Input Segmentasi Daun | 43 |
| Tabel 3.11 <i>Centroid</i> Awal Segmentasi Daun..... | 43 |
| Tabel 3.12 Jarak <i>Cluster</i> Segmentasi Daun Iterasi ke 0..... | 44 |
| Tabel 3.13 <i>Centroid</i> Baru Iterasi ke 1 Segmentasi Daun..... | 46 |
| Tabel 3.14 Jarak <i>Cluster</i> Segmentasi Daun Iterasi ke 1..... | 46 |
| Tabel 3.15 Hasil K-Means Pada Segmentasi Daun | 46 |
| Tabel 4. 1 Data Input..... | 57 |
| Tabel 4. 2 Data Representasi K-Means..... | 57 |
| Tabel 4. 3 Data Representasi Otsu | 58 |
| Tabel 4. 4 Hasil Uji Coba 1..... | 61 |
| Tabel 4. 5 Hasil Uji Coba 2..... | 63 |
| Tabel 4. 6 Hasil Uji Coba 3..... | 65 |
| Tabel 4. 7 Hasil Uji Coba 4..... | 67 |
| Tabel 4. 8 Hasil Uji Coba 5..... | 69 |
| Tabel 4. 9 Hasil Nilai Rata-Rata Secara Umum | 71 |

DAFTAR GAMBAR

| | |
|--|----|
| Gambar 1. 1Diagram Waterfall..... | 5 |
| Gambar 2. 1Contoh Matriks Citra..... | 10 |
| Gambar 3. 1 <i>Use Case</i> Diagram..... | 26 |
| Gambar 3. 2 <i>Activity Diagram Registration</i> | 29 |
| Gambar 3. 3 <i>Activity Diagram Login</i> | 30 |
| Gambar 3. 4 <i>Activity Diagram Logout</i> | 31 |
| Gambar 3. 5 <i>Activity Diagram Manage Image</i> | 32 |
| Gambar 3. 6 <i>Activity Diagram Import Image</i> | 33 |
| Gambar 3. 7Class Diagram Database..... | 34 |
| Gambar 3. 8 Data Citra Asli..... | 36 |
| Gambar 3. 9 Contoh Matrix 3x3 | 36 |
| Gambar 3.10HasilGrayscale | 37 |
| Gambar 3.11 Hasil PerhitunganThresholding Otsu | 48 |
| Gambar 3. 12Desain InterfaceLogin | 50 |
| Gambar 3. 13Desain InterfaceDashboard | 51 |
| Gambar 3. 14Desain InterfaceFiles..... | 52 |
| Gambar 3. 15Desain Upload Image | 52 |
| Gambar 3. 16Desain InterfaceResultSegmentation | 53 |
| Gambar 3. 17Desain InterfaceManage User | 54 |
| Gambar 3. 18Desain InterfaceExport..... | 55 |
| Gambar 3. 19Desain Interface Pengaturan Akun..... | 55 |
| Gambar 4. 2 Nilai Matriks | 57 |
| Gambar 4. 3Tampilan Sign In..... | 59 |
| Gambar 4. 4 Tampilan Sistem..... | 59 |
| Gambar 4. 5 Input Gambar RGB | 60 |
| Gambar 4. 6 Image Uploud..... | 60 |
| Gambar 4. 7 Citra Asli Pasir Terang..... | 61 |
| Gambar 4. 8 Citra Asli Pasir Hitam | 63 |
| Gambar 4. 9 Citra Asli Putih..... | 65 |

| | |
|--|----|
| Gambar 4. 10Citra Asli Putih Gelap | 67 |
| gambar 4. 11Citra Asli Random..... | 69 |

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang Masalah

Bawang merah termasuk jenis tanaman semusim, berumur pendek dan berbentuk rumpun. Bawang merah merupakan salah satu komoditi sayur rempah dan memiliki banyak manfaat. Disamping fungsinya sebagai campuran bumbu penyedap masakan, bawang merah juga dapat dimanfaatkan sebagai pengobatan tradisional atau terapi. Meskipun bukan kebutuhan pokok, kebutuhan masyarakat terhadap bawang merah terus bertambah. Untuk memenuhi kebutuhan bawang merah yang cukup besar maka harus diimbangi dengan peningkatan produksi bawang merah tersebut (Nugrahini, 2013).

Dalam proses pembudidayaannya, bawang merah rentan terhadap serangan hama dan penyakit. Beberapa hama dan penyakit yang dapat menyerang tanaman bawang merah, yaitu: lalat penggorok daun, ulat bawang, trips, ulat tanah, layu fusarium, bercak ungu, antraknosa, virus mozaik bawang, bercak daun (Aldo, 2020). Tidak semuanya petani mengetahui jenis penyakit ini dan cara penanganannya. Hingga saat ini pun proses identifikasinya masih menggunakan cara konvensional dan menerka langsung. Masih belum ada suatu sistem yang digunakan untuk mengidentifikasi jenis penyakit tersebut terutama berbasis pengolahan citra digital (Hakim et al., 2020).

Citra digital merupakan komponen penting dalam bidang multimedia dan dapat menyimpan berbagai informasi. Oleh karena itu, pengolahan citra menjadi hal yang penting untuk dikembangkan. Salah satu proses yang penting dalam pengolahan citra digital adalah proses segmentasi, yang bertujuan untuk memisahkan objek dalam citra dengan akurat. Akurasi segmentasi sangat penting karena dapat mempengaruhi hasil proses selanjutnya. Terdapat faktor-faktor tertentu dalam segmentasi citra yang memberikan hasil yang kurang memuaskan pada suatu citra tertentu. Hal ini dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor yang terdapat pada citra itu sendiri, seperti citra yang mengalami degradasi gambar atau citra yang warnanya sudah kabur, pencahayaan dan citra terdapat noise (Andika &

Anisa, n.d.,2020).

Segmentasi citra adalah suatu proses penting dalam pengolahan citra yang bertujuan untuk mengidentifikasi, memisahkan, dan memisahkan obyek atau objek dari latar belakangnya dalam sebuah citra. Tujuan utama dari segmentasi citra adalah untuk menciptakan representasi visual dari obyek yang lebih jelas dan lebih terfokus, sehingga memudahkan analisis, interpretasi, dan ekstraksi informasi yang relevan. Dengan melakukan segmentasi, kita dapat mengidentifikasi dan memisahkan objek-objek yang ada dalam citra berdasarkan kriteria tertentu. Hal ini memungkinkan kita untuk melakukan analisis lebih lanjut pada setiap objek secara terpisah, seperti analisis isi atau ekstraksi informasi. Melalui segmentasi citra, piksel-piksel dalam wilayah yang sama dianggap memiliki karakteristik yang mirip dan secara signifikan berbeda dari piksel-piksel di wilayah lain yang berdekatan.

Segmentasi citra digunakan untuk mengidentifikasi dan menganalisis daun bawang merah yang terkena bercak atau bintik tanpa menyebutkan kata penyakit. Proses awal melibatkan pencarian daun bawang merah yang terkena perubahan atau kerusakan. Selanjutnya, gambar (citra) daun bawang merah diambil menggunakan kamera handphone. Setelah itu, gambar daun bawang merah yang telah diambil akan diproses melalui proses segmentasi menggunakan metode K-Means dan Otsu. Proses segmentasi ini bertujuan untuk mencari bentuk bercak atau bintik pada daun bawang merah yang mungkin mengindikasikan adanya masalah atau perubahan pada tanaman. Penelitian ini diharapkan dapat membantu petani dalam mengidentifikasi jenis perubahan atau masalah pada tanaman bawang merah, sehingga tindakan atau langkah yang tepat dapat diambil untuk mengatasi kondisi tersebut.. Pengujian dilakukan menggunakan Weizmann Segmentation Database yang terdiri dari 30 citra digital dalam format RGB. Hasil citra segmentasi serta metode otsu thresholding merupakan metode paling efektif dalam proses segmentasi dengan rata-rata nilai MSE yaitu 14.46(Utami, 2017).

Peneliti mengusulkan penggunaan metode segmentasi K-means berdasarkan alasan di atas. Metode segmentasi ini memiliki fungsi untuk mengelompokkan citra data masukan ke dalam beberapa kelompok berdasarkan

jarak minimum. Dengan menggunakan metode ini, diharapkan hasil segmentasi dapat lebih baik. Dan menggunakan segmentasi dari Otsu Threshold dinilai cukup mudah di dalam proses mengetahui ciri dari suatu gambar, dengan menggunakan objek Daun Bawang Merah. Untuk mengetahui hasil yang diolah oleh metode dan objek tersebut maka di lakukan penelitian “**Segmentasi Citra Penyakit Daun Bawang Merah Menggunakan K-means dan Otsu**”.

B. Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut bisa disimpulkan bahwa dalam pembuatan sistem diagnosa penyakit bawang merah berdasarkan daunnya maka perlu adanya proses segmentasi

C. Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang dilakukan dalam penelitian ini adalah :

1. Bagaimana proses segmentasi citra menggunakan metode *K-means* dan *Otsu* pada citra daun bawang merah?
2. Bagaimana tingkat akurasi segmentasi citra menggunakan metode *K-means* dan *Otsu* pada citra daun bawang merah?

D. Batasan Masalah

Adapun dari batasan masalah penelitian ini adalah :

1. Data yang digunakan berupa citra daun bawang merah berwarna RGB, dengan berukuran 500 x 500 piksel, yang diambil secara pribadi dengan jumlah sebanyak 30 data citra. Citra tersebut akan memiliki berbagai kondisi dan background yang berbeda, dengan format file *.jpg.
2. Menggunakan metode PSNR (*Peak Signal to Noise Ratio*) dan MSE (*Mean Squared Error*) untuk mengetahui hasil akurasi.
3. Pembahasan penelitian hanya difokuskan pada proses segmentasi tidak sampai pada tahap klasifikasi.
4. Menggunakan bahasa Python dan Visual Studio Code sebagai software.
5. Penelitian ini tidak mencakup informasi tentang jenis penyakit yang mungkin terjadi pada daun bawang merah.

E. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah dan pembatasan masalah di atas, maka tujuan penelitian ini adalah :

1. Mengetahui proses segmentasi citra menggunakan metode *K-means* dan *Otsu* pada citra daun bawang merah.
2. Mengetahui tingkat akurasi segmentasi citra menggunakan metode *K-means* dan *Otsu* pada citra daun bawang merah.

F. Manfaat dan Kegunaan Penelitian

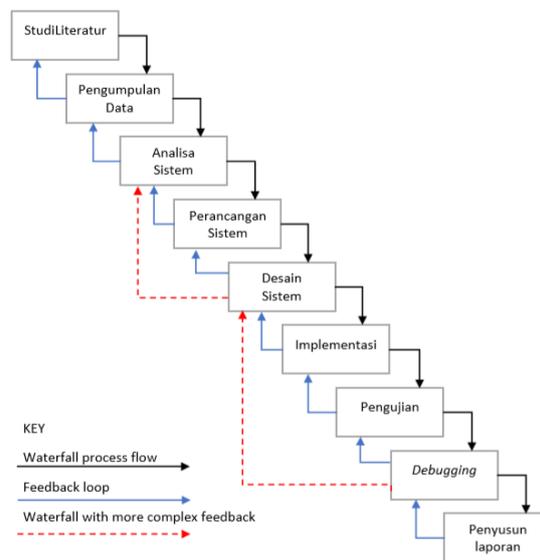
Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat bagi beberapa pihak, antara lain:

1. Bagi Peneliti, hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi terhadap perkembangan pengolahan citra dalam bidang segmentasi citra digital, khususnya dalam melakukan identifikasi citra pada tanaman bawang merah. Selain itu, hasil penelitian ini diharapkan dapat dijadikan literatur untuk penelitian selanjutnya.
2. Bagi Lembaga Universitas Nusantara PGRI Kediri, hasil penelitian ini memiliki harapan besar untuk menjadi sebuah kajian ilmu pengetahuan yang sangat bermanfaat bagi pengembangan dunia pendidikan. Melalui penelitian ini, diharapkan mampu memberikan kontribusi nyata dalam meningkatkan pemahaman dan pengetahuan dalam bidang pendidikan. Hasil penelitian ini dapat menjadi sumber acuan yang berharga bagi akademisi, dosen, mahasiswa, dan praktisi pendidikan dalam mengembangkan metode, strategi, dan kebijakan pendidikan yang lebih efektif dan inovatif. Universitas Nusantara PGRI Kediri dapat memanfaatkan hasil penelitian ini sebagai dasar untuk melakukan peningkatan kualitas kurikulum dan pembelajaran, pemilihan metode mengajar yang efektif, serta merancang program pengembangan profesionalisme guru yang lebih baik.
3. Bagi Akademisi, penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi yang berguna tentang ilmu pengolahan citra yang dapat dijadikan sebagai referensi untuk penelitian selanjutnya, serta dapat dijadikan perbandingan

antara teori yang diajarkan di perkuliahan dan penerapannya di kehidupan nyata.

G. Metode Penelitian

Dalam melakukan penelitian ini, penulis melakukan beberapa tahapan, berikut ini adalah tahapan yang penulis lakukan dalam penelitian ini:



Gambar 1. 1Diagram Waterfall

1. Studi Literatur

Tahap ini melibatkan pengumpulan data pustaka, artikel penelitian, dan sumber-sumber online untuk melengkapi pengetahuan dan referensi lainnya tentang “Segmentasi Citra Penyakit Daun Bawang Merah Menggunakan K-means dan Otsu”.

2. Pengumpulan Data

Pada tahap ini teknik pengumpulan data yang dilakukan adalah dengan mengambil foto daun Bawang merah sebanyak 20 data, dari 30 data tersebut terbagi menjadi 4 data 5 data menggunakan background dengan warna putih, 5 dengan warna hitam, 5 dengan warna hijau, 5 dengan background,

data random tanah atau di lahan pertanian,dengan format JPG.

3. Analisa Sistem

Analisa sistem ini dilakukan peneliti untuk menentukan metode segmentasi yang diperoleh dari proses studi literatur, metode yang dapat digunakan untuk identifikasi citra daun bawang merah.

4. Perancangan Sistem

Perancangan sistem ini dirancang berdasarkan studi literatur dengan pembuatan alur rinci untuk menentukan algoritma yang sesuai dengan penelitian ini.

5. Desain Sistem

Desain sistem ini melibatkan langkah awal berupa proses Training dan Testing. Setelah itu, desain tersebut akan diimplementasikan sesuai dengan rancangan sistem yang telah dibuat.

6. Implementasi

Hasil perancangan sistem akan di implementasikan menggunakan kode bahasa pemrograman Python sebelum dilakukan pengujian.

7. Pengujian

Tahap ini peneliti melakukan pengujian terhadap system segmentasi citra dan data yang sudah dikumpulkan apakah dapat menampilkan hasil yang sesuai diharapkan peneliti.

8. *Debugging*

Jika terdapat kesalahan dalam program pada tahap uji coba, program akan diperbaiki dengan menghilangkan bug atau kesalahan yang ada.

9. Penyusunan Laporan

Penyusunan laporan merupakan tahap penting dalam pengerjaan, yang mencakup pembahasan rancangan sistem, pengujian, dan analisis. Laporan tersebut akan disusun untuk menghasilkan hasil penelitian yang jelas dan sesuai dengan yang diinginkan.

H. Jadwal Penelitian

Tabel 1. 1Jadwal Penelitian

| Jadwal Kegiatan | Bulan ke-1 | | | | Bulan ke-2 | | | | Bulan ke-3 | | | | Bulan ke-4 | | | | Bulan ke-5 | | | | Bulan ke-6 | | | | Bulan ke-7 | | | | | | | |
|----------------------|------------|----|-----|----|------------|----|-----|----|------------|----|-----|----|------------|----|-----|----|------------|----|-----|----|------------|----|-----|----|------------|----|-----|----|---|---|---|---|
| | I | II | III | IV | | | | |
| 1.Studi Literatur | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 2.Pengambilan data | | | | | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 3.Rancangan system | | | | | | | | | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 4.Pembuatan system | | | | | | | | | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | | | | | | | | |
| 5.Pengujian | | | | | | | | | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | | | | | | | | |
| 6.Analisis | | | | | | | | | | | | | | | | | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ |
| 7.Penyusunan laporan | | | | | | | | | | | | | | | | | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ | ■ |

I. Sistematika Penulisan Laporan

Agar skripsi lebih mudah dipahami, perlu adanya sistematika penulisan laporan yang terdiri dari 5 bab dengan pokok pembahasan sebagai berikut :

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan secara umum tentang pembahasan masalah, termasuk latar belakang, identifikasi masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat dan kegunaan penelitian, metode penelitian, jadwal kegiatan, serta sistematika penulisan laporan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini berisi landasan teori yang akan digunakan dalam penelitian, tinjauan pustaka dari penelitian terkait sebagai acuan, serta rancangan desain sistem yang akan diimplementasikan.

BAB III ANALISA DAN DESAIN SISTEM

Bab ini menjelaskan metode penelitian yang digunakan, parameter penelitian yang ditetapkan, rincian prosedur kerja penelitian, serta sumber data dan bahan yang digunakan dalam penelitian.

BAB IV IMPLEMENTASI HASIL

Bab ini berisi penjelasan tentang hasil pengujian metode yang digunakan, termasuk evaluasi terhadap hasil tersebut dan hal-hal yang perlu dievaluasi lebih lanjut.

BAB V PENUTUP

Bab ini menyajikan kesimpulan akhir dari penelitian dan memberikan saran-saran yang direkomendasikan berdasarkan pengalaman di lapangan untuk perbaikan proses pengujian.

BAB II

TIJAUAN PUSTAKA

A. Landasan Teori

1. Bawang Merah

Bawang merah (*Allium ascalonicum L.*) merupakan komoditi hortikultura yang tergolong sayuran rempah. Bawang merah merupakan salah satu sayuran umbu multi guna. Paling penting digunakan sebagai bahan bumbu dapur sehari-hari dan penyedap makanan. Kegunaan lain dari bawang merah adalah sebagai obat tradisional untuk pelayanan kesehatan masyarakat. Dan fungsi dalam tubuh antara lain adalah memperbaiki dan memudahkan pencernaan serta menghilangkan lendir di tenggorokan (Tumpang et al., n.d.)

2. Pengertian Citra

Citra adalah sebuah representasi visual dalam bentuk dua dimensi yang memuat informasi gambar. Di antara berbagai jenis citra yang ada, citra digital menjadi salah satu yang paling umum digunakan. Citra digital merupakan hasil tangkapan atau perekaman gambar oleh perangkat atau mesin dengan menggunakan pendekatan sampling dan kuantisasi. Pendekatan sampling ini melibatkan pengambilan sejumlah titik dalam gambar asli untuk merepresentasikan informasi visualnya secara diskrit. Citra digital dapat dianggap sebagai matriks, di mana indeks baris dan kolom mewakili titik pada citra, dan elemen matriks menyatakan tingkat keabuan pada titik tersebut. Pemodelan citra digital dalam bentuk matriks berukuran $N \times M$:

Nilai yang berada di baris dan kolom (pada x, y) disebut dengan picture element atau pixels. Jumlah piksel per-satuan panjang akan menentukan resolusi citra tersebut (Hamdani et al., 2017).

| | | | | | |
|-----|------|-----|------|-----|-----|
| 0 | 134 | 145 | ... | ... | 231 |
| 0 | 167 | 201 | ... | ... | 197 |
| ... | | ... | | ... | ... |
| 0 | 134 | 145 | ... | ... | 231 |
| 0 | 167 | 201 | ... | ... | 197 |

Gambar 2. 1Contoh Matriks Citra

3. Greyscale

Citra grayscale merupakan citra yang hanya memiliki satu nilai kanal di setiap piksel nya, dengan nilai yang menunjukkan tingkat intensitas. Nilai tersebut berkisar dari warna hitam, keabuan hingga putih, dan dapat diperoleh dengan melakukan konversi terhadap citra berwarna menggunakan koefisien tertentu (Wijaya dkk., 2021)

4. Segmentasi Citra

Segmentasi adalah proses membagi citra menjadi beberapa bagian berdasarkan atribut yang serupa. Tujuan segmentasi adalah untuk memisahkan bagian-bagian yang berbeda dalam citra. Tingkat segmentasi ditentukan oleh masalah yang sedang dipecahkan. Jika obyek yang ingin diidentifikasi dalam aplikasi telah terisolasi, maka proses segmentasi dihentikan. Analisis dilakukan untuk mendeteksi adanya penyimpangan tertentu, seperti komponen yang salah atau koneksi yang terputus, pada rakitan produk elektronik yang diinginkan dengan menggunakan pemeriksaan otomatis. Untuk kategori yang pertama, pendekatannya adalah memilah citra yang didasari oleh perubahan kasar dalam intensitas, seperti tepi dalam citra. Pendekatan utama kategori kedua didasarkan pada pemecahan citra ke dalam region yang sama menurut sejumlah kriteria yang didefinisikan, seperti thresholding, region growing, region splitting dan merging (Prasetyo, 2011).

