

**PEMBANDINGAN METODE KEYPOINT MATCHING DAN
GRAY-LEVEL CO-OCCURANCE MATRIX PADA CITRA
DIGITAL DALAM PENGENALAN SAYURAN SEGAR**

SKRIPSI

DISUSUN OLEH

AULIYA AZIZ

2009020022



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

MEDAN

2024

**PEMBANDINGAN METODE KEYPOINT MATCHING DAN
GRAY-LEVEL CO-OCCURANCE MATRIX PADA CITRA
DIGITAL DALAM PENGENALAN SAYURAN SEGAR**

SKRIPSI

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

AULIYA AZIZ

NPM.2009020022

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

MEDAN

2024

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : PEMBANDINGAN METODE KEYPOINT
MATCHING DAN GRAY-LEVEL CO-OCCURANCE
MATRIX PADA CITRA DIGITAL DALAM
PENGENALAN SAYURAN SEGAR
Nama Mahasiswa : AULIYA AZIZ
NPM : 2009020022
Program Studi : TEKNOLOGI INFORMASI

Menyetujui

Komisi Pembimbing



(Fatma Sari Hutagalung, M.Kom)

NIDN. 0117088902

Ketua Program Studi



(Fatma Sari Hutagalung, M.Kom)

NIDN. 0117088902

Dekan



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

NIDN. 0127099201

PERNYATAAN ORISINALITAS

PEMBANDINGAN METODE KEYPOINT MATCHING DAN GRAY- LEVEL CO-OCCURANCE MATRIX PADA CITRA DIGITAL DALAM PENGENALAN SAYURAN SEGAR

SKRIPSI

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

Medan, 30 Agustus 2024

Yang membuat pernyataan



Auliya Aziz

NPM. 2009020022

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

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

Nama : Auliya Aziz
NPM : 2009020022
Program Studi : Teknologi Informasi
Karya Ilmiah : Skripsi

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

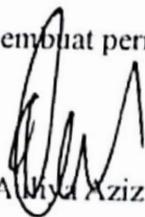
**PEMBANDINGAN METODE KEYPOINT MATCHING DAN GRAY-
LEVEL CO-OCCURANCE MATRIX PADA CITRA DIGITAL DALAM
PENGENALAN SAYURAN SEGAR**

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

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya.

Medan, 30 Agustus 2024

Yang membuat pernyataan



Auliya Aziz

NPM. 2009020022

RIWAYAT HIDUP

DATA PRIBADI

Nama Lengkap : Auliya Aziz
Tempat dan Tanggal Lahir : Medan, 21 November 2001
Alamat Rumah : Jln. Tangguk Damai 18 Blok.1 Griya
Martubung
Telepon/Faks/HP : 083802318513
E-mail : azizauliya2@gmail.com
Instansi Tempat Kerja : -
Alamat Kantor : -

DATA PENDIDIKAN

SD : SDN 068474 TAMAT: 2014
SMP : SMPs Al-Washliyah 30 Medan TAMAT: 2017
SMA : SMKs IMELDA MEDAN TAMAT: 2020

KATA PENGANTAR



Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT, karena berkat rahmat dan karunia-Nya, penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan judul "Pembandingan Metode Keypoint Matching dan Gray Level Co-Occurance Matrix pada Citra Digital Dalam Pengenalan Sayuran Segar".

Penulis tentunya berterima kasih kepada berbagai pihak dalam dukungan serta doa dalam penyelesaian skripsi. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Agussani, M.AP., Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (UMSU)
2. Bapak Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom. Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU.
3. Ibu Fatma Sari Hutagalung, M.Kom Ketua Program Studi Teknologi Informasi
4. Bapak Mhd. Basri, S.Si, M.Kom Sekretaris Program Studi Teknologi Informasi
5. Ibu Fatma Sari Hutagalung, M.Kom Pembimbing Skripsi
6. Kedua orang tua yang selalu mendoakan dan mensupport saya
7. Teman teman TI A1 Pagi Angkatan 2020 yang selalu mensupport saya.

Semua pihak yang terlibat langsung ataupun tidak langsung yang tidak dapat penulis ucapkan satu-persatu yang telah membantu penyelesaian skripsi ini.

PEMBANDINGAN METODE KEYPOINT MATCHING DAN GRAY-LEVEL CO-OCCURANCE MATRIX PADA CITRA DIGITAL DALAM PENGENALAN SAYURAN SEGAR

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan dua metode dalam pengenalan citra digital sayuran segar, yaitu Keypoint Matching dan Gray-Level Co-Occurrence Matrix. Metode Keypoint Matching digunakan untuk mendeteksi dan mencocokkan fitur-fitur penting dalam citra, sedangkan Gray-Level Co-Occurrence Matrix digunakan untuk menganalisis tekstur citra berdasarkan frekuensi kemunculan pasangan piksel dengan intensitas tertentu. Penelitian ini dilakukan dengan mengumpulkan citra digital dari sayuran seperti bayam, tomat, kangkung, dan sawi yang diambil dari Pasar Medan Tembung. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kedua metode memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing dalam hal akurasi dan kecepatan pengenalan citra. Diharapkan penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi pengolahan citra digital, khususnya dalam bidang pertanian dan pangan.

Kata Kunci: Citra Digital, Gray-Level Co-Occurrence Matrix, Keypoint Matching, Pengenalan Citra, Sayuran Segar.

**COMPARISON OF KEYPOINT MATCHING AND GRAY LEVEL CO-
OCCURRENCE MATRIX METHODS IN DIGITAL IMAGE RECOGNITION
OF FRESH AND RIPE VEGETABLES**

ABSTRACT

This research aims to compare two methods in the recognition of digital images of fresh vegetables, namely Keypoint Matching and Gray-Level Co-Occurrence Matrix. The Keypoint Matching method is used to detect and match important features in the images, while the Gray-Level Co-Occurrence Matrix is used to analyze the texture of the images based on the frequency of occurrence of pixel pairs with certain intensities. This study was conducted by collecting digital images of vegetables such as spinach, tomatoes, water spinach, and mustard greens taken from Medan Tembung Market. The results show that both methods have their respective advantages and disadvantages in terms of accuracy and speed of image recognition. It is hoped that this research can contribute to the development of digital image processing technology, especially in the fields of agriculture and food.

Keywords: Digital Image, Fresh Vegetables, Gray-Level Co-Occurrence Matrix, Keypoint Matching, Image Recognition.

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	ii
PERNYATAAN ORISINALITAS	iii
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI	iv
RIWAYAT HIDUP	v
KATA PENGANTAR	vi
ABSTRAK	vii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 LATAR BELAKANG	1
1.2 RUMUSAN MASALAH	3
1.3 BATASAN MASALAH.....	3
1.4 TUJUAN MASALAH.....	4
1.5 MANFAAT PENELITIAN	4
BAB II LANDASAN TEORI	5
2.1 CITRA DIGITAL	5
2.2 KEYPOINT MATCHING.....	5
2.3 GRAY LEVEL CO-OCCURANCE MATRIX.....	6
2.4 MATLAB	7
2.5 PENELITIAN TERDAHULU	8
BAB III METODE PENELITIAN	15
3.1 METODE PENGUMPULAN DATA	15
3.2 KERANGKA PENELITIAN	15
3.2.1 SURVEI DAN PEMILIHAN SAMPEL	15
3.2.2 PENGUMPULAN CITRA DIGITAL	16
3.2.3 IMPLEMENTASI KEYPOINT MATCHING	16
3.2.4 IMPLEMENTASI GRAY LEVEL CO-OCCURANCE MATRIX	16
3.2.5 VALIDASI DAN INTERPRETASI HASIL.....	16
3.3 FLOWCHART METODE	16