5. Segmentasi K-Means Clustering

Pada proses manualisasi Pre-processing citra, terdapat dua tahap yaitu Rescaling dan perubahan ruang warna RGB menjadi Lab*. Perubahan ruang warna RGB menjadi Lab* melibatkan dua tahap yaitu mengubah ruang warna RGB ke XYZ, kemudian dari XYZ mengubahnya menjadi ruang warna Lab*. Tahap pertama dalam proses Pre-processing adalah memisahkan citra input menjadi setiap komponen variabel dalam ruang warna RGB, yaitu R (red), G (green), dan B (blue). Setiap komponen variabel akan diolah secara terpisah sebelum dilakukan konversi ke ruang warna Lab*..

Manualisasi RGB to L*a*b*

Proses perubahan ruang warna RGB menjadi Lab* melibatkan beberapa tahap. Tahap pertama adalah mengubah ruang warna RGB menjadi XYZ dengan menggunakan transformasi matrix 3x3 dan nilai tristimulus sesuai dengan persamaan(1). Setelah tahap ini selesai, citra akan siap untuk diubah ruang warnanya dari XYZ menjadi Lab* melalui tahap selanjutnya. Dalam konversi ruang warna RGB ke XYZ, transformasi matrix 3x3 yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 [X] &= (0,412453 \times R) + (0,357580 \times G) + (0,180423 \times B) \\
 [Y] &= (0,212671 \times R) + (0,715160 \times G) + (0,072169 \times B) \\
 [Z] &= (0,019334 \times R) + (0,119193 \times G) + (0,950227 \times B)
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

Dimana:

- 1) [X], [Y], dan [Z] adalah nilai tristimulus pada ruang warna XYZ
- 2) R, G, dan B adalah nilai tristimulus pada ruang warna RGB

Setelah mengkonversi ruang warna RGB ke XYZ, selanjutnya dilakukan proses pembagian dengan *White Reference*-nya untuk mendapatkan nilai ruang warna Lab*. Penyusun ruang warna Lab* menggunakan persamaan(2), di mana setiap nilai tristimulus XYZ dibagi dengan *White Reference*-nya masing-masing. *White Reference*

merupakan nilai maksimal dari setiap tristimulus pada ruang warna XYZ, yang ditandai dengan X_0 , Y_0 , dan Z_0 . Nilai X_0 adalah 242,36628, Y_0 adalah 255, dan Z_0 adalah 277,63227, sehingga rentang nilai yang dihasilkan dari proses pembagian tersebut berkisar antara 0 sampai 1. Berikut merupakan contoh perhitungan piksel (i, j) pembagian ruang warna dengan *White Reference*-nya:

$$\begin{aligned}\frac{X}{X_0} &= \frac{p_{(i,j)}}{242,3662} \\ \frac{Y}{Y_0} &= \frac{p_{(i,j)}}{255} \\ \frac{Z}{Z_0} &= \frac{p_{(i,j)}}{277,63227}\end{aligned}\tag{2}$$

Pada tahap selanjutnya, dilakukan perhitungan fungsi yang akan menjadi komponen penyusun dari persamaan(9), yaitu dengan simbol $f(X/X_0)$, $f(Y/Y_0)$, dan $f(Z/Z_0)$. Persamaan ini akan digunakan untuk menghitung nilai L^* , a^* , dan b^* dalam ruang warna Lab* berdasarkan nilai XYZ dan *White Reference*-nya, persamaan (9) memiliki dua kondisi, yaitu:

1. Jika hasil pembagian nilai XYZ dengan *White Reference*-nya (X/X_0 , Y/Y_0 , atau Z/Z_0) lebih besar dari 0.008856:

$$f(X/X_0) = X/X_0^{(1/3)}$$

$$f(Y/Y_0) = Y/Y_0^{(1/3)}$$

$$f(Z/Z_0) = Z/Z_0^{(1/3)}$$

2. Jika hasil pembagian nilai XYZ dengan *White Reference*-nya (X/X_0 , Y/Y_0 , atau Z/Z_0) memiliki rentang nilai antara 0 hingga 0.008856:

$$f(X/X_0) = (903.3 * X)/X_0 + 16)/116$$

$$f(Y/Y_0) = (903.3 * Y)/Y_0 + 16)/116$$

$$f(Z/Z_0) = (903.3 * Z)/Z_0 + 16)/116$$

Dengan menggunakan nilai fungsinya sesuai dengan kondisi yang sesuai, kita dapat menghitung nilai L^* , a^* , dan b^* dalam ruang warna Lab^* dari nilai XYZ dan White Reference-nya. Nilai L^* , a^* , dan b^* akan memberikan representasi tiga dimensi dari ruang warna, yang memungkinkan representasi warna yang lebih sesuai dengan persepsi manusia dan sering digunakan dalam pengolahan citra dan analisis warna..

$$f(w) = w^{\frac{1}{3}} \quad \text{for } w > 0.008856$$

$$f(w) = 7.787(w) + 0.1379 \quad \text{for } 0.0 \leq w \leq 0.008856 \quad (3)$$

Pada tahap akhir perhitungan untuk mengubah ruang warna XYZ menjadi Lab^* , terdapat dua kondisi yang harus diperhatikan sesuai dengan persamaan(4). Pertama, ketika nilai Y/Y_0 lebih besar dari 0.008856. Kedua, ketika nilai Y/Y_0 berada pada rentang 0 hingga 0.008856. Berikut contoh perhitungan konversi ruang warna Lab^* untuk piksel (i,j) :

$$L^* = 116 \left(\frac{Y}{Y_0} \right)^{\frac{1}{3}} - 16 \quad \text{for } \frac{Y}{Y_0} > 0,008856$$

$$L^* = 903,3 \frac{Y}{Y_0} \quad \text{for } 0,0 \leq \frac{Y}{Y_0} \leq 0,008856$$

$$a^* = 500 \left(f\left(\frac{X}{X_0}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) \right) \quad (4)$$

$$b^* = 200 \left(f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_0}\right) \right)$$

Pada tahap akhir dari proses *pre-processing*, citra asli yang telah di-*rescaling* dan diubah ke ruang warna Lab^* akan disimpan dalam bentuk tabel matrix. Kemudian, citra tersebut akan digunakan

sebagai *input* untuk proses seleksi fitur dan proses pembelajaran dengan menggunakan algoritma K-Means secara manual.

Manualisasi Segmentasi Citra Menggunakan K-Means

untuk melakukan segmentasi citra menggunakan algoritma K-Means, pertama-tama perlu dilakukan pemilihan nilai *centroid* awal. Pemilihan *centroid* awal ini bertujuan untuk menentukan garis pemisah pada proses seleksi data menggunakan garis *ellipse* yang mengelilingi setiap *centroid*. Pada tahap ini, *centroid* awal yang dipilih menggunakan nilai a^* dan b^* terbanyak dari setiap piksel. Kemudian, dilakukan proses penentuan garis *ellipse* dengan menghitung jarak terdekat dari setiap piksel ke *centroid* yang dipilih. Setelah itu, dilakukan proses pemilihan *centroid* baru dengan mengambil rata-rata a^* dan b^* dari setiap piksel yang tergabung dalam garis *ellipse* tersebut. Proses ini terus dilakukan hingga tidak ada lagi perubahan *centroid*.

Manualisasi Segmentasi Daun Bawang

Segmentasi daun dilakukan dengan menggunakan algoritma K-Means dengan jumlah *cluster* yang telah ditentukan sebanyak 2. Data diolah dengan menggabungkan setiap bagiannya dan memberikan *index* pada setiap piksel. Untuk memulai proses segmentasi daun menggunakan algoritma K-Means, langkah pertama yang dilakukan adalah menentukan nilai *centroid* awal sebanyak jumlah *cluster* yang telah ditentukan sebanyak 2. Nilai *centroid* awal tersebut ditentukan secara acak,. Algoritma K-Means akan menggunakan nilai *centroid* tersebut sebagai dasar untuk mengelompokkan data pada setiap iterasinya.

Centroid awal yang terpilih secara acak adalah piksel (i,j) dan piksel (i,j) . Kemudian proses selanjutnya adalah menentukan titik-titik yang tergabung dengan setiap *centroid*. Titik-titik yang tergabung ditentukan dengan menghitung jarak antara titik tersebut dengan setiap *centroid*. Jarak antara titik tersebut dengan *centroid* dapat dihitung

menggunakan rumus *Euclidean Distance* dengan persamaan(5). Berikut contoh perhitungan jarak antara titik (i,j) dengan setiap *Centroid*:

$$d_{c1} = \sqrt{(c_1a^* - c_{c1}a^*)^2 + (c_1b^* - c_{c1}b^*)^2}$$

$$d_{c2} = \sqrt{(c_1a^* - c_{c2}a^*)^2 + (c_1b^* - c_{c2}b^*)^2} \quad (5)$$

Pada iterasi ke 0, hasil perhitungan jarak antara setiap titik dengan *centroid* c1 dan c2. Berdasarkan hasil perhitungan jarak antara titik (0,0) dengan kedua *centroid* tersebut, maka titik (0,0) diputuskan untuk masuk kategori c1. Hasil perhitungan jarak untuk titik lainnya juga dilakukan secara serupa untuk menentukan kategori *centroid* yang sesuai bagi setiap titik.

Pada tahap selanjutnya dari proses segmentasi daun menggunakan algoritma *K-Means*, dilakukan pembaharuan *centroid* dengan menghitung rata-rata dari tiap variabel a* dan b* pada setiap *cluster* yang sama. Berdasarkan, terdapat jumlah *cluster* 1 sebanyak x dan jumlah *cluster* 2 sebanyak x. Nilai *centroid* baru dapat dihitung dengan menggunakan rumus rata-rata yaitu menjumlahkan nilai a* dan b* pada setiap *cluster* yang sama kemudian dibagi dengan jumlah total piksel pada *cluster* tersebut. Berikut contoh perhitungan *centroid* baru pada iterasi ke 0:

Untuk mengetahui nilai ac1 dan bc1, Untuk mengetahui nilai ac2 dan bc2, digunakan rumus persamaan (6):

$$a_{c1} = \left(\frac{(\sum a \text{ pada cluster 1})}{\text{jumlah data pada cluster 1}} \right)$$

$$b_{c1} = \left(\frac{(\sum b \text{ pada cluster 1})}{\text{jumlah data pada cluster 1}} \right) \quad (6)$$

$$a_{c2} = \left(\frac{(\sum a \text{ pada cluster 2})}{\text{jumlah data pada cluster 2}} \right)$$

$$b_{c2} = \left(\frac{(\sum b \text{ pada cluster } 2)}{\text{jumlah data pada cluster } 2} \right)$$

Berdasarkan hasil perhitungan tersebut, didapatkan nilai *centroid* baru untuk iterasi ke 1, *centroid* yang digunakan untuk perhitungan jarak antara setiap data dengan *centroid* dilakukan sesuai dengan yang telah dijelaskan pada iterasi sebelumnya.

Pada tahap ini jika, algoritma K-Means telah mencapai konvergensi. Artinya, tidak ada kelas *cluster* yang berpindah pada iterasi ke 1. Hasil akhir dari Algoritma *K-Means* yang menyatakan jumlah data pada setiap kelas *cluster*.

6. *Otsu*

Metode *Otsu* digunakan untuk secara otomatis membagi histogram citra keabuan menjadi dua daerah yang berbeda tanpa memerlukan bantuan pengguna untuk memasukkan nilai ambang secara manual. Pendekatan yang digunakan oleh metode *Otsu* adalah analisis diskriminan, yang menentukan suatu variabel untuk membedakan antara dua atau lebih kelompok yang muncul secara alami. Dalam konteks memisahkan objek dengan latar belakang, analisis diskriminan akan memaksimalkan variabel tersebut. Untuk mendapatkan nilai ambang (*threshold*), terdapat perhitungan yang harus dilakukan. Langkah awal adalah membuat histogram, yang memberikan informasi tentang jumlah piksel untuk setiap tingkat keabuan. (Putra, 2004).

Pemisahan objek dan latar belakang serta pengukuran tingkat keabuan melalui sistem tertentu adalah apa yang disebut sebagai

histogram. Perhitungan mengenai distribusi tingkat keabuan suatu citra dapat dilakukan menggunakan rumus berikut ini:

$$P_i = \frac{n_i}{N} \dots\dots\dots (7)$$

Keterangan :

Pi = Probabilitas piksel ke-i

Ni = Jumlah piksel berintensitas i

N = Jumlah piksel pada citra

7. Python

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang populer, yang dapat menangani berbagai tugas pemrograman seperti perhitungan numerik, pengembangan web, pemrograman *database*, pemrograman jaringan, pemrosesan paralel, dan lainnya. Python menjadi populer karena beberapa alasan termasuk gratis, tersedia di semua sistem operasi populer, mudah dibaca dan di-*debug*, memiliki banyak modul yang bisa di-*install*, mudah di-*impor* ke platform lain, dan memiliki komunitas pengembang dan pengguna yang terdedikasi. Ada beberapa lingkungan python yang tersedia, termasuk Enthought Python Distribution dan PythonXY(Chityala dan Pudipeddi, 2014).

8. OpenCV

OpenCV adalah library yang digunakan untuk pemrosesan citra dan pengolahan sinyal video. Library ini menyediakan berbagai macam fungsi dan algoritma yang dapat digunakan untuk pemrosesan citra, seperti pembersihan citra, ekstraksi fitur, dan segmentasi citra. OpenCV memiliki banyak kelebihan dibandingkan dengan library lainnya, seperti : dukungan yang luas untuk sistem operasi, mudah digunakan dan didokumentasikan, serta tersedia dalam banyak bahasa pemrograman.(Chityala dan Pudipeddi, 2014)

9. Framework Django

Django adalah *framework web* yang dibangun menggunakan bahasa pemrograman python dan digunakan untuk membangun aplikasi web yang berkualitas tinggi. Django membantu kita untuk menghindari tugas-tugas yang terus berulang saat membangun sebuah aplikasi web, sehingga memudahkan proses pengembangan web dan menghemat waktu(Curtin, 2016). Filosofi desain Django antara lain:

- a) Longgar Terikat (*Loosely Coupled*) - Dalam Django, tujuan adalah untuk membuat setiap elemen stack se-independen mungkin.
- b) Pembangunan Cepat (*Fast Development*) - Tujuan adalah melakukan apapun yang diperlukan untuk memfasilitasi pembangunan aplikasi web yang cepat.
- c) Kode Lebih Sedikit (*Less Coding*) - Kode yang lebih sedikit digunakan untuk memfasilitasi pembangunan yang cepat.
- d) Desain Bersih (*Clean Design*) - Tujuan Django adalah untuk mengeluarkan desain yang sangat bersih untuk memudahkan pengembangan.
- e) Strategi-strategi yang jelas digunakan selama proses pengembangan web.
- f) Jangan Ulangi Diri Sendiri (*Don't Repeat Yourself (DRY)*) - Semuanya di Django harus dikembangkan di satu tempat, bukan mengulanginya berulang-ulang.

10. Tailwindcss

Tailwind CSS adalah sebuah framework CSS yang dirancang untuk mempermudah pembuatan antar muka pengguna (UI) yang responsif dan cepat. Framework ini menggunakan pendekatan utility-first, yang berarti setiap kelas CSS yang disediakan oleh Tailwind digunakan secara langsung dalam markup HTML, tanpa perlu menulis CSS khusus(Tailwind Labs Inc, 2023).Pada penelitian ini, Tailwind CSS dapat digunakan untuk membangun antar muka pengguna yang responsif dan mempercepat pengembangan aplikasi identifikasi daun bawang merah.

Dengan memanfaatkan utility classes dan kemampuan responsifnya, Tailwind CSS dapat membantu dalam mengatur tampilan elemen-elemen UI secara efisien dan sesuai dengan kebutuhan proyek.

11. *MSE dan PSNR*

MSE adalah nilai error dan semakin kecil nilainya, semakin mirip kedua gambar tersebut. Namun, PSNR adalah metrik yang mengukur kualitas gambar dengan mempertimbangkan MSE dan level intensitas maksimum (L) gambar. PSNR akan memberikan informasi tentang seberapa baik citra hasil pemrosesan dibandingkan dengan citra asli dalam hal rasio signal-to-noise. Semakin tinggi nilai PSNR, semakin baik kualitas gambar hasil pemrosesan.

Berikut adalah rumus matematis:

$$MSE = (1/(N*M)) * \sum[\sum(I(i,j) - K(i,j))^2]$$

$$PSNR = 10 * \log_{10}((L^2) / MSE)$$

Dengan menggunakan langkah-langkah di atas, kita dapat menggabungkan MSE dan PSNR menjadi satu metrik yang menggambarkan kualitas atau kesamaan antara dua gambar. Semakin tinggi nilai PSNR, semakin mirip atau berkualitas tinggi gambar hasil pemrosesan dibandingkan dengan gambar asli.

B. Kajian Pustaka

Dalam penelitian ini, akan dilakukan tinjauan studi yang mendukung penelitian tersebut. Beberapa tinjauan studi yang akan digunakan adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini tentang Sistem Pakar Diagnosis Hama dan Penyakit Bawang Merah Menggunakan Metode Dempster Shafer oleh Aldo (2020), Hasil penelitian menunjukkan bahwa menggunakan metode Dempster Shafer, terdapat 10 data serangan yang diolah. Metode ini dapat menghasilkan diagnosis jenis hama dan penyakit pada bawang

merah beserta langkah-langkah penanganannya, dengan tingkat akurasi mencapai 95%. Oleh karena itu, metode ini cocok digunakan dalam diagnosis hama dan penyakit pada tanaman bawang merah.

2. Penelitian ini tentang Segmentasi Citra Penyakit Pada Batang Buah Naga Menggunakan Metode Ruang warna L^*A^*B oleh Hakim dkk., (2020), Hasil penelitian menunjukkan bahwa menggunakan metode yang diusulkan, citra hasil segmentasi objek citra berpenyakit memperoleh tingkat akurasi sebesar 92.63%. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma yang diusulkan mampu melakukan segmentasi objek citra berpenyakit dengan baik.
3. Penelitian ini tentang Analisis Perbandingan Segmentasi Citra Menggunakan Metode K-Means dan Fuzzy C-Means oleh Andika & Anisa (2020), Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode K-Means merupakan metode yang sederhana dan memiliki perhitungan yang cepat. Sebelum melakukan segmentasi atau identifikasi pada daun, dilakukan penentuan ruang warna menggunakan CIELab. Selain itu, identifikasi data uji dilakukan dengan dua pendekatan, yaitu analisis bentuk dan analisis tekstur.
4. Penelitian ini tentang Segmentasi Citra Paru Menggunakan Metode k Means Clustering oleh Andika & Anisa (2020), menunjukkan bahwa K-Means merupakan metode yang simple dan cepat perhitungannya, Sebelum melakukan segmentasi atau identifikasi pada daun terlebih dahulu menentukan ruang warna menggunakan CIELab. Identifikasi data test menggunakan dua pendekatan, yaitu analisis bentuk dan analisis tekstur.
5. Penelitian ini tentang pengenalan citra bunga menggunakan segmentasi otsu threshold dan naive bayes oleh Perani Rosyani, Oke Hariansyah (2020), menunjukkan bahwa Tujuan penelitian ini adalah meningkatkan tingkat akurasi dalam proses pengenalan objek dibandingkan dengan penelitian sebelumnya. Hal ini dicapai melalui proses segmentasi citra menggunakan metode Otsu Thresholding dan

penerapan operasi citra lainnya untuk menghilangkan noise, sehingga objek yang dihasilkan menjadi lebih bersih tanpa adanya gangguan noise. Hasil dari klasifikasi menggunakan metode Naïve Bayes menunjukkan tingkat akurasi yang lebih tinggi, yaitu sebesar 99.168%, dengan relative absolute error sebesar 8.0937%. Hasil ini secara signifikan lebih baik daripada penelitian sebelumnya yang mencapai tingkat akurasi sebesar 83.83%.

6. Penelitian tentang Segmentasi Berbasis K-Means Pada Deteksi Citra Penyakit Daun Tanaman Jagung dilakukan oleh Ulla Delfana Rosiani dkk., (2020) Penggunaan metode pengolahan citra digital dan segmentasi K-Means telah terbukti efektif dalam mendeteksi penyakit daun jagung, dengan tingkat akurasi sebesar 98,33%.

BAB III

ANALISA DAN DESAIN SISTEM

A. Analisa Sistem

1. Analisa Sistem Lama

K-means digunakan untuk melakukan segmentasi awal dengan mengelompokkan piksel-piksel menjadi beberapa kelompok berdasarkan warna. Setelah itu, metode Otsu digunakan untuk menentukan ambang batas yang optimal dari masing-masing kelompok warna yang dihasilkan oleh K-means, dari pengujian citra diperoleh dari nilai PSNR dan MSE. Oleh karena itu peneliti menggunakan metode K-means dan Otsu untuk mengetahui hasil segmentasi citra objek daun Bawang Merah, rumusan masalah yang dapat di simpulkan adalah.