3.3.1 FLOWCHART METODE KEYPPOINT MATCHING.....	17
3.3.2 FLOWCHART GRAY LEVEL CO-OCCURANCE MATRIX	18
3.4 WAKTU DAN LOKASI PENELITIAN	19
3.4.1 LOKASI PENELITIAN.....	19
3.4.2 WAKTU PENELITIAN.....	20
3.5 ALAT DAN BAHAN.....	20
3.5.1 ALAT PENELITIAN	20
(a) SPESIFIKASI KEBUTUHAN HARDWARE	20
(b) SPESIFIKASI KEBUTUHAN SOFTWARE	21
3.5.2 BAHAN PENELITIAN	21
(a) JENIS DATA PENELITIAN.....	21
3.6 LANGKAH KERJA PENELITIAN	21
3.6.1 PERSIAPAN AWAL	21
3.6.2 PERSIAPAN DATA.....	22
3.6.3 IMPLEMENTASI METODE KEYPPOINT MATCHING	22
3.6.4 IMPLEMENTASI GRAY LEVEL CO-OCCURANCE MATRIX.....	22
3.6.5 ANALISIS DAN EVALUASI.....	23
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	24
4.1 PENGANTAR.....	24
4.2 HASIL PENGOLAHAN DATA.....	24
4.3 METODE GLCM.....	27
4.4 STUDI KASUS METODE GLCM.....	28
4.5 KEYPPOINT MATCHING	37
4.6 STUDI KASUS METODE SIFT	38
4.7 DESAIN ANTARMUKA	45
4.8 PEMBAHASAN	47
4.8.1 PENGUJIAN APLIKASI.....	47
4.8.2 HASIL PENGUJIAN	53
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	58
5.1 KESIMPULAN.....	58
5.2 SARAN	58

DAFTAR PUSTAKA 60

DAFTAR TABEL

		HALAMAN
TABEL 2.1	PENELITIAN TERDAHULU	9
TABEL 3.1	RENCANA PENELITIAN	20
TABEL 4.1	DATA ACUAN GLCM	25
TABEL 4.2	DATA ACUA SIFT	27
TABEL 4.3	DATA LATIH	29
TABEL 4.4	NILAI EKSTRAKSI FITUR GLCM	31
TABEL 4.5	EUCLIDEAN DISTANCE	35
TABEL 4.6	DATA LATIH SIFT	39
TABEL 4.7	NILAI FITUR SIFT	41
TABEL 4.8	HASIL PENGUJIAN	53

DAFTAR GAMBAR

		HALAMAN
GAMBAR 2.1	PROSES PENGUKURAN GLCM	7
GAMBAR 3.1	KERANGKA PENELITIAN	12
GAMBAR 3.2	FLOWCHART KEYPOINT MATCHING	14
GAMBAR 3.3	FLOWCHART GLCM	18
GAMBAR 4.1	CITRA UJI	33
GAMBAR 4.2	DESAIN APLIKASI GLCM	46
GAMBAR 4.3	DESAIN APLIKASI SIFT	47
GAMBAR 4.4	TAMPILAN APLIKASI GLCM	48
GAMBAR 4.5	TAMPILAN PRO PEMILIHAN CITRA GLCM	48
GAMBAR 4.6	TAMPILAN CITRA UJI GLCM	49
GAMBAR 4.7	TAMPILAN HASIL PROSES GLCM	49
GAMBAR 4.8	TAMPILAN APLIKASI SIFT	50
GAMBAR 4.9	TAMPILAN PROSES PEMILIHAN CITRA SIFT	51
GAMBAR 4.10	TAMPILAN CITRA UJI SIFT	51
GAMBAR 4.11	TAMPILAN HASIL PROSES SIFT	52
GAMBAR 4.12	TAMPILAN HASIL RESET SIFT	53

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 LATAR BELAKANG

Sayuran merupakan bagian penting dari pola makan sehari-hari dan memiliki peran vital dalam menjaga kesehatan tubuh manusia. Namun, pengenalan sayuran segar dan matang secara visual masih menjadi tantangan dalam industri pertanian dan pangan. Identifikasi yang akurat dan cepat terhadap tingkat kematangan sayuran dapat membantu dalam manajemen produksi, distribusi, dan kualitas produk.

Metode konvensional dalam pengenalan sayuran sering kali melibatkan proses manual yang memakan waktu dan rentan terhadap kesalahan manusia. Penggunaan citra digital dan teknologi pengolahan gambar telah menjadi solusi yang menjanjikan untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam pengenalan sayuran.

Metode Keypoint Matching adalah teknik dalam visi komputer yang digunakan untuk mendeteksi dan mencocokkan fitur-fitur penting (keypoints) pada citra. Keypoint merupakan titik-titik spesifik pada citra yang memiliki karakteristik unik, seperti sudut, tepi, atau tekstur, yang dapat digunakan untuk membandingkan dan mencocokkan citra yang berbeda.

Sementara itu, Gray-Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) adalah metode yang digunakan untuk menganalisis tekstur pada citra. GLCM menghitung frekuensi kemunculan pasangan pixel dengan nilai intensitas tertentu dalam jarak dan arah tertentu (Srg et al., 2023). Metode ini memberikan informasi

tentang tekstur citra berdasarkan hubungan spasial antara pixel-pixel, yang kemudian dapat digunakan untuk ekstraksi fitur tekstur.

Langkah-langkah kerja untuk metode keypoint matching melibatkan Deteksi Keypoints, Ekstraksi Deskriptor, dilanjutkan dengan pencocokan titik kunci antara citra referensi dan citra uji, verifikasi, dan penentuan tingkat kematangan sayuran berdasarkan informasi dari citra referensi.

Sementara itu, dalam metode Gray-Level Co-Occurrence Matrix (GLCM), langkah-langkahnya mencakup membentuk matriks yang merepresentasikan frekuensi kemunculan pasangan pixel dengan nilai intensitas tertentu. Serta menghitung statistik tekstur, seperti energi, entropi, kontras, dan homogenitas dari GLCM.

Dengan demikian, kedua metode ini dapat digunakan secara efektif dalam pengenalan sayuran segar dan matang berdasarkan citra digital, masing-masing dengan pendekatan yang khas namun saling melengkapi untuk memberikan hasil yang akurat dan dapat diandalkan.

Dalam penelitian ini, yang dibandingkan adalah efektivitas dan keunggulan relatif antara metode keypoint matching dan Gray-Level Co-Occurrence Matrix pada citra digital dalam konteks pengenalan sayuran segar dan matang. Perbandingan dilakukan berdasarkan kriteria seperti akurasi pengenalan, kecepatan pemrosesan, tingkat kesalahan, serta faktor-faktor lain yang memengaruhi kinerja dan aplikabilitas kedua metode tersebut.

Dengan membandingkan efektivitas metode Keypoint Matching dan GLCM dalam pengenalan sayuran segar. Dengan melakukan perbandingan ini, diharapkan dapat diketahui metode mana yang lebih unggul dalam mengenali

dan mengklasifikasikan sayuran segar dengan akurasi yang lebih tinggi, sehingga dapat diterapkan dalam sistem pengolahan dan distribusi pangan yang otomatis dan efisien.

1.2 RUMUSAN MASALAH

Berdasarkan latar belakang diatas, rumusan masalah penelitian adalah bagaimana perbandingan kinerja antara metode keypoint matching dan Gray-Level Co-Occurrence Matrix pada citra digital dalam pengenalan sayuran segar dan matang?

1.3 BATASAN MASALAH

Dalam penelitian ini, terdapat beberapa batasan yang perlu diperhatikan agar fokus penelitian tetap terjaga dan hasil yang didapatkan dapat diinterpretasikan dengan tepat. Berikut adalah batasan-batasan masalah yang diterapkan dalam penelitian ini:

1. Metode yang digunakan adalah Keypoint Matching dan Gray-Level Co-Occurrence Matrix dalam citra digital
2. Penelitian ini hanya memfokuskan pada perbandingan hasil dari sayuran segar
3. Penelitian ini menggunakan aplikasi Matlab.
4. Sayuran yang digunakan dalam penelitian ini adalah sayur bayam, tomat, kangkong dan sawi.
5. Sayuran yang didapatkan hanya mencakup Pasar di daerah Kecamatan Medan Tembung.

1.4 TUJUAN PENELITIAN

Berdasarkan rumusan masalah dan batasan masalah yang telah disajikan, tujuan penelitian ini adalah untuk membandingkan efektivitas metode keypoint matching dengan Gray-Level Co-Occurrence Matrix pada citra digital dalam pengenalan sayuran segar dan matang.