- a. Bagaimana proses segmentasi citra menggunakan metode *K-means* dan *Otsu* pada citra daun bawang merah?
- b. Bagaimana mendapatkan hasil efisiensi segmentasi citra menggunakan nilai (*Mean Squared Error*) MSE dan (*Peak Signal to Noise Ratio*) PSNR pada metode *K-means* dan *Otsu*?

2. Analisa Sistem Yang Diusulkan

a. Analisa Kebutuhan Fungsi

Sistem ini adalah solusi yang dikembangkan untuk segmentasi citra daun Bawang Merah dengan menggunakan metode K-means dan Otsu. Tujuan dari sistem ini adalah untuk memperoleh informasi tentang hasil segmentasi citra tersebut, termasuk nilai hasil perhitungan MSE (Mean Squared Error) dan PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio). Dengan menggunakan metode K-means, sistem ini dapat mengelompokkan piksel-piksel pada citra daun Bawang Merah ke dalam beberapa kelompok berdasarkan kemiripan warna. Sedangkan metode Otsu digunakan untuk menentukan ambang batas optimal dalam proses segmentasi. Dengan demikian, sistem ini memberikan kemampuan untuk menganalisis dan mengukur kualitas segmentasi citra daun Bawang Merah secara objektif melalui perhitungan MSE dan PSNR.

b. Analisa Kebutuhan Data

1) Data *Input*

Untuk mendapat data Gambar dibutuhkan tabel alternatif dan kriteria seperti Format Gambar, Background, keterangan pengambilan gambar. Data yang di ambil menggunakan kamera hp. Adapun tabel kriteria sebagai berikut :

Tabel 3. 1Data Input Citra

| NO | Format Gambar | Background | Keterangan |
|----|---------------|------------------------|--|
| 1. | JPG | Background Pasir | Pada penelitian ini, dilakukan segmentasi pada 5 data citra daun bawang merah yang merupakan data primer. Citra-citra tersebut diambil dengan kondisi pencahayaan dan latar belakang yang berbeda-beda. Citra memiliki format RGB, berukuran piksel 500 x 500, dan berformat JPG/JPEG. |
| 2. | JPG | Background Pasir Gelap | Pada penelitian ini, dilakukan segmentasi pada 5 data citra daun bawang merah yang merupakan data primer. Citra-citra tersebut diambil dengan kondisi pencahayaan dan latar belakang yang berbeda-beda. Citra memiliki format RGB, berukuran piksel 500 x 500, dan berformat JPG/JPEG. |

| | | | |
|----|-----|---------------------------|--|
| 3. | JPG | Background Putih | Pada penelitian ini, dilakukan segmentasi pada 5 data citra daun bawang merah yang merupakan data primer. Citra-citra tersebut diambil dengan kondisi pencahayaan dan latar belakang yang berbeda-beda. Citra memiliki format RGB, berukuran piksel 500 x 500, dan berformat JPG/JPEG. |
| 4. | JPG | Background Putih Gelap | Pada penelitian ini, dilakukan segmentasi pada 5 data citra daun bawang merah yang merupakan data primer. Citra-citra tersebut diambil dengan kondisi pencahayaan dan latar belakang yang berbeda-beda. Citra memiliki format RGB, berukuran piksel 500 x 500, dan berformat JPG/JPEG |
| 5. | JPG | Random | Pada penelitian ini, dilakukan segmentasi pada 10 data citra daun bawang merah yang merupakan data primer. Citra-citra tersebut diambil dengan kondisi pencahayaan dan latar belakang yang berbeda-beda. Citra memiliki format RGB, berukuran piksel 500 x 500, dan berformat JPG/JPEG |

2) Gambaran Proses

Proses segmentasi citra melibatkan beberapa langkah. Pertama, persiapkan data citra yang akan diolah. Selanjutnya, lakukan preprocessing pada data citra, termasuk konversi ke citra grayscale jika masih berwarna, dan aplikasikan filter untuk menghilangkan noise serta meningkatkan kualitas citra. Setelah itu, pilih metode segmentasi yang akan digunakan, antara K-Means atau Otsu. Selanjutnya, ekstraksi fitur citra dilakukan menggunakan metode tersebut, kemudian data citra dibagi menjadi beberapa cluster. Setelah mendapatkan hasil segmentasi, tentukan batas-batas cluster sebagai hasil segmentasi. Terakhir, lakukan penilaian terhadap hasil segmentasi menggunakan metrik yang sesuai, seperti MSE atau PSNR.

3) Data Output

Data output dari proses segmentasi citra menggunakan metode K-Means dan Otsu mencakup citra yang telah tersegmentasi menjadi beberapa cluster sesuai dengan metode yang dipilih, nilai penilaian hasil segmentasi menggunakan MSE dan PSNR, serta laporan hasil segmentasi yang berisi visualisasi citra yang telah tersegmentasi dan nilai penilaian hasil segmentasi. Hasil segmentasi citra akan menunjukkan bagaimana citra daun bawang merah terpisah dari latar belakangnya dan bagaimana bentuk bercak atau bintik teridentifikasi. Selain itu, nilai MSE dan PSNR akan memberikan informasi tentang tingkat akurasi dan kualitas segmentasi. Laporan hasil segmentasi akan menjadi gambaran menyeluruh tentang kinerja metode K-Means dan Otsu dalam melakukan segmentasi citra daun bawang merah, membantu dalam evaluasi dan pemahaman lebih lanjut mengenai efektivitas metode yang digunakan.

Pengguna adalah aktor eksternal yang menggunakan sistem melalui antarmuka pengguna untuk melakukan tugas seperti login, mengunggah file, dan melakukan proses analisis. Administrator adalah aktor yang memiliki akses khusus dan bertanggung jawab dalam mengelola sistem, termasuk mengatur pengaturan sistem, mengelola pengguna, dan melakukan tugas administratif lainnya. Tabel 3.2 dapat digunakan untuk menjelaskan secara lebih detail setiap tugas yang dilakukan oleh pengguna dan administrator dalam sistem tersebut:

Tabel 3. 2 Deskripsi Aktor

| No. | Aktor | Deskripsi |
|-----|----------------------|--|
| 1. | <i>User</i> | Pengguna biasa yang memiliki hak akses terbatas pada sistem |
| 2. | <i>Administrator</i> | Pengguna yang memiliki hak akses lebih luas dan dapat mengelola sistem |

Use Case diagram pada Gambar 3.1 menggambarkan interaksi antara pengguna dan administrator dengan sistem yang akan dibuat. Interaksi ini melibatkan beberapa use case yang dilakukan oleh pengguna dan administrator untuk memahami proses-proses dalam sistem dan interaksi antara aktor-aktor dengan sistem. Rincian lebih lanjut mengenai proses-proses tersebut dan interaksi antara aktor-aktor dengan sistem dapat ditemukan pada Tabel 3.3:

Tabel 3. 3 Deskripsi *Use Case*

| No. | Use Case | Deskripsi |
|-----|-------------------------|---|
| 1 | <i>Registration</i> | Proses pendaftaran akun baru bagi pengguna dan <i>administrator</i> |
| 2 | <i>Login</i> | Proses masuk ke sistem dengan menggunakan akun yang telah didaftarkan |
| 3 | <i>Logout</i> | Proses keluar dari sistem |
| 4 | <i>Manage Image</i> | Proses pengelolaan citra yang telah diupload ke sistem |
| 5 | <i>Import Image</i> | Proses mengimpor citra dari sumber luar ke sistem |
| 6 | <i>Do Preprocessing</i> | Proses persiapan citra sebelum dilakukan segmentasi |
| 7 | <i>Do Segmentation</i> | Proses pembagian citra menjadi beberapa bagian yang terpisah menurut perhitungan segmentasi |
| 8 | <i>Manage Report</i> | Proses pengelolaan laporan hasil segmentasi citra yang telah dilakukan |
| 9 | <i>ExportImage</i> | Proses meng- <i>export</i> hasil segmentasi citra ke dalam format gambar |

| | | |
|----|----------------------|---|
| 10 | <i>Export Report</i> | Proses meng- <i>export</i> laporan hasil segmentasi citra ke dalam format dokumen |
| 11 | <i>Manage User</i> | Proses pengelolaan informasi dan hak akses pengguna yang terdaftar dalam sistem |

Dalam konteks ini, use case terkait dengan Login terhubung menggunakan metode include menunjukkan bahwa use case Login harus dilakukan terlebih dahulu sebelum use case lainnya dapat dilakukan. Sebagai contoh, sebelum pengguna dapat mengunggah file atau melakukan proses analisis, mereka harus terlebih dahulu melakukan Login ke dalam sistem. Use case Login menjadi bagian integral dari langkah-langkah yang harus dilakukan sebelum akses ke fitur-fitur lainnya dapat diberikan.

Di sisi lain, use case terkait dengan cara extend menunjukkan pengembangan dari use case yang lain. Sebagai contoh, use case Mengedit Data dapat menjadi ekstensi dari use case Mengunggah File. Dalam skenario ini, setelah pengguna mengunggah file ke dalam sistem, mereka diberikan opsi untuk memilih untuk mengedit file tersebut. Use case Mengedit Data menjadi opsional dan melengkapi use case Mengunggah File dengan memberikan fungsionalitas tambahan.

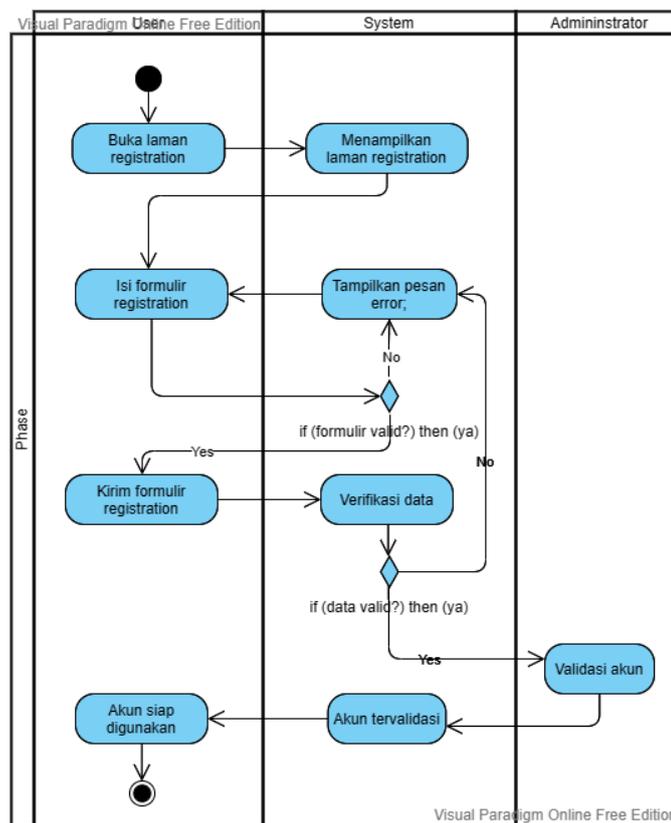
Dengan menggunakan metode include dan extend, use case-use case tersebut dapat saling terhubung dan membentuk alur kerja yang terstruktur dalam sistem, di mana use case Login menjadi langkah utama yang harus dilakukan sebelum menjalankan use case lainnya, dan use case Mengedit Data menjadi ekstensi opsional yang berkaitan dengan use case Mengunggah File.

2. Activity Diagram

Activity Diagram merupakan diagram yang menggambarkan segala aktivitas yang dilakukan oleh pengguna untuk *activity diagram* dari aplikasi yang di bangun ini adalah sebagai berikut:

a. Activity Diagram Registration

Activity Diagram Registration adalah aktivitas semua pengguna aplikasi ketika akan mengakses aplikasi, berikut akan ditunjukkan oleh Gambar 3.2:

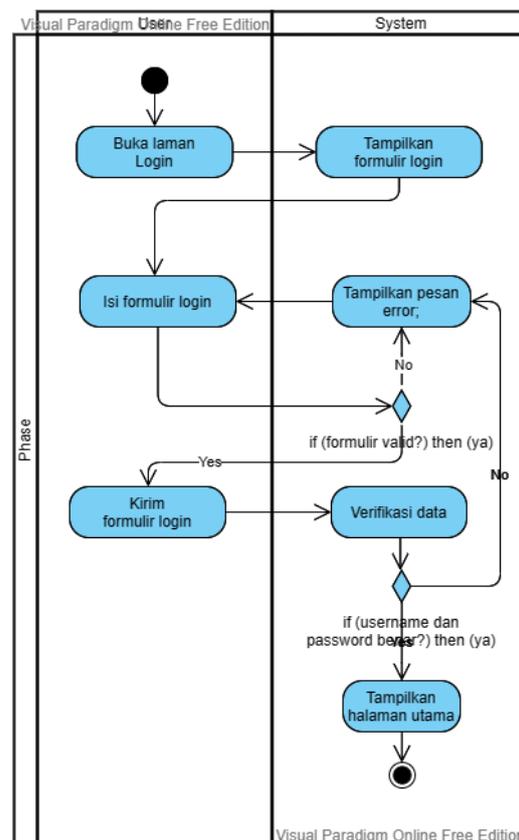


Gambar 3. 2Activity Diagram Registration

Berdasarkan Diagram Activity pada Gambar 3.2 menggambarkan proses pendaftaran akun baru oleh pengguna. Sistem menampilkan formulir pendaftaran kepada pengguna. Pengguna mengisi dan mengirimkan formulir ke sistem. Sistem memverifikasi data yang dikirimkan oleh pengguna. Jika data valid, sistem membuat akun baru untuk pengguna dan mengirim konfirmasi validasi ke administrator. Jika data tidak valid, sistem menampilkan pesan error kepada pengguna.

b. Activity Diagram Login

ActivityDiagramLogin adalah aktivitas semua pengguna aplikasi ketika akan mengakses aplikasi, berikut akan ditunjukkan oleh Gambar 3.3:

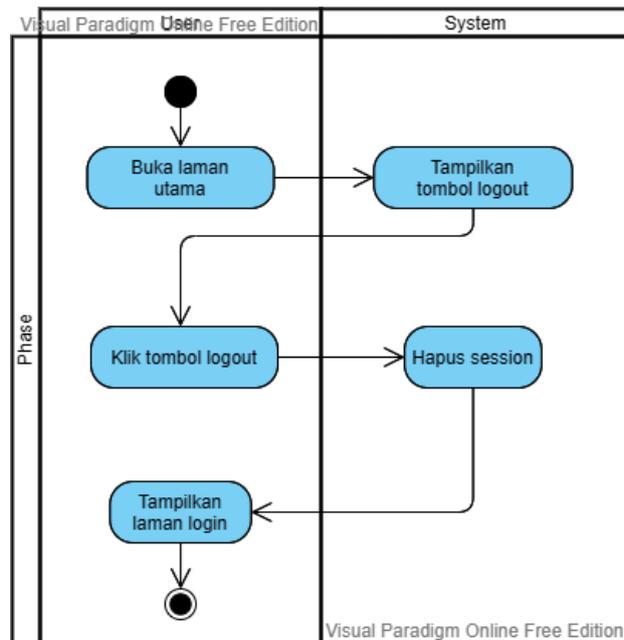


Gambar 3.3 *Activity Diagram Login*

Berdasarkan *Diagramactivity* pada Gambar 3.3 ini menggambarkan proses login yang dilakukan oleh aktor. Sistem menampilkan formulir login kepada aktor. Aktor mengisi formulir dengan username dan password, dan mengirimkannya ke sistem. Sistem memverifikasi username dan password yang dikirimkan oleh aktor. Jika username dan password benar, sistem menampilkan halaman utama kepada aktor. Jika username atau password salah, sistem menampilkan pesan error kepada aktor.

c. Activity Diagram Logout

Activity Diagram Logout adalah aktivitas semua pengguna aplikasi ketika akan mengakses aplikasi, berikut akan ditunjukkan oleh Gambar 3.4 :

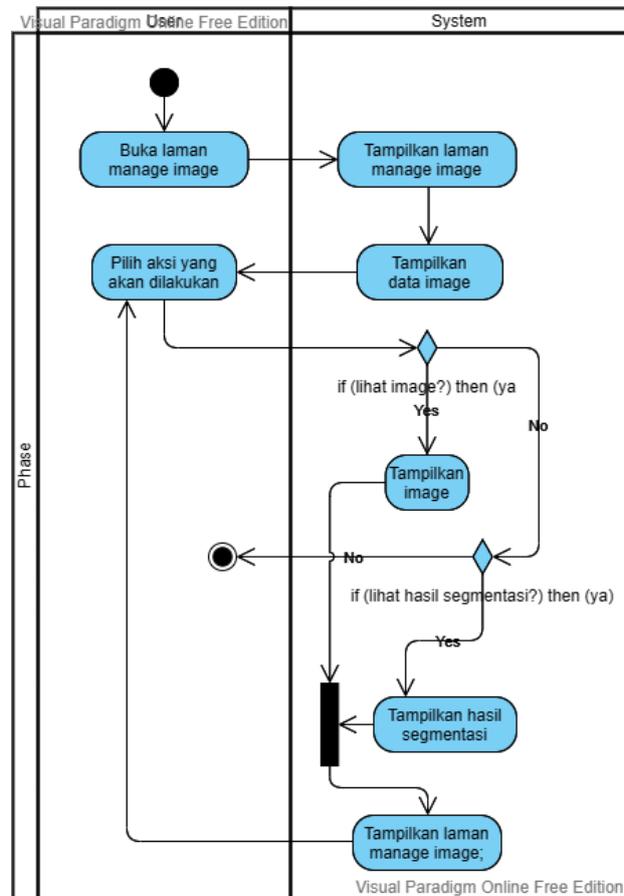


Gambar 3. 4Activity Diagram Logout

Berdasarkan DiagramActivity pada Gambar 3.4 diagram ini menggambarkan proses logout yang dilakukan oleh aktor. Sistem menampilkan tombol logout kepada aktor. Aktor menekan tombol logout. Sistem menghapus sesi yang terkait dengan akun aktor dan menampilkan halaman login. Proses logout selesai.

d. Activity Diagram Manage Image

Activity Diagram Manage Image adalah aktivitas semua pengguna aplikasi ketika akan mengakses aplikasi, berikut akan ditunjukkan oleh Gambar 3.5:

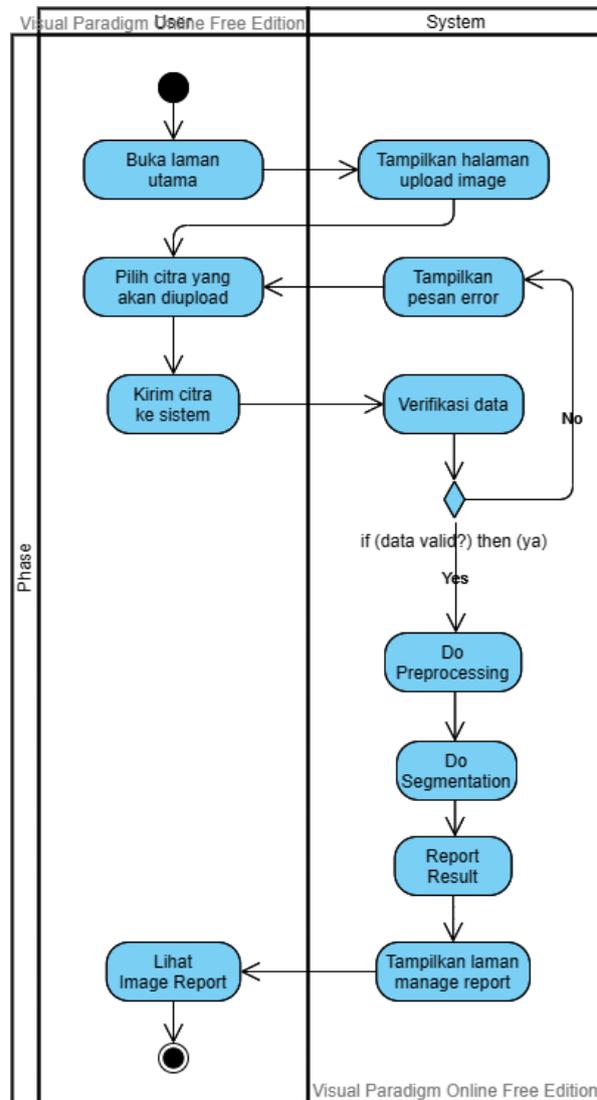


Gambar 3.5 Activity Diagram Manage Image

Berdasarkan Diagram Activity pada Gambar 3.5 menggambarkan proses pengelolaan gambar oleh aktor. Halaman "Manage Image" ditampilkan. Data gambar ditampilkan. Aktor memilih aksi yang akan dilakukan: "View Image" (lihat gambar) atau "View Segmentation Result" (lihat hasil segmentasi). Jika aktor memilih "View Image", gambar ditampilkan. Jika aktor memilih "View Segmentation Result", hasil segmentasi ditampilkan. Setelah itu, halaman "Manage Image" ditampilkan kembali.

e. Activity Diagram Import Image

Activity Diagram Import Image adalah aktivitas semua pengguna aplikasi ketika akan mengakses aplikasi, berikut akan ditunjukkan oleh Gambar 3.6:

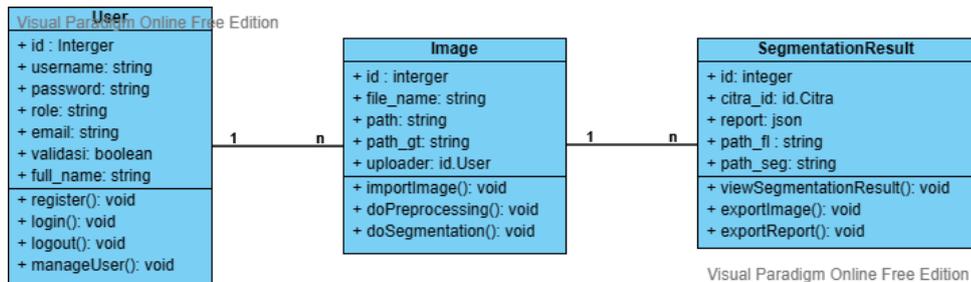


Gambar 3. 6Activity Diagram Import Image

Berdasarkan Diagram *Activity* pada Gambar 3.6 Diagram proses upload citra dimulai dengan sistem menampilkan halaman upload citra kepada aktor. Setelah memilih citra, aktor mengirimkannya ke sistem. Sistem melakukan verifikasi terhadap data citra dan jika valid, melalui proses preprocessing dan segmentasi, citra tersebut dimasukkan ke dalam sistem pengelolaan citra. Sistem kemudian menampilkan halaman manage report image kepada aktor. Jika data citra tidak valid, sistem menampilkan pesan error kepada aktor.