1.5 MANFAAT PENELITIAN

Penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam meningkatkan pemahaman tentang penggunaan teknik analisis citra digital dalam konteks pengenalan sayuran segar dan matang. Dengan membandingkan metode keypoint matching dan Gray-Level Co-Occurrence Matrix, penelitian ini akan membuka wawasan baru tentang kelebihan dan kelemahan masing-masing pendekatan dalam pengenalan objek. Hal ini dapat membantu dalam pemilihan metode yang paling sesuai dengan kondisi spesifik dalam industri pertanian dan pangan, serta memungkinkan pengoptimalan proses pengenalan dengan lebih baik. Dengan demikian, penelitian ini akan memberikan kontribusi dalam pengembangan pengetahuan dan teknik analisis citra digital yang relevan dengan aplikasi praktis dalam industri pertanian, memungkinkan penggunaan sumber daya secara lebih efisien dan peningkatan kualitas produk yang dihasilkan. Serta membantu masyarakat dalam memilih sayur yang segar.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Citra Digital

Citra digital merupakan representatif dari citra yang diambil oleh mesin dengan bentuk pendekatan berdasarkan sampling dan kuantisasi. Sampling menyatakan besarnya kotak-kotak yang disusun dalam baris dan kolom. Dengan kata lain, sampling pada citra menyatakan besar kecilnya ukuran pixel (titik) pada citra, dan kuantisasi menyatakan besarnya nilai tingkat kecerahan yang dinyatakan dalam nilai tingkat keabuan (grayscale) sesuai dengan jumlah bit biner yang digunakan oleh mesin, dengan kata lain kuantisasi pada citra menyatakan jumlah warna yang ada pada citra (Achmad Basuki, 2005).

Secara umum citra digital merupakan representasi visual dari objek yang disimpan dalam format digital, yang terdiri dari kumpulan piksel atau titik-titik yang membentuk gambar. Citra digital dapat dihasilkan melalui berbagai cara, termasuk menggunakan kamera digital, pemindaian objek fisik, atau pembuatan grafis computer.

2.2 Keypoint Matching

Penentuan titik utama (keypoint) merupakan salah satu proses penting dimana keypoint adalah titik-titik dari sebuah citra yang nilainya tidak akan berubah atau terpengaruh terhadap terjadinya perubahan skala, rotasi, blurring, pencahayaan, dan juga perubahan bentuk (Harahap, 2017).

Secara umum Keypoint matching, atau pencocokan titik kunci, adalah proses di mana sistem komputer mencocokkan titik-titik penting atau fitur-fitur yang signifikan di antara dua atau lebih citra digital. Fitur-fitur ini sering kali

merupakan titik-titik yang menonjol, seperti sudut, tepi, atau pusat objek, yang memuat informasi penting tentang struktur dan konten citra.

Untuk setiap keypoint dalam satu citra, sistem mencari keypoint yang sesuai di citra lainnya. Proses ini sering kali melibatkan perhitungan jarak antara deskripsi keypoint. Misalnya, jika kita menggunakan pendekatan K-nearest neighbors (KNN), kita bisa menggunakan rumus jarak Euclidean atau Manhattan antara deskripsi keypoint.

Sebagai contoh, jika d_1 adalah deskripsi keypoint dari citra pertama dan d_2 adalah deskripsi keypoint dari citra kedua, maka jarak antara kedua deskripsi tersebut dapat dihitung sebagai:

$$\text{Jarak} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (d_1 - d_2)^2}$$

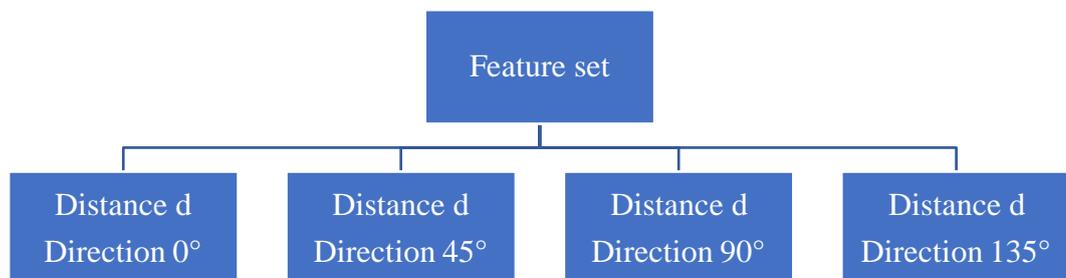
Dimana n adalah panjang vektor deskripsi (jumlah fitur), dan d_1 dan d_2 , adalah adalah fitur ke- i dari deskripsi masing-masing.