C. Desain Database

Desain *database* merupakan struktur dan relasi yang terdapat antara tabel-tabel yang akan digunakan dalam sistem. Pada Gambar 3.9, terdapat tiga tabel yaitu tabel pengguna, tabel citra, dan tabel hasil segmentasi:



Gambar 3. 7Class Diagram Database

Class diagram pada Gambar 3.7, Berikut adalah struktur tabel dan relasi antar tabel dalam sistem yang akan dibuat:

1. Tabel User:

- Kolom: id, username, password, role, email, validasi, full_name

2. Tabel Image:

- Kolom: id, filename, path, path_gt, uploader

3. Tabel SegmentationResult:

- Kolom: id, citra_id, hasil, path_fl, path_seg

4. Relasi antar tabel:

- Tabel User dan Tabel Image memiliki relasi one-to-many, dengan kolom uploader pada Tabel Image mengacu pada kolom id pada Tabel User.
- Tabel Image dan Tabel SegmentationResult memiliki relasi one-to-many, dengan kolom citra_id pada Tabel SegmentationResult mengacu pada kolom id pada Tabel Image.

5. Aksi yang dapat dilakukan oleh pengguna (User):

- register(): Melakukan pendaftaran pengguna baru.
- login(): Melakukan proses login.
- logout(): Melakukan proses logout.
- manageUser(): Mengelola data pengguna seperti menambah, mengedit, atau memvalidasi pengguna.

6. Aksi yang dapat dilakukan oleh citra (*Image*):
 - `importImage()`: Mengimpor citra ke dalam sistem.
 - `doPreprocessing()`: Melakukan proses pra-pemrosesan pada citra.
 - `doSegmentation()`: Melakukan proses segmentasi pada citra.
7. Aksi yang dapat dilakukan oleh hasil segmentasi (*SegmentationResult*):
 - `viewSegmentationResult()`: Melihat hasil segmentasi.
 - `exportImage()`: Melakukan ekspor citra hasil segmentasi.
 - `exportReport()`: Melakukan ekspor laporan hasil segmentasi.

Dengan struktur tabel dan relasi yang disebutkan di atas, serta aksi yang dapat dilakukan oleh pengguna, citra, dan hasil segmentasi, sistem dapat mengelola data pengguna, citra, dan hasil segmentasi dengan baik.-
`manageUser()`: Mengelola data pengguna seperti menambah, mengedit, atau memvalidasi pengguna.

Aksi yang dapat dilakukan oleh citra (*Image*):

- `importImage()`: Mengimpor citra ke dalam sistem.
- `doPreprocessing()`: Melakukan proses pra-pemrosesan pada citra.
- `doSegmentation()`: Melakukan proses segmentasi pada citra.

Aksi yang dapat dilakukan oleh hasil segmentasi (*SegmentationResult*):

- `viewSegmentationResult()`: Melihat hasil segmentasi.
- `exportImage()`: Melakukan ekspor citra hasil segmentasi.
- `exportReport()`: Melakukan ekspor laporan hasil segmentasi.

Dengan struktur tabel dan relasi yang disebutkan di atas, serta aksi yang dapat dilakukan oleh pengguna, citra, dan hasil segmentasi, sistem dapat mengelola data pengguna, citra, dan hasil segmentasi dengan baik.

Relasi antar tabel yang terdapat pada class diagram ini adalah sebagai berikut:

- a. *User* (id) memiliki banyak *Image*(uploader)

- b. *Image(id)* hanya dimiliki oleh satu *User* (uploader)
- c. *Image(id)* memiliki satu *SegmentationResult(citra_id)*
- d. *SegmentationResult(id)* hanya dimiliki oleh satu *Image(citra_id)*

D. Simulasi Algoritma



Gambar 3. 8 Data Citra Asli

Pada Gambar 3. 8 merupakan contoh sample data citra daun bawang yang selanjutnya akan dirubah menjadi bentuk matrix 3x3.

| | | |
|-------|-------|-------|
| R:150 | R:250 | R:180 |
| G:100 | G:255 | G:130 |
| B:200 | B:45 | B:255 |
| R:120 | R:0 | R:110 |
| G:250 | G:170 | G:125 |
| B:150 | B:65 | B:30 |
| R:250 | R:55 | R:45 |
| G:0 | G:100 | G:200 |
| B:35 | B:75 | B:15 |

Gambar 3. 9 Contoh Matrix 3x3

1. *Grayscale*

Data citra *RGB* diubah menjadi *Luminosity* greyscale terlebih dahulu menggunakan rumus pada persamaan.

$$\text{Grey} = (0.21 \times 150) + (0.71 \times 100) + (0.07 \times 200) = 116,5$$

$$\text{Grey} = (0.21 \times 120) + (0.71 \times 250) + (0.07 \times 150) = 213,2$$

$$\text{Grey} = (0.21 \times 250) + (0.71 \times 0) + (0.07 \times 35) = 54,95$$

$$\text{Grey} = (0.21 \times 250) + (0.71 \times 255) + (0.07 \times 45) = 236,7$$

$$\text{Grey} = (0.21 \times 0) + (0.71 \times 170) + (0.07 \times 65) = 125,25$$

$$\text{Grey} = (0.21 \times 55) + (0.71 \times 100) + (0.07 \times 75) = 87,8$$

$$\text{Grey} = (0.21 \times 180) + (0.71 \times 130) + (0.07 \times 255) = 147,95$$

$$\text{Grey} = (0.21 \times 110) + (0.71 \times 125) + (0.07 \times 30) = 113,95$$

$$\text{Grey} = (0.21 \times 45) + (0.71 \times 200) + (0.07 \times 15) = 152,5$$

Dari hasil perhitungan sebelumnya, maka didapat pixel 3x3 citra greyscale dan sudah dibulatkan seperti gambar.

| | | |
|-----|-----|-----|
| 116 | 236 | 148 |
| 213 | 125 | 114 |
| 55 | 89 | 152 |

Gambar 3.10 Hasil Grayscale

Pada gambar 3.10 merupakan hasil dari perhitungan data citra asli yang diubah menjadi greyscale.

2. Manualisasi *Pre-processing* Citra untuk *K-Means Clustering*

Pada proses manualisasi *pre-processing* citra, terdapat dua tahap yaitu *Rescaling* dan perubahan ruang warna RGB menjadi Lab*. Perubahan ruang warna RGB melibatkan tahap pertama yaitu mengubah ruang warna RGB ke XYZ, kemudian dari XYZ mengubahnya menjadi ruang warna Lab*. Tahap pertama dalam proses *pre-processing* adalah citra *input* yang akan diolah setiap bagian variabel ruang warna dipisahkan seperti yang ditunjukkan pada **Error! Reference source not found.**

Tabel 3. 4 Citra Input Proses Perubahan Ruang Warna

| Red | | | Green | | | Blue | | |
|-----|-----|-----|-------|-----|-----|------|-----|-----|
| 64 | 108 | 129 | 81 | 96 | 186 | 142 | 84 | 104 |
| 205 | 78 | 151 | 82 | 84 | 208 | 121 | 203 | 140 |
| 113 | 234 | 213 | 85 | 173 | 194 | 233 | 151 | 98 |
| 96 | 79 | 186 | 151 | 104 | 238 | 92 | 229 | 94 |

Manualisasi RGB to L*a*b*

Proses perubahan ruang warna RGB menjadi Lab* melibatkan beberapa tahap. Tahap pertama adalah mengubah ruang warna RGB menjadi XYZ dengan menggunakan transformasi matrix 3x3 dan nilai tristimulus sesuai dengan persamaan(1). Citra *input* yang akan diolah ditunjukkan pada. Setelah tahap ini selesai, citra akan siap untuk diubah ruang warnanya dari XYZ menjadi Lab* melalui tahap selanjutnya.

Dalam konversi ruang warna RGB ke XYZ, transformasi matrix 3x3 yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$[X] = (0,412453 \times R) + (0,357580 \times G) + (0,180423 \times B)$$

$$[Y] = (0,212671 \times R) + (0,715160 \times G) + (0,072169 \times B)$$

$$[Z] = (0,019334 \times R) + (0,119193 \times G) + (0,950227 \times B)$$

Dimana:

- 3) [X], [Y], dan [Z] adalah nilai tristimulus pada ruang warna XYZ
- 4) R, G, dan B adalah nilai tristimulus pada ruang warna RGB

Contoh perhitungan piksel (0,0) konversi ruang warna RGB ke XYZ, transformasi matrix 3x3 yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$[X] = (0,412453 \times 64) + (0,357580 \times 81) + (0,180423 \times 142) = 133,4$$

$$[Y] = (0,212671 \times 64) + (0,715160 \times 81) + (0,072169 \times 142) = 105,6$$

$$[Z] = (0,019334 \times 64) + (0,119193 \times 81) + (0,950227 \times 142) = 217,3$$

Jadi, hasil konversi nilai tristimulus (R,G,B) = (64, 81, 142) adalah (X,Y,Z) = (133,4 , 105,6 , 217,3).sedangkan perhitungan pada seluruh piksel dapat dilihat melalu Tabel 3. 5.

Tabel 3. 5 Hasil Ruang Warna XYZ

| X | | | Y | | | Z | | |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 133,4 | 156,1 | 258,3 | 105,6 | 125,7 | 221,7 | 217,3 | 178 | 287,4 |
| 188,7 | 153,2 | 295,9 | 135 | 116 | 250,9 | 201,1 | 278,5 | 344,1 |
| 174 | 297,1 | 299,9 | 126,6 | 234,4 | 247,1 | 308,7 | 321,1 | 291,4 |
| 207,6 | 178,3 | 332 | 178,8 | 138 | 285,1 | 240,4 | 323,2 | 331 |

Setelah mengkonversi ruang warna RGB ke XYZ **Error! Reference source not found.**, selanjutnya dilakukan proses pembagian dengan *White Reference*-nya untuk mendapatkan nilai ruang warna Lab*. Penyusun ruang warna Lab* menggunakan persamaan(2), di mana setiap nilai tristimulus XYZ dibagi dengan *White Reference*-nya masing-masing. *White Reference* merupakan nilai maksimal dari setiap tristimulus pada ruang warna XYZ, yang ditandai dengan X_0 , Y_0 , dan Z_0 . Nilai X_0 adalah 242,36628, Y_0 adalah 255, dan Z_0 adalah 277,63227, sehingga rentang nilai yang dihasilkan dari proses pembagian tersebut berkisar antara 0 sampai 1. Berikut merupakan contoh perhitungan piksel (0,0) pembagian ruang warna dengan *White Reference*-nya:

$$\frac{X}{X_0} = \frac{133,4}{242,3662} = 0,55$$

$$\frac{Y}{Y_0} = \frac{105,6}{255} = 0,41$$

$$\frac{Z}{Z_0} = \frac{217,3}{277,63227} = 0,78$$

Setelah proses pembagian dengan *White Reference* selesai, maka diperoleh nilai 0.55 untuk X/X_0 , 0.41 untuk Y/Y_0 , dan 0.78 untuk Z/Z_0 . Seluruh hasil perhitungan tersebut dapat dilihat pada Tabel 3.6.

Tabel 3.6 Hasil Pembagian XYZ Dengan *White Reference*

| $\frac{X}{X_0}$ | | | $\frac{Y}{Y_0}$ | | | $\frac{Z}{Z_0}$ | | |
|-----------------|------|------|-----------------|------|------|-----------------|------|------|
| 0,55 | 0,64 | 1,07 | 0,41 | 0,49 | 0,87 | 0,78 | 0,64 | 1,04 |
| 0,78 | 0,63 | 1,22 | 0,53 | 0,45 | 0,98 | 0,72 | 1 | 1,24 |
| 0,72 | 1,23 | 1,24 | 0,50 | 0,92 | 0,97 | 1,11 | 1,16 | 1,05 |
| 0,86 | 0,74 | 1,37 | 0,70 | 0,54 | 1,12 | 0,87 | 1,16 | 1,19 |

Pada tahap selanjutnya, dilakukan perhitungan fungsi untuk menjadi komponen penyusun dari persamaan(3) yaitu dengan simbol $f(X/X_0)$, $f(Y/Y_0)$, dan $f(Z/Z_0)$. Persamaan tersebut memiliki dua kondisi, yaitu jika hasil pembagian XYZ dengan *White Reference*-nya lebih dari

0.008856 dan jika hasil pembagian XYZ dengan *White Reference*-nya memiliki rentan nilai antara 0 hingga 0.008856. Berikut ini merupakan contoh perhitungan fungsi pada piksel pertama untuk proses perubahan ruang warna XYZ menjadi Lab*:

$$f(w) = w^{\frac{1}{3}} \quad \text{for } w > 0.008856$$

$$f(w) = 7.787(w) + 0.1379 \quad \text{for } 0.0 \leq w \leq 0.008856$$

Sebagai contoh, jika ingin mengkonversi nilai tristimulus (X,Y,Z) = (0.74, 0.61, 0.65) dari ruang warna XYZ ke Lab*, maka cara yang dilakukan adalah sebagai berikut:

$$\frac{X}{X_0} = 0,55 \text{ (masuk kondisi pertama)}$$

$$f\left(\frac{X}{X_0}\right) = \left(\frac{X}{X_0}\right)^{\frac{1}{3}} = 0,55^{\frac{1}{3}} = 0,81$$

$$\frac{Y}{Y_0} = 0,41 \text{ (masuk kondisi pertama)}$$

$$f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) = \left(\frac{Y}{Y_0}\right)^{\frac{1}{3}} = 0,41^{\frac{1}{3}} = 0,75$$

$$\frac{Z}{Z_0} = 0,78 \text{ (masuk kondisi kedua)}$$

$$f\left(\frac{Z}{Z_0}\right) = \left(\frac{Z}{Z_0}\right)^{\frac{1}{3}} = 0,78^{\frac{1}{3}} = 0,92$$

Hasil perhitungan fungsi menghasilkan nilai 0.979 untuk $f(X/X_0)$, 0.941 untuk $f(Y/Y_0)$, dan 0.93 untuk $f(Z/Z_0)$. Seluruh perhitungan fungsi dapat dilihat pada Tabel 3.7.

Tabel 3.7 Perhitungan Fungsi Terhadap XYZ

| | | |
|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|
| $f\left(\frac{X}{X_0}\right)$ | $f\left(\frac{Y}{Y_0}\right)$ | $f\left(\frac{Z}{Z_0}\right)$ |
|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|

| | | | | | | | | |
|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 0,82 | 0,86 | 1,02 | 0,75 | 0,79 | 0,95 | 0,92 | 0,86 | 1,01 |
| 0,92 | 0,86 | 1,07 | 0,81 | 0,77 | 0,99 | 0,9 | 1 | 1,07 |
| 0,9 | 1,07 | 1,07 | 0,79 | 0,97 | 0,99 | 1,04 | 1,05 | 1,02 |
| 0,95 | 0,9 | 1,11 | 0,89 | 0,82 | 1,04 | 0,95 | 1,05 | 1,06 |

Pada tahap akhir perhitungan untuk mengubah ruang warna XYZ menjadi Lab*, terdapat dua kondisi yang harus diperhatikan sesuai dengan persamaan(4).Pertama, ketika nilai Y/Y_0 lebih besar dari 0.008856. Kedua, ketika nilai Y/Y_0 berada pada rentang 0 hingga 0.008856. Berikut contoh perhitungan konversi ruang warna Lab* untuk piksel (0,0):

$$L^* = 116 \left(\frac{Y}{Y_0} \right)^{\frac{1}{3}} - 16 \quad \text{for } \frac{Y}{Y_0} > 0,008856$$

$$L^* = 903,3 \frac{Y}{Y_0} \quad \text{for } 0,0 \leq \frac{Y}{Y_0} \leq 0,008856$$

$$\frac{Y}{Y_0} = 0,82 \text{ (masuk kondisi pertama)}$$

$$L^* = 116 \left(\frac{Y}{Y_0} \right)^{\frac{1}{3}} - 16 =$$

$$116 (0,82)^{\frac{1}{3}} - 16 = 70,46$$

$$a^* = 500 \left(f\left(\frac{X}{X_0}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) \right)$$

$$= 500(0,81 - 0,75) = 37,08$$

$$b^* = 200 \left(f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_0}\right) \right)$$

$$= 200(0,75 - 0,92) = 35,25$$

Pada tahap akhir dari proses *pre-processing*, citra asli yang telah di-*rescaling* dan diubah ke ruang warna Lab* akan disimpan dalam bentuk tabel matrix seperti yang terlihat pada Tabel 3.8. Kemudian, citra tersebut akan digunakan sebagai *input* untuk proses seleksi fitur dan proses

pembelajaran dengan menggunakan algoritma *K-Means Clustering* secara manual.

Tabel 3.8 Hasil Ruang Warna L*a*b*

| L* | | | a* | | | b* | | |
|-------|-------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 70,46 | 75,6 | 94,71 | 37,08 | 36,74 | 33,56 | 35,25 | 14,46 | 11,45 |
| 77,85 | 73,2 | 99,38 | 55,48 | 44,57 | 37,06 | 17,79 | 46,42 | 15,9 |
| 75,84 | 96,78 | 98,79 | 51,84 | 48,98 | 42,01 | 48,85 | 15,49 | 5,33 |
| 87,05 | 78,54 | 104,39 | 30,64 | 43,83 | 36,4 | 12,96 | 47,4 | 4,51 |

3. Manualisasi Segmentasi Citra dengan *K-Means Clustering*

Untuk melakukan segmentasi citra menggunakan algoritma *K-Means Clustering*, pertama-tama perlu dilakukan pemilihan nilai *centroid* awal. Pemilihan *centroid* awal ini bertujuan untuk menentukan garis pemisah pada proses seleksi data menggunakan garis *ellipse* yang mengelilingi setiap *centroid*. Pada tahap ini, *centroid* awal yang dipilih menggunakan nilai a* dan b* terbanyak dari setiap piksel. Kemudian, dilakukan proses penentuan garis *ellipse* dengan menghitung jarak terdekat dari setiap piksel ke *centroid* yang dipilih. Setelah itu, dilakukan proses pemilihan *centroid* baru dengan mengambil rata-rata a* dan b* dari setiap piksel yang tergabung dalam garis *ellipse* tersebut. Proses ini terus dilakukan hingga tidak ada lagi perubahan *centroid*. Pada penelitian ini, proses segmentasi citra menggunakan algoritma *K-Means Clustering* dilakukan secara manual dengan menentukan nilai *centroid* awal sesuai dengan data yang terdapat pada Tabel 3.9.

Tabel 3.9 Data Input *K-Means Clustering*

| a* | | | b* | | |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 37,08 | 36,74 | 33,56 | 35,25 | 14,46 | 11,45 |
| 55,48 | 44,57 | 37,06 | 17,79 | 46,42 | 15,9 |
| 51,84 | 48,98 | 42,01 | 48,85 | 15,49 | 5,33 |
| 30,64 | 43,83 | 36,4 | 12,96 | 47,4 | 4,51 |

Manualisasi Segmentasi Daun Bawang

Segmentasi daun dilakukan dengan menggunakan algoritma *K-Means Clustering* dengan jumlah *cluster* yang telah ditentukan sebanyak

2. Data yang digunakan pada Tabel 3.9 diolah dengan menggabungkan setiap bagiannya dan memberikan *index* pada setiap piksel sehingga menghasilkan Tabel baru seperti yang ditunjukkan pada Tabel 3.10.