2.3 Gray Level Co-Occurrence Matrix

Metode GLCM termasuk dalam metode statistik dimana dalam perhitungan statistiknya menggunakan distribusi derajat keabuan (histogram) dengan mengukur tingkat kontras, granularitas, dan kekasaran suatu daerah dari hubungan ketetanggaan antar piksel di dalam citra. Metode statistik terdiri dari ekstraksi fitur orde pertama dan ekstraksi fitur orde kedua. Ekstraksi fitur orde pertama dilakukan melalui histogram citra sedangkan ekstraksi fitur statistik orde kedua dilakukan dengan matriks kookurensi, yaitu suatu matriks antara yang merepresentasikan hubungan ketetanggaan antar piksel dalam citra pada berbagai arah orientasi dan jarak spasial (Novamizanti, 2015).

Metode ini merupakan metode yang paling banyak digunakan untuk analisis tekstur. Metode ini diperkenalkan oleh Haralick tahun 1973. Matrix GLCM dihitung dari nilai pixel yang berpapasan dan memiliki nilai intensitas tertentu. GLCM digunakan untuk mengetahui parameter kelayakan asphalt drum. Pada tahap pre-processing citra RGB diubah ke bentuk citra grayscale, kemudian akan dilakukan deteksi tepi yang telah ditentukan.

Proses pengukuran GLCM dapat dilihat pada Gambar 2.1 berikut :



Gambar 2.1 Proses Pengukuran GLCM

Salah satu teknik untuk memperoleh ciri statistik orde dua adalah dengan menghitung probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi sudut tertentu. Pendekatan ini bekerja dengan membentuk sebuah matriks kookurensi dari data citra asli, dilanjutkan dengan menentukan fitur sebagai fungsi dari matriks antara tersebut.

Kookurensi berarti kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian satu level nilai piksel bertetangga dengan satu level nilai piksel lain dalam jarak (d) dan orientasi sudut (θ) tertentu. Jarak dinyatakan dalam piksel dan orientasi dinyatakan dalam derajat. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut dengan interval sudut 45° , yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° . Sedangkan jarak antar piksel biasanya ditetapkan sebesar 1 piksel (Yunus, 2020).

2.4 Matlab

Matlab merupakan kependekan dari MATrix LABoratory dikarenakan setiap data pada MATLAB menggunakan dasar matriks. MATLAB adalah bahasa pemrograman tinggi, tertutup, dan case sensitive dalam lingkungan komputasi numerik yang dikembangkan oleh MathWorks(Advernesia, 2020). Salah satu kelebihanannya yang paling populer adalah kemampuan membuat grafik dengan visualisasi terbaik. MATLAB mempunyai banyak tools yang dapat membantu berbagai disiplin ilmu. Ini merupakan salah satu penyebab industri menggunakan MATLAB. Selain itu MATLAB mempunyai banyak library yang sangat membantu untuk menyelesaikan permasalahan matematika seperti membuat simulasi fungsi, pemodelan matematika dan perancangan GUI.

2.5 Penelitian Terdahulu

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

No	Peneliti dan Judul Penelitian	Metode	Hasil Penelitian
1	Pengenalan Pola Objek Sayuran Pada Citra Digital Dengan Metode Hopfield Neural Network (Nurmansyah, 2018)	Hopfield Neural Network	Hasil penelitian menunjukkan bahwa jumlah data yang bisa dilatihkan dalam satu sesi adalah maksimal 7. Jika lebih dari itu, jaringan Hopfield tidak dapat mengenali pola yang telah dilatihkan. Jaringan Hopfield mampu mengenali data uji dengan akurasi sekitar 71,59%, yang membuktikan bahwa jaringan ini kurang efektif dalam mememorisasi pola sayuran yang dilatihkan.
2	Deteksi Kemiripan Citra Digital Menggunakan Metode Feature Detection Dan Feature Matching Untuk Mendukung Analisa Image Forensic	Feature Detection Dan Feature Matching	Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan algoritma SIFT dan FLANN dengan OpenCV dapat mendeteksi persentase kemiripan antara image asli dan image rekayasa. Meskipun kedua image tampak