Tabel 3.10 Data *Input* Segmentasi Daun

| Index | a* | b* |
|--------------|-----------|-----------|
| (0,0) | 37,08 | 35,25 |
| (0,1) | 36,74 | 14,46 |
| (0,2) | 33,56 | 11,45 |
| (1,0) | 55,48 | 17,79 |
| (1,1) | 44,57 | 46,42 |
| (1,2) | 37,06 | 15,90 |
| (2,0) | 51,84 | 48,85 |
| (2,1) | 48,98 | 15,49 |
| (2,2) | 42,01 | 5,33 |
| (3,0) | 30,64 | 12,96 |
| (3,1) | 43,83 | 47,40 |
| (3,2) | 36,40 | 4,51 |

Untuk memulai proses segmentasi daun menggunakan algoritma *K-Means Clustering*, langkah pertama yang dilakukan adalah menentukan nilai *centroid* awal sebanyak jumlah *cluster* yang telah ditentukan sebanyak 2. Nilai *centroid* awal tersebut ditentukan secara acak, seperti yang terlihat pada Tabel 3.11. Algoritma *K-Means Clustering* akan menggunakan nilai *centroid* tersebut sebagai dasar untuk mengelompokkan data pada setiap iterasinya.

Tabel 3.11 *Centroid* Awal Segmentasi Daun

| Centroid | a* | b* | Index |
|-----------------|-----------|-----------|--------------|
| c1 | 37,08 | 35,25 | (0,0) |
| c2 | 37,06 | 15,9 | (1,2) |

Pada Tabel 3.11, *centroid* awal yang terpilih secara acak adalah piksel (0,0) dan (1,2). Kemudian proses selanjutnya adalah menentukan titik-titik yang tergabung dengan setiap *centroid*. Titik-titik yang tergabung ditentukan dengan menghitung jarak antara titik tersebut dengan setiap *centroid*. Jarak antara titik tersebut dengan *centroid* dapat dihitung

menggunakan rumus *Euclidean Distance* dengan persamaan(5). Berikut contoh perhitungan jarak antara titik (0,0) dengan setiap *Centroid*:

$$d_{c_1} = \sqrt{(c_1a^* - c_{c_1}a^*)^2 + (c_1b^* - c_{c_1}b^*)^2}$$

$$d_{c_2} = \sqrt{(c_1a^* - c_{c_2}a^*)^2 + (c_1b^* - c_{c_2}b^*)^2}$$

$$d_{c_1} = \sqrt{(37,08 - 37,08)^2 + (35,25 - 35,25)^2} = 0$$

$$d_{c_2} = \sqrt{(37,08 - 37,06)^2 + (35,25 - 15,9)^2} = 19,35$$

Pada iterasi ke 0, hasil perhitungan jarak antara setiap titik dengan *centroid* c1 dan c2 ditunjukkan pada Tabel 3.12. Berdasarkan hasil perhitungan jarak antara titik (0,0) dengan kedua *centroid* tersebut, maka titik (0,0) diputuskan untuk masuk kategori c1. Hasil perhitungan jarak untuk titik lainnya juga dilakukan secara serupa untuk menentukan kategori *centroid* yang sesuai bagi setiap titik.

Tabel 3.12 Jarak *Cluster* Segmentasi Daun Iterasi ke 0

| Index | a* | b* | distance c1 | distance c2 | cluster |
|-------|-------|-------|-------------|-------------|---------|
| (0,0) | 37,08 | 35,25 | 0 | 19,35 | C1 |
| (0,1) | 36,74 | 14,46 | 20,8 | 1,48 | C2 |
| (0,2) | 33,56 | 11,45 | 24,05 | 5,66 | C2 |
| (1,0) | 55,48 | 17,79 | 25,37 | 18,52 | C2 |
| (1,1) | 44,57 | 46,42 | 13,45 | 31,43 | C1 |
| (1,2) | 37,06 | 15,90 | 19,35 | 0 | C2 |
| (2,0) | 51,84 | 48,85 | 20,07 | 36,11 | C1 |
| (2,1) | 48,98 | 15,49 | 23,07 | 11,93 | C2 |
| (2,2) | 42,01 | 5,33 | 30,32 | 11,66 | C2 |
| (3,0) | 30,64 | 12,96 | 23,21 | 7,07 | C2 |
| (3,1) | 43,83 | 47,40 | 13,9 | 32,23 | C1 |
| (3,2) | 36,40 | 4,51 | 30,74 | 11,4 | C2 |

Pada tahap selanjutnya dari proses segmentasi daun menggunakan algoritma *K-Means Clustering*, dilakukan pembaharuan *centroid* dengan menghitung rata-rata dari tiap variabel a* dan b* pada setiap *cluster* yang sama. Berdasarkan Tabel 3.12, terdapat jumlah *cluster* 1 sebanyak 4 dan jumlah *cluster* 2 sebanyak 8. Nilai *centroid* baru dapat dihitung dengan

menggunakan rumus rata-rata yaitu menjumlahkan nilai a^* dan b^* pada setiap *cluster* yang sama kemudian dibagi dengan jumlah total piksel pada *cluster* tersebut. Berikut contoh perhitungan *centroid* baru pada iterasi ke 0:

Untuk mengetahui nilai a_{c1} dan b_{c1} , digunakan rumus persamaan (6):

$$a_{c1} = \left(\frac{(\sum a \text{ pada cluster 1})}{\text{jumlah data pada cluster 1}} \right)$$

$$= \left(\frac{(37,08 + 44,57 + 51,84 + 43,83)}{4} \right)$$

$$a_{c1} = 11,86$$

$$b_{c1} = \left(\frac{(\sum b \text{ pada cluster 1})}{\text{jumlah data pada cluster 1}} \right)$$

$$= \left(\frac{(35,25 + 46,42 + 48,85 + 47,4)}{4} \right)$$

$$b_{c1} = 29,78$$

Untuk mengetahui nilai a_{c2} dan b_{c2} , digunakan rumus persamaan:

$$a_{c2} = \left(\frac{(\sum a \text{ pada cluster 2})}{\text{jumlah data pada cluster 2}} \right)$$

$$a_{c2} = \left(\frac{36,78 + 33,56 + 55,48 + 37,1 + 48,98 + 42,01 + 30,64 + 36,4}{8} \right)$$

$$a_{c2} = 24,42$$

$$b_{c2} = \left(\frac{(\sum b \text{ pada cluster 2})}{\text{jumlah data pada cluster 2}} \right)$$

$$b_{c2} = \left(\frac{14,46 + 11,45 + 17,8 + 15,9 + 15,5 + 5,33 + 12,95 + 4,51}{8} \right)$$

Berdasarkan hasil perhitungan tersebut, didapatkan nilai *centroid* baru untuk iterasi ke 0 pada Tabel 3.13:

Tabel 3.13 *Centroid* Baru Iterasi ke 1 Segmentasi Daun

| Centroid | a* | b* |
|-----------------|-----------|-----------|
| c1 | 11,86 | 29,78 |
| c2 | 24,61 | 8,464 |

Untuk iterasi ke 1, *centroid* yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 3.13. Proses perhitungan jarak antara setiap data dengan *centroid* dilakukan sesuai dengan yang telah dijelaskan pada iterasi sebelumnya. Hasil perhitungan jarak pada iterasi ke 1 dapat dilihat pada Tabel 3.14.

Tabel 3.14 Jarak *Cluster* Segmentasi Daun Iterasi ke 1

| Index | a* | b* | distance c1 | distance c2 | cluster |
|--------------|-----------|-----------|--------------------|--------------------|----------------|
| (0,0) | 37,08 | 35,25 | 25,81 | 29,54 | C1 |
| (0,1) | 36,74 | 14,46 | 29,22 | 13,52 | C2 |
| (0,2) | 33,56 | 11,45 | 28,41 | 9,44 | C2 |
| (1,0) | 55,48 | 17,79 | 45,24 | 32,25 | C2 |
| (1,1) | 44,57 | 46,42 | 36,71 | 42,88 | C1 |
| (1,2) | 37,06 | 15,9 | 28,78 | 14,5 | C2 |
| (2,0) | 51,84 | 48,85 | 44,3 | 48,7 | C1 |
| (2,1) | 48,98 | 15,49 | 39,78 | 25,36 | C2 |
| (2,2) | 42,01 | 5,33 | 38,82 | 17,68 | C2 |
| (3,0) | 30,64 | 12,96 | 25,21 | 7,51 | C2 |
| (3,1) | 43,83 | 47,4 | 36,51 | 43,42 | C1 |
| (3,2) | 36,4 | 4,51 | 35,22 | 12,43 | C2 |

Pada tahap ini, algoritma *K-Means Clustering* telah mencapai konvergensi. Artinya, tidak ada kelas *cluster* yang berpindah pada iterasi ke 1 yang ditunjukkan pada Tabel 3.14. Hasil akhir dari Algoritma *K-Means Clustering* dapat dilihat pada yang menyatakan jumlah data pada setiap kelas *cluster* Tabel 3.15.

Tabel 3.15 Hasil K-Means Pada Segmentasi Daun

| Index | L* | a* | b* | cluster |
|--------------|-----------|-----------|-----------|----------------|
| (0,0) | 70,46 | 37,08 | 35,25 | C1 |
| (0,1) | 75,65 | 36,74 | 14,46 | C2 |
| (0,2) | 94,71 | 33,56 | 11,45 | C2 |
| (1,0) | 77,85 | 55,48 | 17,79 | C2 |
| (1,1) | 73,20 | 44,57 | 46,42 | C1 |
| (1,2) | 99,38 | 37,06 | 15,90 | C2 |
| (2,0) | 75,84 | 51,84 | 48,85 | C1 |
| (2,1) | 96,78 | 48,98 | 15,49 | C2 |

| | | | | |
|-------|--------|-------|-------|----|
| (2,2) | 98,79 | 42,01 | 5,33 | C2 |
| (3,0) | 87,05 | 30,64 | 12,96 | C2 |
| (3,1) | 78,54 | 43,83 | 47,40 | C1 |
| (3,2) | 104,39 | 36,40 | 4,51 | C2 |

3. Otsu

Setelah konversi ke Grayscale (Hasil Nilai Greyscale pixel 3x3), langkah selanjutnya adalah menghitung histogram citra dengan mengurutkan piksel yang telah dikonversi ke skala abu-abu dari yang terkecil hingga yang terbesar, dan mengubah intensitas piksel menjadi level 0 hingga 8 (dalam jumlah piksel). Setelah itu, akan dilakukan perhitungan bobot nilai dari kedua kelas. Weight Background dapat dihitung menggunakan persamaan berikut ini:

$$W_b = \frac{1 + 1 + 1 + 1 + 1}{9} = 0,555$$

Selanjutnya mencari Mean Background menggunakan persamaan (9) sebagai berikut:

$$\mu_b = \frac{(0 \times 1) + (1 \times 1) + (2 \times 1) + (3 \times 1) + (4 \times 1)}{5} = 2$$

Setelah mendapatkan hasil Mean kemudian mencari nilai Variance menggunakan persamaan (11) sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \sigma_b^2 &= \frac{((0-2)^2 \times 1) + ((1-2)^2 \times 1) + ((2-2)^2 \times 1) + ((3-2)^2 \times 1) + ((4-2)^2 \times 1)}{5} \\ &= 1 \end{aligned}$$

Kemudian mencari Weight Foreground menggunakan persamaan (8) sebagai berikut:

$$W_f = \frac{1 + 1 + 1 + 1}{9} = 0,444$$

Selanjutnya mencari Mean Foreground menggunakan persamaan (10) sebagai berikut:

$$\mu_f = \frac{(5 \times 1) + (6 \times 1) + (7 \times 1) + (8 \times 1)}{4} = 6,5$$

Setelah mendapatkan hasil Mean kemudian mencari nilai Variance menggunakan persamaan (12) sebagai berikut:

$$\sigma_f^2 = \frac{((5 - 6,5)^2 \times 1) + ((6 - 6,5)^2 \times 1) + ((7 - 6,5)^2 \times 1) + ((8 - 6,5)^2 \times 1)}{4} = 5$$

Langkah selanjutnya yaitu mencari nilai *Between Class Variance* menggunakan persamaan (13) sebagai berikut :

$$\sigma_w^2 = (0,555 \times 2) + (0,444 \times 6,5) = 3,996$$

Untuk mencari nilai *Within Class* terendah harus menghitung sesuai jumlah pixelnya. Berhubungan data yang digunakan hanya sample dan sebagai simulasi maka tidak dihitung secara merata. Namun dapat dicontohkan pada gambar.

| | | |
|-----|-----|-----|
| 4 | 255 | 10 |
| 200 | 90 | 77 |
| 45 | 75 | 100 |

Gambar 3.11 Hasil Perhitungan *Thresholding Otsu*

Gambar menunjukkan contoh hasil perhitungan *Thresholding Otsu*. Karena menggunakan data sampel, tidak perlu menghitung secara menyeluruh.

4. *MSE* dan *PSNR*

Untuk menghitung *MSE* dan *PSNR*, langkah-langkah berikut perlu diikuti. Pertama, hitung selisih kuadrat antara setiap piksel dalam dua citra yang akan dibandingkan. Kemudian, hitung rata-rata dari selisih kuadrat tersebut untuk mendapatkan nilai *MSE*. Selanjutnya, hitung *PSNR* dengan menggunakan rumus logaritma dan skala logaritmik terhadap nilai *MSE*.

K-Means

$$MSE = \frac{(116 - 120)^2 + (236 - 230)^2 + (148 - 150)^2 + (213 - 210)^2 + (125 - 120)^2 + (114 - 110)^2 + (55 - 60)^2 + (89 - 90)^2 + (152 - 150)^2}{9}$$

$$MSE = \frac{-16 + 36 + -4 + 9 + 25 + 16 + -25 + 1 + 4}{9} = 8.33$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{7800}} \right) = 28,79$$

Thresholding Otsu

$$MSE = \frac{(116 - 4)^2 + (236 - 255)^2 + (148 - 10)^2 + (213 - 200)^2 + (125 - 90)^2 + (114 - 77)^2 + (55 - 45)^2 + (89 - 75)^2 + (152 - 100)^2}{9}$$

$$MSE = \frac{12.544 + 361 + 19.044 + 169 + 1.225 + 1.369 + 100 + 196 + 2.704}{9} = 4.190$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{236}{\sqrt{4.190}} \right) = 15,61$$

Berdasarkan hasil simulasi perhitungan MSE dan PSNR, dapat disimpulkan bahwa metode Otsu memberikan hasil segmentasi yang lebih baik dibandingkan metode K-Means. Nilai MSE pada metode Otsu lebih kecil, menunjukkan bahwa hasil segmentasi dengan metode Otsu mendekati citra asli dengan lebih baik daripada metode K-Means. Selain itu, nilai PSNR pada metode Otsu lebih besar, menandakan bahwa kualitas hasil segmentasi dengan metode Otsu lebih tinggi

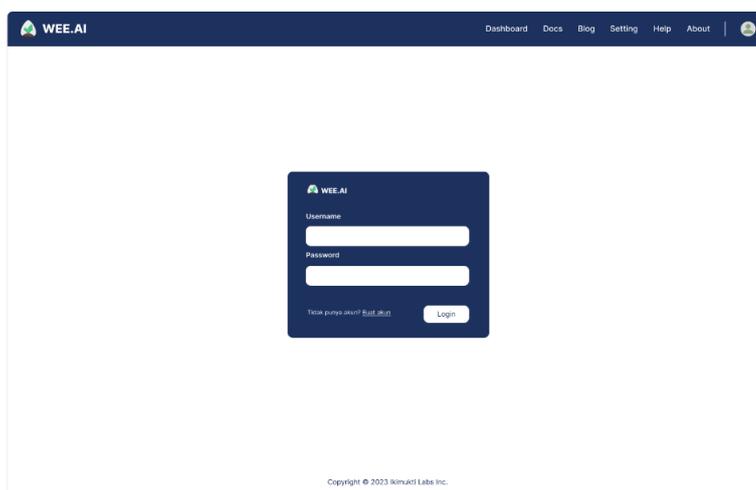
daripada metode K-Means dalam mempertahankan informasi citra. Oleh karena itu, metode Otsu dapat dianggap lebih efektif dan akurat dalam proses segmentasi citra dibandingkan dengan metode K-Means..

E. Desain Antarmuka

Desain antarmuka menggambarkan tampilan sistem yang dilihat oleh pengguna. Berikut adalah contoh desain menu/aplikasi yang dapat dibuat.

a. Halaman *Login*

Halaman Login menyediakan form untuk pengguna memasukkan username dan password guna masuk ke sistem. Berikut adalah rancangan halaman *Login* yang ditunjukkan pada Gambar 3.12.



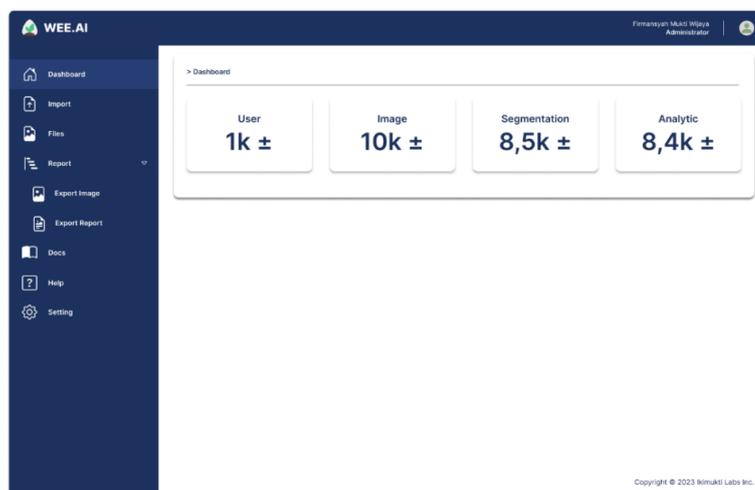
Gambar 3. 12Desain InterfaceLogin

b. Halaman *Dashboard*

Pada rancangan halaman dashboard yang ditunjukkan pada Gambar 3.13, terdapat sebuah dashboard yang dirancang dengan tujuan memberikan akses cepat dan mudah ke berbagai fitur yang tersedia. Pengguna dapat dengan mudah melakukan beberapa tindakan penting melalui dashboard ini. Salah satu fitur yang dapat diakses dengan cepat adalah "upload image". Fitur ini memungkinkan pengguna untuk mengunggah gambar atau foto ke sistem. Hal ini sangat bermanfaat untuk

memproses gambar tersebut dan melakukan berbagai tugas seperti analisis atau segmentasi.

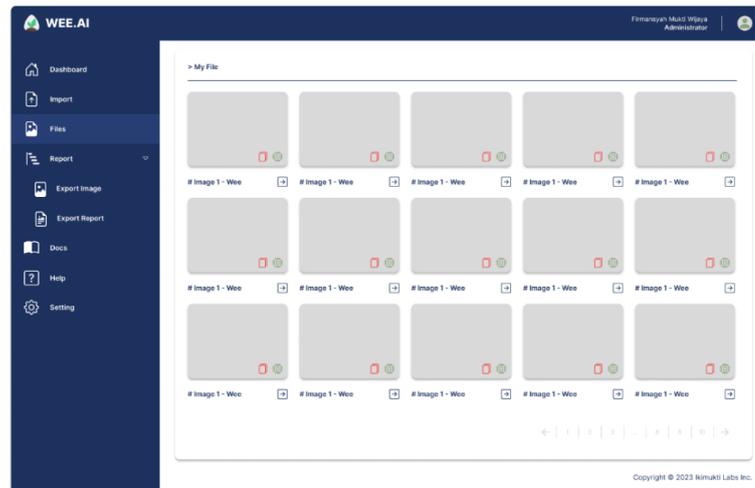
Selanjutnya, pengguna juga dapat menggunakan fitur "lihat hasil segmentasi" yang tersedia di dashboard. Fitur ini memungkinkan pengguna untuk melihat hasil segmentasi dari gambar yang telah diunggah sebelumnya. Segmentasi adalah proses pemisahan atau pengelompokan elemen dalam gambar menjadi bagian-bagian yang berbeda. Dengan fitur ini, pengguna dapat dengan mudah melihat hasil segmentasi yang telah dilakukan. Selain itu, dashboard ini juga menawarkan berbagai fitur lainnya yang mungkin bervariasi tergantung pada konteks dan kebutuhan aplikasi. Fitur-fitur ini dapat meliputi analisis data, pengaturan preferensi, pengelolaan konten, dan banyak lagi. Tujuannya adalah memberikan pengalaman pengguna yang komprehensif dan memenuhi kebutuhan pengguna dalam satu tampilan yang mudah diakses. Gambar 3.11 menunjukkan rancangan halaman dashboard yang menggambarkan tata letak dan penempatan elemen-elemen tersebut. Dengan tampilan yang jelas dan mudah dipahami, pengguna dapat dengan cepat mengakses dan menggunakan berbagai fitur yang tersedia, meningkatkan efisiensi dan produktivitas dalam penggunaan sistem.



Gambar 3. 13Desain InterfaceDashboard

c. Halaman *Files*

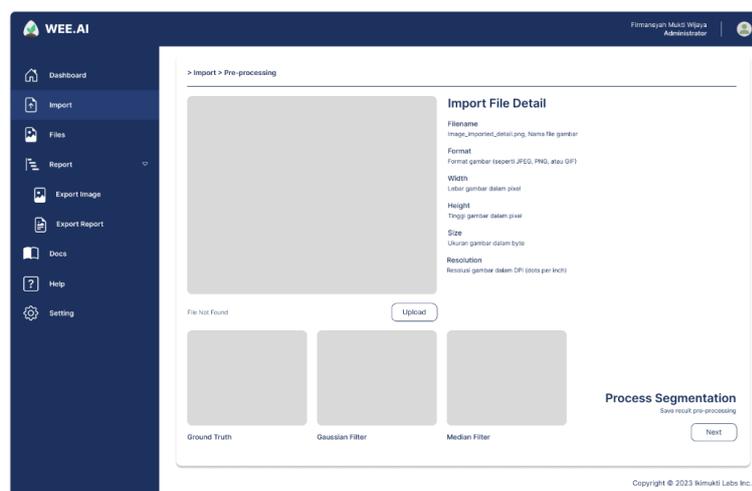
Halaman Manage Files menampilkan daftar gambar yang telah diunggah oleh pengguna dan memungkinkan pengguna untuk mengelola dan melihat hasil gambar yang telah dimasukkan. Berikut adalah rancangan halaman *Files* yang ditunjukkan pada Gambar 3.14.



Gambar 3. 14Desain InterfaceFiles

d. Halaman *upload image*

Halaman Upload Image menampilkan form untuk mengunggah gambar yang akan dilakukan proses segmentasi. Berikut adalah rancangan halaman *upload image* yang ditunjukkan pada Gambar 3.15.

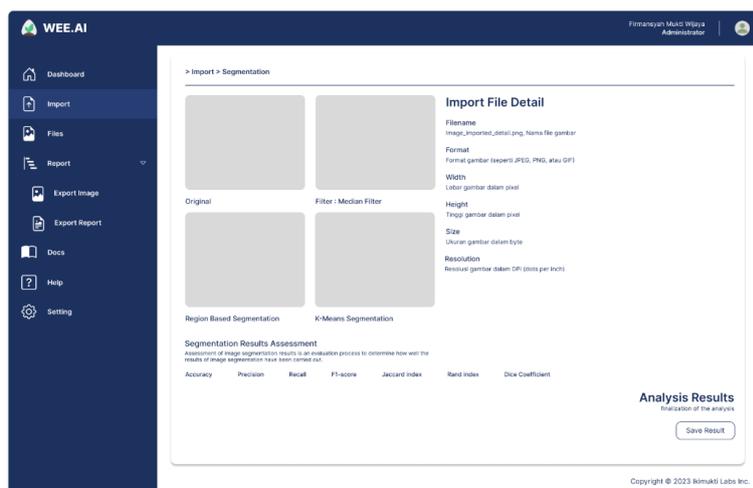


Gambar 3. 15Desain Upload Image

e. Halaman hasil segmentasi

Halaman Hasil Segmentasi adalah halaman yang menampilkan hasil segmentasi gambar yang diunggah oleh pengguna, beserta informasi terkait. Pada halaman ini, pengguna dapat melihat gambar yang telah dipisahkan berdasarkan objek dan latar belakang. Setelah pengguna mengunggah gambar pada Rancangan Halaman Upload Image (Gambar 3.16), sistem akan melakukan proses segmentasi menggunakan metode K-means atau Otsu. Metode yang digunakan bergantung pada implementasi sistem yang dapat dipilih. Hasil segmentasi kemudian akan ditampilkan pada Halaman Hasil Segmentasi. Pengguna dapat melihat citra yang telah dipisahkan, dengan objek dan latar belakang yang terpisah secara visual.

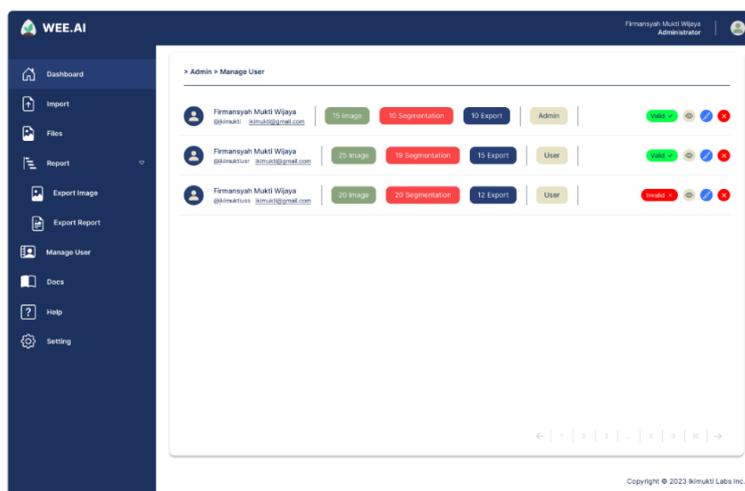
Dengan adanya Halaman Hasil Segmentasi, pengguna dapat dengan mudah melihat hasil dari proses segmentasi gambar yang dilakukan oleh sistem. Informasi tambahan yang ditampilkan juga dapat membantu pengguna dalam mengevaluasi kualitas segmentasi dan memahami lebih lanjut tentang proses yang dilakukan oleh sistem.



Gambar 3. 16Desain InterfaceResultSegmentation

f. Halaman *Manage User*

Halaman Manage User menampilkan daftar user yang terdaftar dan memberikan administrator kemampuan untuk mengelola user. Halaman Upload Image menampilkan form untuk mengunggah gambar yang akan di-segmentasi yang ditunjukkan pada Gambar 3.17.



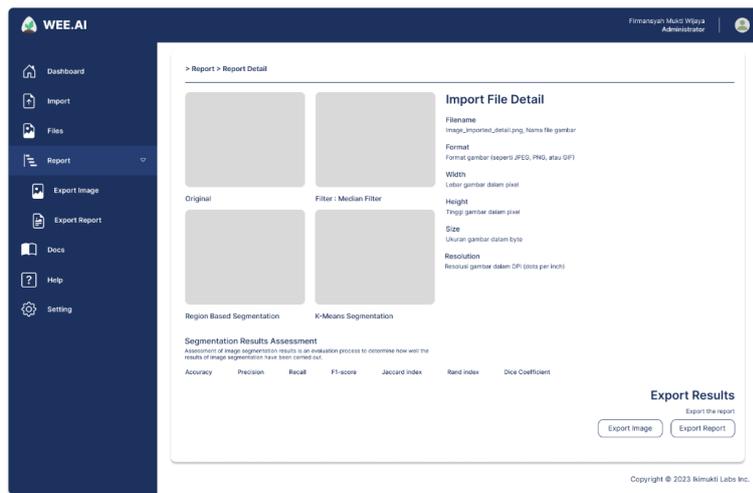
Gambar 3. 17Desain InterfaceManage User

g. Halaman *Export*

Sistem ini memiliki beberapa fitur yang sangat berguna bagi pengguna. Salah satunya adalah halaman Export yang telah disediakan, di mana pengguna dapat memanfaatkannya untuk mengexport laporan dan gambar hasil segmentasi citra per gambar. Dengan adanya opsi ini, pengguna dapat dengan mudah menyimpan dan berbagi hasil segmentasi dengan pihak lain.

Selain halaman Export, sistem ini juga dilengkapi dengan halaman Upload Image yang sangat praktis. Melalui halaman ini, pengguna diberikan kemampuan untuk mengunggah gambar yang nantinya akan menjalani proses segmentasi. Dengan adanya fitur ini, pengguna dapat dengan cepat memasukkan citra yang akan dianalisis dan diolah oleh sistem.

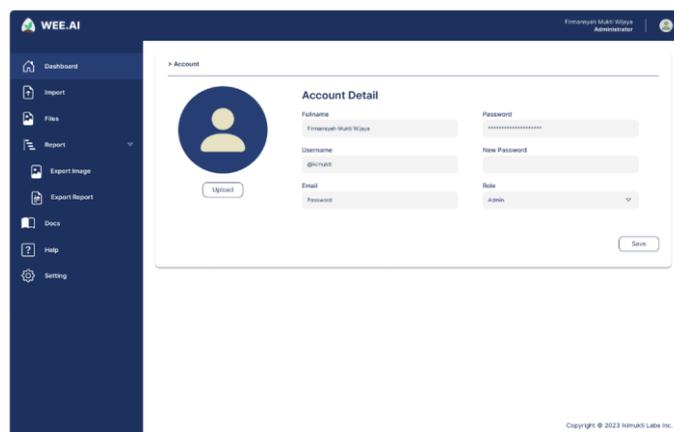
Untuk memvisualisasikan rancangan halaman Upload Image tersebut, Gambar 3.18 telah disediakan. Dalam gambar tersebut, pengguna dapat melihat tampilan antarmuka yang intuitif dan user-friendly yang memudahkan pengguna untuk mengunggah gambar dengan mudah dan lancar.



Gambar 3. 18Desain InterfaceExport

h. Halaman pengaturan akun

Halaman Edit Account menampilkan form untuk mengubah informasi akun pengguna, seperti nama, email, dan password. Berikut adalah rancangan halaman *upload image* yang ditunjukkan pada Gambar 3.19.



Gambar 3. 19Desain Interface Pengaturan Akun

BAB IV IMPLEMENTASI DAN HASIL

A. Implementasi Lembar Kerja

1. Analisis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data citra digital yang mengandung objek daun Bawang Merah. Metode segmentasi citra K-Means dan Otsu digunakan dalam proses pengolahan data tersebut. Pada tahap analisis data, dilakukan pemilihan citra yang sesuai dengan batasan masalah yang ditentukan. Selanjutnya, sistem aplikasi diterapkan dengan menggunakan metode K-Means dan Otsu dalam proses segmentasi citra menggunakan bahasa pemrograman Python. Langkah - langkah dalam menjalankan sistem aplikasi antara lain :

- a. Menginput data citra daun Bawang Merah.
- b. Melakukan proses K-Means dan Otsu.
- c. Selanjutnya yaitu perhitungan nilai MSE dan PSNR melalui perbandingan antara citra asli dan setelah proses segmentasi.
- d. Hasil dari perhitungan MSE dan PSNR.

2. Representasi Data

Untuk proses segmentasi citra seperti pada gambar 4.1, selanjutnya melakukan konversi citra digital kedalam matriks untuk mendapatkan nilai piksel dengan menggunakan bantuan python, dimana ukuran matriks yang digunakan adalah 3 x 3, adapun bentuk matriks seperti pada gambar 4.2 :



Gambar 4. 1 Citra Asli

Berikut adalah penerapan perhitungan psegmentasi citra menggunakan metode *K-Means* dan *Otsu* secara perhitungan dengan cara identifikasi nilai piksel awal seperti pada table 4.1.

| | | | | | | | | | | | | |
|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| 86 | 56 | 69 | 72 | 70 | 71 | 77 | 65 | 58 | 43 | 64 | 50 | 61 |
| 79 | 48 | 62 | 72 | 89 | 94 | 53 | 28 | 74 | 78 | 66 | 68 | 53 |
| 94 | 79 | 72 | 73 | 88 | 62 | 63 | 54 | 77 | 76 | 50 | 85 | 88 |
| 61 | 57 | 73 | 83 | 85 | 56 | 59 | 67 | 80 | 76 | 77 | 41 | 66 |
| 68 | 69 | 61 | 72 | 63 | 59 | 57 | 71 | 74 | 68 | 84 | 66 | 53 |
| 62 | 67 | 53 | 60 | 70 | 66 | 62 | 59 | 69 | 79 | 41 | 13 | 74 |
| 54 | 65 | 65 | 88 | 86 | 77 | 62 | 70 | 63 | 64 | 80 | 23 | 56 |
| 68 | 59 | 52 | 53 | 61 | 62 | 69 | 64 | 78 | 57 | 76 | 78 | 35 |
| 56 | 47 | 80 | 57 | 55 | 77 | 74 | 69 | 67 | 65 | 44 | 61 | 81 |
| 49 | 32 | 79 | 64 | 58 | 59 | 64 | 71 | 67 | 70 | 56 | 63 | 94 |
| 52 | 24 | 53 | 63 | 63 | 38 | 73 | 82 | 80 | 75 | 54 | 59 | 63 |
| 88 | 37 | 19 | 50 | 61 | 72 | 66 | 69 | 70 | 69 | 64 | 59 | 56 |
| 68 | 43 | 24 | 38 | 35 | 50 | 44 | 47 | 56 | 66 | 65 | 80 | 80 |
| 71 | 65 | 36 | 73 | 66 | 53 | 53 | 64 | 72 | 71 | 63 | 70 | 71 |
| 73 | 79 | 38 | 37 | 97 | 86 | 71 | 55 | 38 | 62 | 59 | 63 | 60 |
| 31 | 72 | 61 | 66 | 76 | 58 | 70 | 66 | 57 | 47 | 58 | 63 | 65 |
| 38 | 39 | 45 | 48 | 34 | 27 | 57 | 56 | 69 | 65 | 60 | 61 | 65 |
| 66 | 51 | 30 | 19 | 44 | 47 | 56 | 69 | 69 | 77 | 70 | 62 | 74 |
| 58 | 80 | 40 | 30 | 60 | 38 | 21 | 51 | 67 | 73 | 71 | 40 | 44 |
| 54 | 66 | 78 | 89 | 63 | 63 | 32 | 26 | 23 | 63 | 66 | 45 | 22 |

Gambar 4. 1 Nilai Matriks

Tabel 4. 1 Data Input

| | | | | |
|----|----|----|----|----|
| 69 | 64 | 78 | 57 | 76 |
| 74 | 69 | 67 | 65 | 44 |
| 64 | 71 | 67 | 70 | 56 |
| 73 | 82 | 80 | 75 | 54 |
| 66 | 69 | 70 | 69 | 64 |

a. Representasi K-Means

Tabel 4. 2 Data Representasi K-Means

| | | | | |
|----|----|----|----|----|
| 69 | 64 | 78 | 57 | 76 |
| 69 | 64 | 78 | 57 | 76 |
| 69 | 64 | 78 | 57 | 76 |
| 73 | 82 | 80 | 75 | 54 |
| 69 | 64 | 78 | 57 | 76 |

K-means representation adalah metode klusterisasi yang menggunakan algoritma K-means. Dalam metode ini, data diwakili oleh pusat kluster, dan pengelompokan dilakukan berdasarkan jarak data dengan pusat kluster. Pusat kluster diperbarui secara iteratif, dan data diberi label kluster berdasarkan pusat kluster terdekat. K-means representation memungkinkan identifikasi pola dan kesamaan dalam data, tetapi hasilnya dapat dipengaruhi oleh inisialisasi awal dan kepekaan terhadap skala data. Dalam konteks spesifik ini, MSE untuk K-means memiliki nilai 21.76, yang

menunjukkan rata-rata kuadrat selisih antara setiap data dengan pusat kluster terdekat dalam klusterisasi yang dilakukan.

b. Representasi Otsu

Tabel 4. 3Data Representasi Otsu

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| 0 | 0 | 1 | 0 | 1 |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

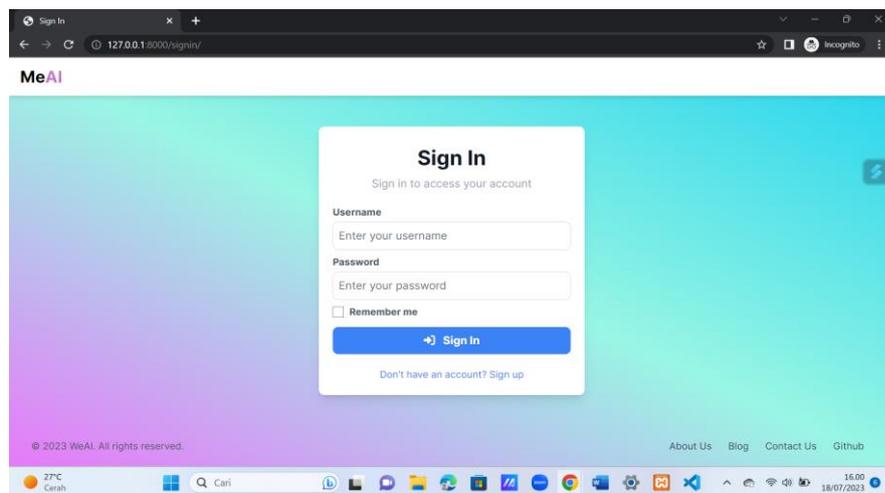
Otsu representation adalah metode segmentasi otomatis dalam analisis citra. Metode ini menggunakan teknik Otsu untuk menghitung ambang optimal secara adaptif berdasarkan histogram citra. Dengan Otsu representation, objek dapat dipisahkan dari latar belakang dengan efisien tanpa memerlukan ambang yang telah ditentukan sebelumnya. Metode ini banyak digunakan dalam aplikasi pengolahan citra untuk meningkatkan keakuratan dan efisiensi segmentasi citra. Dalam konteks spesifik ini, MSE untuk metode Otsu memiliki nilai 0.44, yang menunjukkan rata-rata kuadrat selisih antara setiap piksel yang tersegmentasi dengan batas optimal yang diinginkan.

Dalam tabel di atas, representasi K-means menunjukkan setiap elemen matriks piksel menggunakan pusat kluster yang sesuai dengan label kluster. Sementara itu, representasi Otsu mengubah piksel menjadi label biner (1 atau 0) berdasarkan apakah piksel tersebut lebih besar dari ambang batas Otsu atau tidak. Nilai MSE merupakan perbandingan antara matriks data asli dengan matriks representasi yang dihasilkan. Semakin kecil nilai MSE, semakin baik representasi tersebut dalam merekonstruksi data asli. Dalam contoh di atas, nilai MSE untuk K-means adalah 21.76, sementara nilai MSE untuk Otsu adalah 0.44.

B. Implementasi Program (Development)

1. Tampilan SignIn

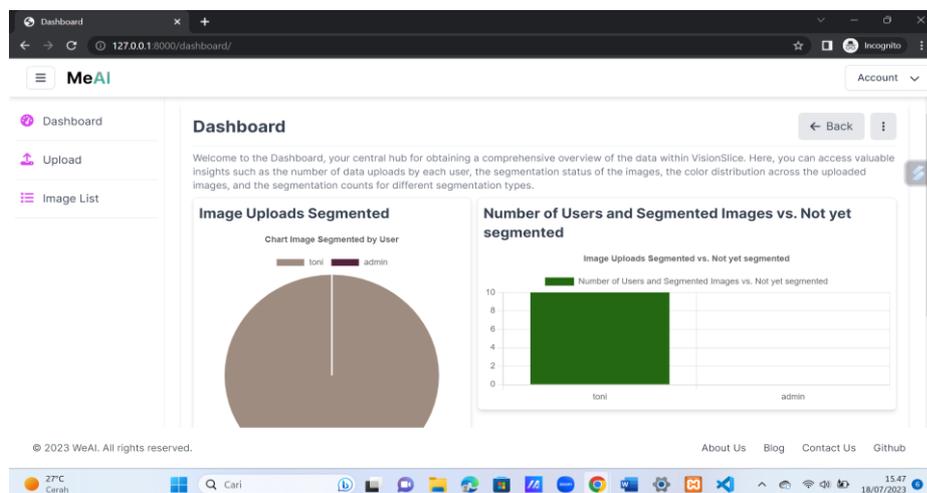
Tombol "Sign In" adalah tombol yang digunakan untuk masuk ke akun pengguna yang telah terdaftar. Ketika diklik, pengguna akan diarahkan ke halaman login, di mana mereka diminta memasukkan informasi login yang valid. Setelah terautentikasi, pengguna akan diarahkan ke halaman atau area yang relevan dengan akun mereka.