	(Munawarah, S. K., Prayudi, Y., & Ramadhani, 2023)		mirip secara visual, algoritma SIFT dan FLANN memungkinkan analisis kemiripan yang lebih mendalam..
3	Pengukuran Properti Fisik Daun Menggunakan Sistem Visi Komputer untuk Pemantauan Pertumbuhan Tanaman: Laporan Akhir Penelitian Kompetitif Penelitian Terapan (Siswantoro, J., & Savitri, 2019)	Sistem Visi Komputer	Penelitian ini mengembangkan metode cepat, akurat, dan murah untuk mengukur luas dan properti fisik daun lainnya, serta mengklasifikasikan pertumbuhan tanaman menggunakan SVK. Hasil eksperimen menunjukkan metode ini memiliki akurasi tinggi, dengan rata-rata kesalahan mutlak maksimum 2,27% pada pengukuran 30 sampel daun.
4	Estimasi Bobot Telur Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Berdasarkan Properti Geometri Dari Citra	Properti Geometri	Hasil eksperimen menunjukkan bahwa estimasi bobot telur dengan metode yang diusulkan memiliki akurasi yang baik, dengan rata-rata kesalahan mutlak sebesar

	Digital (Siswantoro, 2018)		2,27%. Uji statistik juga menunjukkan bahwa estimasi bobot metode ini tidak berbeda signifikan dari pengukuran menggunakan timbangan digital.
5	Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Citra Jenis Daging Berdasarkan Tekstur Menggunakan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM) (Neneng et al., 2016)	Gray Level Co-Occurrence Matrices	Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah gambar daging kambing, daging kerbau, daging kuda, dan daging sapi dengan jarak pengambilan gambar 20 cm, 30 cm, dan 40 cm. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa tingkat pengenalan terbaik sebesar 87,5% diperoleh pada jarak 20 cm dengan jarak piksel bertetangga $d = 2$ pada arah GLCM 135° .
6	Pencarian Citra Digital Berbasis Konten dengan Ekstraksi Fitur HSV, ACD, dan GLCM (Agaputra et al., 2013)	GLCM	Hasil pengujian menunjukkan bahwa pencarian citra menggunakan kombinasi ekstraksi warna (HSV, ACD) dan tekstur (GLCM) lebih

			akurat dibandingkan dengan hanya menggunakan ekstraksi warna atau tekstur saja. Selain itu, citra dengan satu Point of Interest (POI) lebih efektif dalam pencarian dibandingkan citra dengan banyak POI.
7	Perancangan dan Simulasi Deteksi Penyakit Tanaman Jagung Berbasis Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode Color Moments dan GLCM(Sari, 2016)	Color Moments dan GLCM	Sistem ini sudah mampu mendeteksi penyakit daun tanaman jagung berdasarkan gejala-gejala yang terdapat pada daun tanaman jagung tersebut dengan tingkat akurasi sistem terbaik, yaitu 89,375% dengan menggunakan Euclidean Distance dimana nilai k adalah 1.
8	ENHANCEMENT OF 3D SURFACE RECONSTRUCTION OF UNDERWATER CORAL REEF BASE ON SIFT IMAGE	SIFT dan Histogram	Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan CLAHE dan outlier removal mampu meningkatkan jumlah matching point hingga 56%. Keberhasilan CLAHE ini perlu