Gambar 4. 2Tampilan Sign In

2. Dashboard

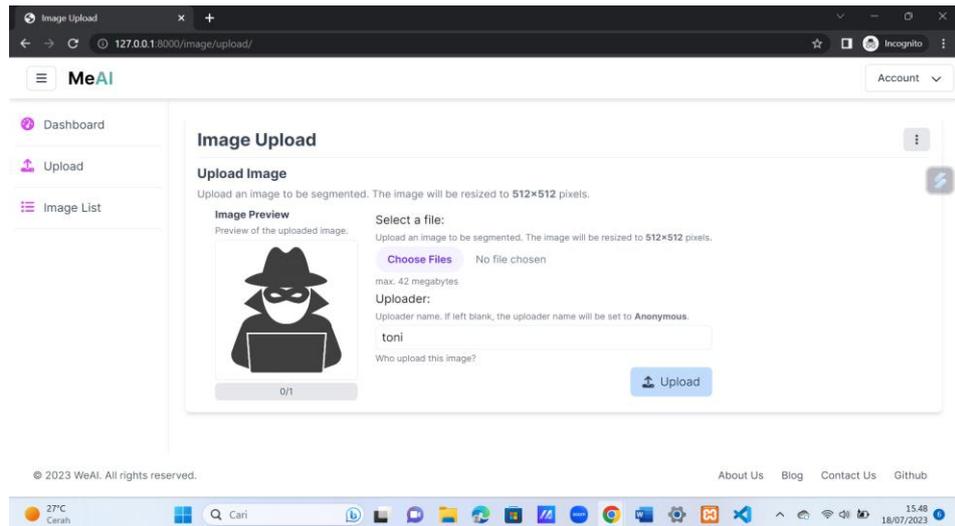
Gambar 4.4 merupakan tampilan antarmuka grafis (GUI) dari sistem aplikasi segmentasi citra daun bawang merah menggunakan metode K-Means dan Otsu.



Gambar 4. 3 Tampilan Sistem

3. Image Upload

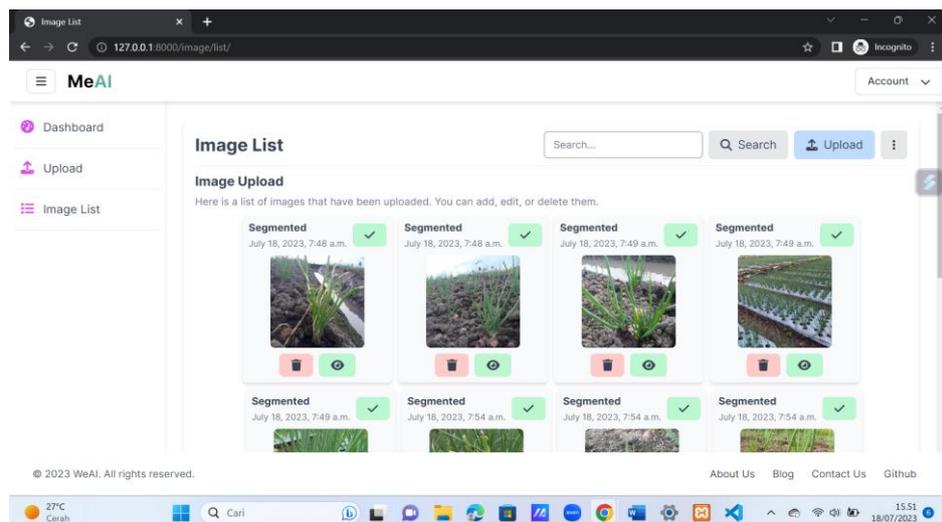
Button ini memiliki perintah untuk memproses data citra menggunakan *K-Means* dan *Otsu*, pada button ini akan menampilkan nilai MSE dan PSNR seperti gambar 4.5.



Gambar 4. 4 Input Gambar RGB

4. Image List

Adalah button yang berfungsi untuk menampilkan citra yang sudah berhasil di upload dalam program seperti pada gambar 4.6.



Gambar 4. 5 Image Uploud

C. Hasil Pengujian

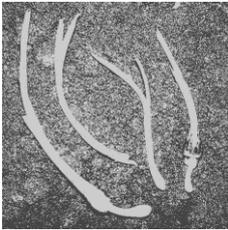
1. Pengujian skenario 1 melibatkan 5 data citra daun bawang merah dengan kondisi pengambilan data di latar belakang pasir hitam dengan cahaya terang. Pada gambar 4.6, data citra 1 adalah citra asli yang belum diolah menggunakan metode *K-means* dan *Otsu*.



Gambar 4. 6 Citra Asli Pasir Terang

Berikut ini adalah tabel rata-rata hasil dari sekenario 1.

Tabel 4. 4 Hasil Uji Coba 1

| Keterangan | Citra | Data | Nilai MSE dan PSNR | |
|-----------------------------------|---|------------------|--------------------|----------|
| | | | MSE | PSNR |
| Citra setelah di peroses K-means. |  | Citra 1 | 0.5032 | 51.1136 |
| | | Citra 2 | 0.5033 | 51.1125 |
| | | Citra 3 | 0.5057 | 51.0917 |
| | | Citra 4 | 0.5085 | 51.0678 |
| | | Citra 5 | 0.5119 | 51.0392 |
| | | Rata-rata | 0.50652 | 51.08496 |
| Citra sesudah di peroses Otsu. |  | Citra 1 | 0.2353 | 69.3999 |
| | | Citra 2 | 0.1179 | 69.6249 |
| | | Citra 3 | 0.2246 | 70.9032 |
| | | Citra 4 | 0.1114 | 67.0681 |
| | | Citra 5 | 0.2570 | 69.1685 |
| | | Rata-rata | 0.18924 | 69.23292 |

Pada hasil 1 tabel 4.4 segmentasi data latar belakang pasir hitam dengan cahaya terang menggunakan metode K-Means dan Otsu dapat dijelaskan bahwa metode Otsu mampu melakukan segmentasi dengan baik terdapat pada data citra 4 dengan nilai MSE 0.1114 dan PSNR sebesar 67.0681. Hasil akurasi tersebut memiliki nilai PSNR relative tinggi dikarenakan memiliki nilai PNSR lebih dari 40db. Sedangkan untuk nilai akurasi PSNR terendah terdapat pada metode K-Means data citra 5 yakni 51.0392 dengan nilai MSE tertinggi 0.5119.

Berdasarkan hasil skenario 1, analisis menunjukkan bahwa metode Otsu memiliki performa yang lebih unggul dalam melakukan segmentasi jika dibandingkan dengan metode K-Means. Dalam hal ini, evaluasi dilakukan berdasarkan dua parameter, yaitu nilai rata-rata MSE (Mean Squared Error) dan PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio). Dengan nilai rata-rata MSE sebesar 0.18924, metode Otsu menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dalam memprediksi nilai segmen dibandingkan dengan metode K-Means. Hal ini menandakan bahwa segmentasi yang dilakukan oleh metode Otsu lebih mendekati nilai aktual dan memiliki presisi yang lebih tinggi. Selain itu, metode Otsu juga menunjukkan keunggulan dalam nilai PSNR sebesar 69.23292 db. PSNR mengukur kualitas segmentasi dengan membandingkan sinyal asli dengan sinyal hasil prediksi. Dalam hal ini, metode Otsu menghasilkan segmentasi dengan kejernihan dan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode K-Means.

Dengan demikian, kesimpulan yang dapat diambil adalah metode Otsu memiliki performa yang lebih baik dalam melakukan segmentasi, dengan nilai rata-rata MSE yang lebih rendah dan nilai PSNR yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan metode K-Means.

2. Pengujian skenario 2 melibatkan 5 data citra daun bawang merah dengan kondisi pengambilan data di latar belakang pasir hitam dengan cahaya gelap. Pada gambar 4.7, data citra 1 adalah citra asli yang belum diolah menggunakan metode *K-means* dan *Otsu*.



Gambar 4. 7 Citra Asli Pasir Hitam

Berikut ini adalah tabel rata-rata hasil dari sekenario 2.

Tabel 4. 5 Hasil Uji Coba 2

| Keterangan | Citra | Data | Nilai MSE dan PSNR | |
|----------------------------------|--------|-------------------------------|--------------------|----------|
| | | | MSE | PSNR |
| Citra setelah di proses K-means. | | Citra 1 | 0.5308 | 50.8812 |
| | | Citra 2 | 0.5097 | 51.0577 |
| | | Citra 3 | 0.4961 | 51.1748 |
| | | Citra 4 | 0.4959 | 51.1772 |
| | | Citra 5 | 0.5017 | 51.1263 |
| | | Rata-rata | 0.50684 | 51.08344 |
| | | Citra sesudah di proses Otsu. | | Citra 1 |
| Citra 2 | 0.2402 | | | 69.2592 |
| Citra 3 | 0.2580 | | | 69.0375 |
| Citra 4 | 0.3037 | | | 67.9930 |
| Citra 5 | 0.2265 | | | 68.1294 |
| Rata-rata | 0.2592 | | | 67.95308 |

Pada hasil 2 tabel 4.5 segmentasi data latar belakang pasir hitam dengan cahaya terang menggunakan metode K-Means dan Otsu dapat dijelaskan bahwa metode Otsu mampu melakukan segmentasi dengan baik terdapat pada data citra 5 dengan nilai MSE 0.2265 dan PSNR sebesar 68.1294. Hasil akurasi tersebut memiliki nilai PSNR relative tinggi dikarenakan memiliki nilai PNSR lebih dari 40db. Sedangkan untuk nilai akurasi PSNR terendah terdapat pada metode K-Means data citra 1 yakni 50.8812 dengan nilai MSE tertinggi 0.5308.

Berdasarkan hasil skenario 2, analisis menunjukkan bahwa metode Otsu memiliki performa yang lebih unggul dalam melakukan segmentasi jika dibandingkan dengan metode K-Means. Dalam hal ini, evaluasi dilakukan berdasarkan dua parameter, yaitu nilai rata-rata MSE (Mean Squared Error) dan PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio). Dengan nilai rata-rata MSE sebesar 0.2592, metode Otsu menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dalam memprediksi nilai segmentasi dibandingkan dengan metode K-Means. Hal ini menandakan bahwa segmentasi yang dilakukan oleh metode Otsu lebih mendekati nilai aktual dan memiliki presisi yang lebih tinggi. Selain itu, metode Otsu juga menunjukkan keunggulan dalam nilai PSNR sebesar 67.95308 db. PSNR mengukur kualitas segmentasi dengan membandingkan sinyal asli dengan sinyal hasil prediksi. Dalam hal ini, metode Otsu menghasilkan segmentasi dengan kejernihan dan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode K-Means.

Dengan demikian, kesimpulan yang dapat diambil adalah metode Otsu memiliki performa yang lebih baik dalam melakukan segmentasi, dengan nilai rata-rata MSE yang lebih rendah dan nilai PSNR yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan metode K-Means.

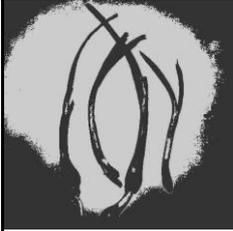
3. Pengujian skenario 3 melibatkan 5 data citra daun bawang merah dengan kondisi pengambilan data di latar belakang putih. Pada gambar 4.8, data citra 1 adalah citra asli yang belum diolah menggunakan metode *K-means* dan *Otsu*



Gambar 4. 8 Citra Asli Putih

Berikut ini adalah tabel rata-rata hasil dari sekenario 3.

Tabel 4. 6 Hasil Uji Coba 3

| Keterangan | Citra | Data | Nilai MSE dan PSNR | |
|-----------------------------------|---|------------------|--------------------|----------|
| | | | MSE | PSNR |
| Citra setelah di peroses K-means. |  | Citra 1 | 0.5159 | 51.0055 |
| | | Citra 2 | 0.5145 | 51.0172 |
| | | Citra 3 | 0.5156 | 51.0078 |
| | | Citra 4 | 0.4955 | 51.1807 |
| | | Citra 5 | 0.5057 | 51.0919 |
| | | Rata-rata | 0.50944 | 51.06260 |
| Citra sesudah di peroses Otsu. |  | Citra 1 | 0.1467 | 68.9931 |
| | | Citra 2 | 0.1160 | 64.4161 |
| | | Citra 3 | 0.2037 | 69.6469 |
| | | Citra 4 | 0.1628 | 70.5761 |
| | | Citra 5 | 0.1839 | 71.1318 |
| | | Rata-rata | 0.16262 | 68.9528 |

Pada hasil 3 tabel 4.6 segmentasi data latar belakang putih metode K-Means dan Otsu dapat dijelaskan bahwa metode Otsu mampu melakukan segmentasi dengan baik terdapat pada data citra 2 dengan nilai MSE 0.1160 dan PSNR sebesar 64.4161. Hasil akurasi tersebut memiliki nilai PSNR relative tinggi dikarenakan memiliki nilai PNSR lebih dari 40db. Sedangkan untuk nilai akurasi PSNR terendah terdapat pada metode K-Means data citra 1 yakni 51.0055 dengan nilai MSE tertinggi 0.5159.

Berdasarkan hasil skenario 3, analisis menunjukkan bahwa metode Otsu memiliki performa yang lebih unggul dalam melakukan segmentasi jika dibandingkan dengan metode K-Means. Dalam hal ini, evaluasi dilakukan berdasarkan dua parameter, yaitu nilai rata-rata MSE (Mean Squared Error) dan PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio). Dengan nilai rata-rata MSE sebesar 0.16262, metode Otsu menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dalam memprediksi nilai segmentasi dibandingkan dengan metode K-Means. Hal ini menandakan bahwa segmentasi yang dilakukan oleh metode Otsu lebih mendekati nilai aktual dan memiliki presisi yang lebih tinggi. Selain itu, metode Otsu juga menunjukkan keunggulan dalam nilai PSNR sebesar 68.9528 db. PSNR mengukur kualitas segmentasi dengan membandingkan sinyal asli dengan sinyal hasil prediksi. Dalam hal ini, metode Otsu menghasilkan segmentasi dengan kejernihan dan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode K-Means.

Dengan demikian, kesimpulan yang dapat diambil adalah metode Otsu memiliki performa yang lebih baik dalam melakukan segmentasi, dengan nilai rata-rata MSE yang lebih rendah dan nilai PSNR yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan metode K-Means.

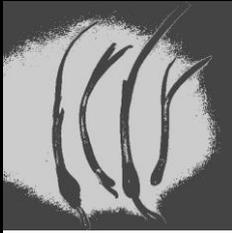
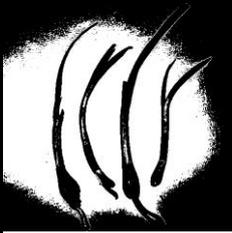
4. Pengujian skenario 4 melibatkan 5 data citra daun bawang merah dengan kondisi pengambilan data di latar belakang putih gelap. Pada gambar 4.9, data citra 1 adalah citra asli yang belum diolah menggunakan metode *K-means* dan *Otsu*



Gambar 4. 9Citra Asli Putih Gelap

Berikut ini adalah tabel rata-rata hasil dari sekenario 4.

Tabel 4. 7Hasil Uji Coba 4

| Keterangan | Citra | Data | Nilai MSE dan PSNR | |
|-----------------------------------|---|------------------|--------------------|----------|
| | | | MSE | PSNR |
| Citra setelah di peroses K-means. |  | Citra 1 | 0.4977 | 51.1611 |
| | | Citra 2 | 0.5036 | 51.1099 |
| | | Citra 3 | 0.4967 | 51.1701 |
| | | Citra 4 | 0.4969 | 51.1683 |
| | | Citra 5 | 0.5046 | 51.1017 |
| | | Rata-rata | 0.4999 | 51.14222 |
| Citra sesudah di peroses Otsu. |  | Citra 1 | 0.2635 | 66.6942 |
| | | Citra 2 | 0.3324 | 69.8566 |
| | | Citra 3 | 0.2564 | 67.1588 |
| | | Citra 4 | 0.2636 | 66.2087 |
| | | Citra 5 | 0.3918 | 64.7172 |
| | | Rata-rata | 0.30154 | 66.9271 |

Pada hasil 4 tabel 4.17 segmentasi data latar belakang putih gelap metode K-Means dan Otsu dapat dijelaskan bahwa metode Otsu mampu melakukan segmentasi dengan baik terdapat pada data citra 3 dengan nilai MSE 0.2564 dan PSNR sebesar 67.1588. Hasil akurasi tersebut memiliki nilai PSNR relative tinggi dikarenakan memiliki nilai PNSR lebih dari 40db. Sedangkan untuk nilai akurasi PSNR terendah terdapat pada metode K-Means data citra 5 yakni 51.1017 dengan nilai MSE tertinggi 0.5046.

Berdasarkan hasil skenario 4, analisis menunjukkan bahwa metode Otsu memiliki performa yang lebih unggul dalam melakukan segmentasi jika dibandingkan dengan metode K-Means. Dalam hal ini, evaluasi dilakukan berdasarkan dua parameter, yaitu nilai rata-rata MSE (Mean Squared Error) dan PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio). Dengan nilai rata-rata MSE sebesar 0.30154, metode Otsu menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dalam memprediksi nilai segmentasi dibandingkan dengan metode K-Means. Hal ini menandakan bahwa segmentasi yang dilakukan oleh metode Otsu lebih mendekati nilai aktual dan memiliki presisi yang lebih tinggi. Selain itu, metode Otsu juga menunjukkan keunggulan dalam nilai PSNR sebesar 66.9271 db. PSNR mengukur kualitas segmentasi dengan membandingkan sinyal asli dengan sinyal hasil prediksi. Dalam hal ini, metode Otsu menghasilkan segmentasi dengan kejernihan dan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode K-Means.

Dengan demikian, kesimpulan yang dapat diambil adalah metode Otsu memiliki performa yang lebih baik dalam melakukan segmentasi, dengan nilai rata-rata MSE yang lebih rendah dan nilai PSNR yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan metode K-Means

5. Pengujian skenario 5 melibatkan 10 data citra daun bawang merah dengan kondisi pengambilan data di latar belakang random. Pada gambar 4.10, data citra 1 adalah citra asli yang belum diolah menggunakan metode *K-means* dan *Otsu*



gambar 4. 10Citra Asli Random

Berikut ini adalah tabel rata-rata hasil dari sekenario 5.

Tabel 4. 8Hasil Uji Coba 5

| Keterangan | Citra | Data | Nilai MSE dan PSNR | |
|-----------------------------------|---|------------------|--------------------|----------|
| | | | MSE | PSNR |
| Citra setelah di peroses K-means. |  | Citra 1 | 0.5003 | 51.1388 |
| | | Citra 2 | 0.4925 | 51.2070 |
| | | Citra 3 | 0.5076 | 51.0760 |
| | | Citra 4 | 0.5077 | 51.0747 |
| | | Citra 5 | 0.5071 | 51.0795 |
| | | Citra 6 | 0.4948 | 51.1869 |
| | | Citra 7 | 0.5064 | 51.0860 |
| | | Citra 8 | 0.5036 | 51.1103 |
| | | Citra 9 | 0.4968 | 51.1692 |
| | | Citra 10 | 0.5001 | 51.1399 |
| | | Rata-rata | 0.50169 | 51.12683 |
| Citra sesudah di peroses Otsu. |  | Citra 1 | 0.2568 | 65.0406 |
| | | Citra 2 | 0.2731 | 66.3517 |
| | | Citra 3 | 0.0133 | 66.9067 |
| | | Citra 4 | 0.2092 | 69.7157 |

| | | | | |
|--|--|------------------|---------|----------|
| | | Citra 5 | 0.0074 | 69.4151 |
| | | Citra 6 | 0.0063 | 70.1512 |
| | | Citra 7 | 0.1421 | 71.6439 |
| | | Citra 8 | 0.1339 | 70.2366 |
| | | Citra 9 | 0.3105 | 66.7438 |
| | | Citra 10 | 0.2389 | 66.3923 |
| | | Rata-rata | 0.15915 | 68.25976 |

Pada hasil 5 tabel 4.8 segmentasi data latar belakang Random metode K-Means dan Otsu dapat dijelaskan bahwa metode Otsu mampu melakukan segmentasi dengan baik terdapat pada data citra 6 dengan nilai MSE 0.0063 dan PSNR sebesar 70.1512. Hasil akurasi tersebut memiliki nilai PSNR relative tinggi dikarenakan memiliki nilai PNSR lebih dari 40db. Sedangkan untuk nilai akurasi PSNR terendah terdapat pada metode K-Means data citra 4 yakni 51.0747 dengan nilai MSE tertinggi 0.5077.

Berdasarkan hasil skenario 5, analisis menunjukkan bahwa metode Otsu memiliki performa yang lebih unggul dalam melakukan segmentasi jika dibandingkan dengan metode K-Means. Dalam hal ini, evaluasi dilakukan berdasarkan dua parameter, yaitu nilai rata-rata MSE (Mean Squared Error) dan PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio). Dengan nilai rata-rata MSE sebesar 0.15915, metode Otsu menghasilkan tingkat kesalahan yang lebih rendah dalam memprediksi nilai segmentasi dibandingkan dengan metode K-Means. Hal ini menandakan bahwa segmentasi yang dilakukan oleh metode Otsu lebih mendekati nilai aktual dan memiliki presisi yang lebih tinggi. Selain itu, metode Otsu juga menunjukkan keunggulan dalam nilai PSNR sebesar 68.25976 db. PSNR mengukur kualitas segmentasi dengan membandingkan sinyal asli dengan sinyal hasil prediksi. Dalam hal ini, metode Otsu menghasilkan segmentasi dengan

kejernihan dan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode K-Means.

Dengan demikian, kesimpulan yang dapat diambil adalah metode Otsu memiliki performa yang lebih baik dalam melakukan segmentasi, dengan nilai rata-rata MSE yang lebih rendah dan nilai PSNR yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan metode K-Means

| Data | Nilai Rata-Rata Akurasi Metode K-Means | | Nilai Rata-Rata Akurasi Metode Otsu | |
|---------------------------|--|----------|-------------------------------------|----------|
| | MSE | PSNR | MSE | PSNR |
| Data BG Pasir Hitam | 0.50652 | 51.08496 | 0.18924 | 69.23292 |
| Data BG Pasir Hitam Gelap | 0.50684 | 51.08344 | 0.2592 | 67.95308 |
| Data BG Putih | 0.50944 | 51.06260 | 0.16262 | 68.9528 |
| Data BG Putih Gelap | 0.4999 | 51.14222 | 0.30154 | 66.9271 |
| Data BG Random | 0.50169 | 51.12683 | 0.15915 | 68.25976 |

Tabel 4. 9 Hasil Nilai Rata-Rata Secara Umum

Setelah melakukan uji coba hingga 5 skenario dengan data citra yang berbeda pada tabel 4.9, dapat disimpulkan bahwa secara umum, metode Otsu memberikan hasil segmentasi terbaik. Hasil segmentasi terbaik diperoleh pada data citra dengan latar belakang Pasir Hitam, dengan nilai PSNR sebesar 69.23292 db dan nilai MSE sebesar 0.18924. Sedangkan hasil rata-rata secara umum menunjukkan bahwa metode K-Means pada data citra dengan latar belakang Putih memberikan nilai terendah, dengan nilai PSNR sebesar 51.06260 db dan nilai MSE sebesar 0.50944.

Metode Otsu memberikan hasil segmentasi terbaik dalam uji coba yang dilakukan pada lima skenario dengan data citra yang berbeda. Hal ini dapat disimpulkan berdasarkan analisis histogram citra dan pemilihan nilai ambang yang optimal oleh metode Otsu. Metode ini mampu menyesuaikan diri dengan variasi kontras dan distribusi warna dalam citra, serta memiliki performa yang baik dalam menghasilkan segmentasi yang mendekati citra

asli dengan tingkat PSNR tinggi dan MSE rendah. Kemungkinan alasan lainnya adalah kesesuaian metode Otsu dengan karakteristik data citra, seperti latar belakang Putih Gelap, yang memungkinkan metode ini menghasilkan segmentasi yang lebih akurat. Namun, perlu diingat bahwa faktor lain seperti karakteristik citra dan jenis objek yang ingin di-segmentasi juga dapat memengaruhi efektivitas metode segmentasi.

D. Evaluasi Hasil

Setelah melakukan segmentasi citra, dapat disimpulkan bahwa perbedaan antara citra asli dan citra hasil steganografi hampir tidak terlihat oleh mata manusia. Meskipun secara kasat mata kedua citra tersebut tampak serupa, perhitungan MSE dan PSNR dapat digunakan untuk mengevaluasi perbandingan kualitas citra sebelum dan setelah disisipkan pesan. Dalam evaluasi tersebut, perbandingan antara gambar hasil rekonstruksi dengan gambar asli sangat penting. Untuk tujuan ini, ukuran umum yang digunakan adalah Peak Signal to Noise Ratio (PSNR). Semakin tinggi nilai PSNR, semakin erat kemiripan antara hasil rekonstruksi dan gambar asli.

Untuk menghitung nilai PSNR, langkah pertama adalah menentukan nilai MSE (Mean Square Error). MSE merupakan nilai error kuadrat rata-rata antara citra asli dan citra hasil manipulasi. Dalam konteks steganografi, MSE merupakan nilai error kuadrat rata-rata antara citra asli (cover-image) dan citra hasil penyisipan (stego-image). Setelah mendapatkan nilai MSE, hasil error tersebut dimasukkan ke dalam persamaan PSNR dengan menggunakan fungsi logaritma. Hasil PSNR dinyatakan dalam satuan desibel (dB), dan nilai terbaik adalah di atas 40 dB. Secara keseluruhan, meskipun mata manusia sulit membedakan citra asli dan citra hasil steganografi, perhitungan MSE dan PSNR membantu dalam mengevaluasi kualitas citra cover sebelum dan setelah disisipkan pesan. Nilai PSNR yang tinggi menunjukkan kemiripan yang lebih erat antara hasil rekonstruksi dan gambar asli, dan nilai terbaik PSNR berada di atas 40 dB.

BAB V

PENUTUP

A. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, kesimpulan yang didapat tentang implementasi metode K-Means dan Otsu untuk segmentasi citra daun bawang merah adalah sebagai berikut :

1. Metode K-Means dan Otsu dapat digunakan dalam segmentasi citra digital pada citra daun bawang merah.
2. Dalam penelitian segmentasi citra menggunakan metode K-Means dan Otsu, hasil menunjukkan bahwa metode Otsu lebih unggul daripada K-Means. Pada skenario 1 dengan background pasir hitam dan cahaya rendah, metode Otsu berhasil menghasilkan segmentasi dengan nilai MSE rata-rata 0.18924 dan PSNR rata-rata 69.23292 dB. Metode Otsu memberikan hasil yang mendekati citra asli dengan tingkat kesalahan yang rendah dan kualitas gambar yang baik. Namun, penting untuk diingat bahwa hasil ini khusus untuk skenario tersebut dan dapat bervariasi jika digunakan skenario lain.

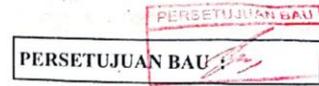
B. Saran

Dengan mempertimbangkan berbagai keterbatasan yang dialami penulis dalam penulisan dan rancang bangun sistem tersebut, diharapkan bahwa penelitian ini dapat dikembangkan lebih lanjut pada tahap pengembangan berikutnya. Terutama dalam konteks pengolahan citra pada objek daun bawang merah dan deteksi penyakit, sistem pendukung keputusan ini dapat diperluas dengan menambahkan fitur-fitur yang relevan sesuai dengan fungsi dan tujuan utama dari sistem tersebut. Selain itu, ada potensi untuk mengembangkan sistem ini dalam platform berbasis lain yang sesuai dengan kebutuhan dan perkembangan teknologi yang terkini. Dengan demikian, pengembangan lebih lanjut dari penelitian ini diharapkan dapat memperluas cakupan aplikasi dan meningkatkan efektivitas serta fleksibilitas dari sistem pendukung keputusan tersebut dalam deteksi penyakit pada daun bawang merah.

DAFTAR PUSTAKA

- Aldo, D. (2020). Sistem Pakar Diagnosis Hama Dan Penyakit Bawang Merah Menggunakan Metode Dempster Shafer. *Komputika: Jurnal Sistem Komputer*, 9(2), 85–93. <https://doi.org/10.34010/komputika.v9i2.2884>
- Andika, T. H., & Anisa, N. S. (n.d.). *Sistem Identifikasi Citra Daun Berbasis Segmentasi Dengan Menggunakan Metode K-Means Clustering*. 9–17.
- Eskicioglu, A.M., dan Fisher, P.S. 1995. Image Quality Measures and Their Performance. *IEEE Transactions on Communications*. Vol.43, No.12:2959-2965.
- Hakim, L., Kristanto, S. P., Shodiq, M. N., Yusuf, D., Setiawan, W. A., Informatika, T., Banyuwangi, N., Raya, J., & Km, J. (2020). Segmentasi Citra Penyakit Pada Batang Buah Naga Menggunakan Metode Ruang Warna $L^*a^*B^*$. *Seminar Nasional Terapan Riset Inovatif (SENTRINOV) Ke-6 ISAS Publishing Series: Engineering and Science*, 6(1), 728–736.
- Hamdani, M., Sarjana, P., Studi, P., & Elektro, T. (2017). *Pengamanan Pengiriman Citra Terkompresi menggunakan Metode Modulasi Direct Sequence Spread Spectrum (DS-SS)*. XIX(2), 48–59.
- Nugrahini, T. (2013). Respon Tanaman Bawang Merah (*Allium Ascolonicum L.*) Varietas Tuk Tuk Terhadap Pengaturan Jarak Tanam Dan Konsentrasi Pupuk Organik Cair Nasa. *Ziraa'Ah Majalah Ilmiah Pertanian*, 36(1), hal.60-65.
- Prasetyo, E. (2011). *Pengolahan Citra digital dan Aplikasinya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Penerbit ANDI.
- Tri Utami, A. (2017). Implementasi Metode Otsu Thresholding untuk Segmentasi Citra Daun. *Fakultas Komunikasi Dan Informatika Universitas Muhammadiyah Surakarta*.
- Tumpang, S., Melalui, S., Bokashi, P., & Kambing, K. (n.d.). *Takim Mulyanto adalah Staf Pengajar Fakultas Pertanian Unmer Ponorogo* 70. 70–86.

LAMPIRAN



**BERITA ACARA
KEMAJUAN PEMBIMBINGAN
PENULISAN KARYA TULIS ILMIAH**

1. NAMA MAHASISWA : Muhammad muhibbul watoni
 NPM : 19.1.05.02.0166
 Fak/Jur/Prodi : Teknik / teknik Informatika
 Alamat Rumah : Dsn. Mlaten, Ds. Gandu, Bagor, Nganjuk
 Alamat email : muhibbul watoni 6@gmail.com
 No. Telp. / HP : 081 335 707 705
2. DOSEN PEMBIMBING I : Danar Putra Pamungkas, M. Kom
 Alamat Rumah : Jl. Teuka Umar No. 77 Jombang
 Alamat email : danar@unpediri.ac.id
 No. Telp. / HP. : 0857 3004 7483
3. DOSEN PEMBIMBING II : Resty Wulaningrum, M. Kom
 Alamat Rumah : Psn. Sambirbyong Rt. 02 Rw. Ds. Bidbak
 Alamat email : resty0601@gmail.com
 No. Telp. / HP. : 0856 4018 6769
4. JUDUL KTI :
SEGMENTASI CITRA PENYAKIT DAUN BAWANG
MERAH MENGGUNAKAN K-MEANS DAN OTSU

Catatan :

1. Periode Bimbingan (Sesuai SK Rektor) : _____
 2. Jadwal Bimbingan : _____

| | Hari | Pukul | Tempat / Ruang |
|---------------|-------|---------------|----------------|
| Pembimbing I | senin | 09.00 - 13.00 | kampus 2 |
| | rabu | 09.00 - 13.00 | |
| Pembimbing II | senin | 13.00 - 15.00 | kampus 2 |
| | kamis | 13.00 - 15.00 | |

3. Kemajuan Bimbingan : _____

Pembimbing I

| NO. | TANGGAL | MATERI | MASALAH | TT. DOSEN |
|-----|-------------------------|---------|--------------------|-----------|
| 1 | Mei ²² 2023 | Program | lengkap: Metoda | |
| 2 | Mei ²⁹ 2023 | Program | Data + pengumpulan | |
| 3 | Juni ⁷ 2023 | Program | Metode | |
| 4 | Juni ¹² 2023 | Program | Uji Coba | |
| 5 | Juni ¹⁹ 2023 | Laporan | Analisa | |
| 6 | Juni ²¹ 2023 | Laporan | BAB II + BAB V | |
| 7 | Juli ³ 2023 | Laporan | BAB V | |
| | | | | |
| | | | | |
| | | | | |

Pembimbing II

| NO. | TANGGAL | MATERI | MASALAH | TT. DOSEN |
|-----|------------------------|---------|----------|-----------|
| 1 | Mei ²² 2023 | Program | uji Coba | R/ |
| 2 | Mei ²⁹ 2023 | Laporan | Analisa | R/ |
| 3 | 6-7-2023 | Laporan | Bab 9 | R/ |
| | | | ACC 6/19 | |
| | | | | |
| | | | | |
| | | | | |
| | | | | |
| | | | | |

Mengetahui,
Kaprodi

NIDN 0705018704

Kediri, 11 Juli 2023
Mahasiswa Ybs,

Muhammad Muhibul W
NPM 19103020166



UNIVERSITAS NUSANTARA PGRI KEDIRI
FAKULTAS TEKNIK
 Program Studi : Teknik Mesin, Teknik Elektronika, Teknik Industri,
 Teknik Informatika, Sistem Informasi
 Alamat : Kampus II, Mojojoto Gang 1 No.6 Telp (0354) 776706 Kediri

LEMBAR REVISI UJIAN SKRIPSI

Nama : Muhammad Muhibbul Watoni
 NPM : 19.1.03.02.0166
 Judul Skripsi : SEGMENTASI CITRA PENYAKIT DAUN BAWANG
 MERAH MENGGUNAKAN K-MEANS DAN OTSU

| No. | Komponen |
|-----|---|
| 1. | Relevansi Judul dengan Perkembangan Teknologi Informasi Saran Perbaikan : |
| 2. | Kesesuaian Teori yang digunakan Saran Perbaikan : |
| 3. | Metodologi Saran Perbaikan : |
| 4. | Sistematika Penulisan dan Bahasa Ilmiah Saran Perbaikan : <i>Simpulan diringkas, Abstrak di perbaiki</i> |
| 5. | Penguasaan Bahasa Pemrograman yang digunakan Saran Perbaikan : |
| 6. | Keamanan Program Saran Perbaikan : <i>Pe 28/7/23</i> |
| 7. | Penguasaan dalam Pengujian Program Saran Perbaikan : |
| 8. | Lain - Lain Saran Perbaikan : |

ACC Revisi
 Kediri, 10-7-23


Damar Putra Pamungkas, M.Kom

Kediri, 21 Juli 2023
 Ketua Penguji,


Damar Putra Pamungkas, M.Kom
 NIDN: 0708028704



UNIVERSITAS NUSANTARA PGRI KEDIRI
FAKULTAS TEKNIK
 Program Studi : Teknik Mesin, Teknik Elektronika, Teknik Industri,
 Teknik Informatika, Sistem Informasi
 Alamat : Kampus II, Mojoroto Gang 1 No.6 Telp (0354) 776706 Kediri

LEMBAR REVISI UJIAN SKRIPSI

Nama : Muhammad Muhibbul Watoni
 NPM : 19.1.03.02.0166
 Judul Skripsi : SEGMENTASI CITRA PENYAKIT DAUN BAWANG
 MERAH MENGGUNAKAN K-MEANS DAN OTSU

| No. | Komponen |
|-----|--|
| 1. | Relevansi Judul dengan Perkembangan Teknologi Informasi Saran Perbaikan : |
| 2. | Kesesuaian Teori yang digunakan Saran Perbaikan : → Masalah, solusi, dan kegunaan belum jelas → Cara hitung error |
| 3. | Metodologi Saran Perbaikan : → Cara hitung error dan PSNR tambahkan juga di BAB II |
| 4. | Sistematika Penulisan dan Bahasa Ilmiah Saran Perbaikan : |
| 5. | Penguasaan Bahasa Pemrograman yang digunakan Saran Perbaikan : |
| 6. | Keamanan Program Saran Perbaikan : |
| 7. | Penguasaan dalam Pengujian Program Saran Perbaikan : |
| 8. | Lain - Lain Saran Perbaikan : Cek naskah |

ACC Revisi
 Kediri, 26 Juli 2023

Umi Mahdiyah, S.Pd., M.Si

Kediri, 21 Juli 2023
 Penguji I,


Umi Mahdiyah, S.Pd., M.Si
 NIDN: 0729098903



UNIVERSITAS NUSANTARA PGRI KEDIRI
FAKULTAS TEKNIK
 Program Studi : Teknik Mesin, Teknik Elektronika, Teknik Industri,
 Teknik Informatika, Sistem Informasi
 Alamat : Kampus II, Mojoroto Gang 1 No.6 Telp (0354) 776706 Kediri

LEMBAR REVISI UJIAN SKRIPSI

Nama : Muhammad Muhibbul Watoni
 NPM : 19.1.03.02.0166
 Judul Skripsi : SEGMENTASI CITRA PENYAKIT DAUN BAWANG MERAH
 MENGGUNAKAN K-MEANS DAN OTSU

| No. | Komponen |
|-----|--|
| 1. | Relevansi Judul dengan Perkembangan Teknologi Informasi Saran Perbaikan : |
| 2. | Kesesuaian Teori yang digunakan Saran Perbaikan : |
| 3. | Metodologi Saran Perbaikan : |
| 4. | Sistematika Penulisan dan Bahasa Ilmiah Saran Perbaikan : <i>Abstraks bagian pustaka, liat buku lap.</i> |
| 5. | Penguasaan Bahasa Pemrograman yang digunakan Saran Perbaikan : |
| 6. | Kecamatan Program Saran Perbaikan : |
| 7. | Penguasaan dalam Pengujian Program Saran Perbaikan : |
| 8. | Lain - Lain Saran Perbaikan : |

ACC Revisi
 Kediri, *28 Juli 2023*

 Risa Helilinta, M.Kom

Kediri, 21 Juli 2023
 Penguji II,

Risa Helilinta, M.Kom
 NIDN: 0721058902

CURRICULUM VITAE

Name : Muhammad Muhibbul Watoni
Place, Date of birth : Nganjuk, 24 januari 2001
Gender : Male
Religion : Islam
Home Address : RT.02 RW.07, Mlaten, Gandu, Kec.
Bagor, Nganjuk 64461
Mobile Phone : +62 81335707705
E-mail : muhibbulwatoni6@gmail.com



Education

1. Bachelor : University of Nusantara PGRI Kediri, Faculty of Engineering, Informatics Engineering. (2019 – 2023).
2. High School : SMA Negeri 1 Rejoso, (2016 – 2019).

**SEGMENTASI CITRA PENYAKIT DAUN BAWANG MERAH
MENGUNAKAN *K-MEANS* DAN *OTSU***

SKRIPSI

Diajukan Untuk Memenuhi Sebagian Syarat Guna
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S.Kom.)
Pada Prodi Teknik Informatika



OLEH:

MUHAMMAD MUHIBBUL WATONI

NPM: 19.1.03.02.0166

FAKULTAS TEKNIK (FT)
UNIVERSITAS NUSANTARA PERSATUAN GURU REPUBLIK INDONESIA
UN PGRI KEDIRI

2023

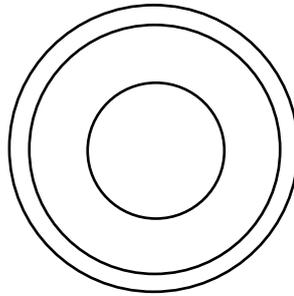
ABSTRAK

Muhammad Muhibbul Watoni SEGMENTASI CITRA PENYAKIT DAUN BAWANG MERAH MENGGUNAKAN K-MEANS DAN OTSU, Skripsi, TI, FT UN PGRI Kediri, 2023.

Kata kunci: Pengolahan Citra, Daun Tanaman Bawang merah, Segmentasi Berbasis *K-Means*, Segmentasi *Otsu*

Penelitian ini membahas segmentasi citra daun bawang merah menggunakan metode K-Means dan Otsu. Metode Otsu digunakan untuk mengubah citra menjadi bentuk biner dengan ambang optimal secara otomatis. Selanjutnya, K-Means digunakan untuk mengelompokkan piksel daun bawang merah setelah proses thresholding. Setelah proses segmentasi citra daun bawang merah menggunakan metode K-Means dan Otsu, langkah selanjutnya adalah menganalisis hasil kelompok piksel yang telah terbentuk. Dalam penelitian ini, dilakukan pengukuran berbagai fitur morfologi dari daun bawang merah yang berhasil tersegmentasi, seperti luas daun, perimeter, bentuk, dan kompaktitas. Informasi ini dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang karakteristik daun bawang merah secara morfologis. Hasil segmentasi citra menunjukkan bahwa kedua metode ini efektif dalam memisahkan daun bawang merah dari latar belakang dengan baik. Nilai PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) yang dihasilkan pada segmentasi citra menggunakan metode K-Means adalah 51.06260 dB, sedangkan menggunakan metode Otsu diperoleh nilai 69.23292 dB. Kedua metode tersebut menunjukkan akurasi yang baik dalam melakukan segmentasi. Diharapkan penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan teknik segmentasi citra daun bawang merah menggunakan metode K-Means dan Otsu. Metode-metode ini nantinya dapat digunakan dalam berbagai aplikasi pemrosesan citra, pengenalan pola, dan penelitian lanjutan terkait analisis daun bawang merah.

**SEGMENTASI CITRA PENYAKIT DAUN BAWANG
MERAH MENGGUNAKAN *K-MEANS* DAN *OTSU***



**SKRIPSI
MUHAMMAD MUHIBBUL WATONI
NPM: 19103020166**

**FT UN PGRI KEDIRI
2023**