	MATCHING USING CONTRAST LIMITED ADAPTIVE HISTOGRAM EQUALIZATION AND OUTLIER REMOVAL (Andono, P. N., Pramunendar, R. A., Supriyanto, C., Shidik, G. F., Purnama, I. K. E., & Hariadi, 2013)		diuji pada berbagai algoritma matching point lainnya. Perbandingan beberapa algoritma matching point yang menerapkan CLAHE dapat membuktikan bahwa CLAHE sangat efektif dalam meningkatkan kinerja algoritma matching point dan rekonstruksi permukaan 3D citra bawah.
9	Methods for Determining Nitrogen, Phosphorus, and Potassium (NPK) Nutrient Content Using Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) (Sumiharto, R., Putra, R. G., & Demetouw, 2020)	NPK dan SIFT	Model sistem pengukuran ini didasarkan pada karakteristik tekstur yang diekstraksi menggunakan Scale Invariant Feature Transform (SIFT) dari citra tanah yang telah dipraproses. Karakteristik ini menjadi input untuk jaringan saraf tiruan dengan variasi parameter model. Model diuji untuk mengetahui pengaruh jarak dan sudut pengambilan

			<p>gambar serta parameter jaringan saraf tiruan. Hasil penelitian menunjukkan akurasi pengukuran nutrisi tanah, yaitu nitrogen (94,86%), fosfor (58,93%), dan kalsium (63,57%), dengan rata-rata 72,46%. Hasil optimal diperoleh dari gambar pada ketinggian 70 cm dan sudut 0°.</p>
--	--	--	--

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Metode Pengumpulan Data

Penulis menggunakan metode pengumpulan data sebagai landasan dan pendukung penelitian akan teori dari berbagai bidang keilmuan terkait pengolahan citra digital. Metode pengumpulan data yang digunakan penulis adalah observasi.

3.2 Kerangka Penelitian



Gambar 3.1 Kerangka Penelitian

3.2.1 Survei dan Pemilihan Sampel

Penulis melakukan identifikasi tempat-tempat yang menyediakan sayuran bayam, tomat, kangkong dan sawi di Pasar Medan Tembung sebagai sampel. Survei dilakukan untuk menentukan variasi dalam kualitas citra digital yang dihasilkan oleh sayuran tersebut.

3.2.2 Pengumpulan Citra Digital

Penulis mengambil contoh citra digital dari berbagai sayuran yang menjadi sampel. Dan memastikan citra-citra ini mewakili berbagai jenis gambar, termasuk gambar dengan detail tinggi, gambar dengan kontras tinggi, dan gambar dengan warna-warna yang berbeda.

3.2.3 Implementasi Keypoint Matching

Penulis menggunakan algoritma pencocokan titik kunci (keypoint matching) seperti SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) atau SURF (Speeded-Up Robust Features) untuk membandingkan citra digital yang dicetak dengan citra digital asli. Lakukan pencocokan titik kunci untuk mengukur seberapa baik citra hasil cetak sesuai dengan citra digital asli.

3.2.4 Implementasi Gray Level Co-Occurance Matrix

Penulis melakukan mengaplikasikan metode GLCM untuk analisis tekstur citra sayuran.

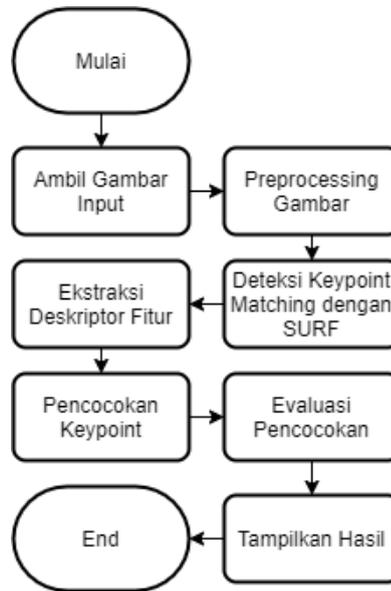
3.2.5 Validasi dan Interpretasi Hasil

Penulis melakukan validasi hasil melalui pengujian statistik yang sesuai dan interpretasikan hasil untuk menarik kesimpulan tentang kualitas citra digital pada sayuran yang dibandingkan.

3.3 Flowchart Metode

Dalam penelitian ini dipakai 2 Flowchart metode yaitu Keypoint Matching dan Pengukuran property Objek. Berikut merupakan Flowchart dari 2 metode tersebut

3.3.1 Flowchart Metode Keypoint Matching



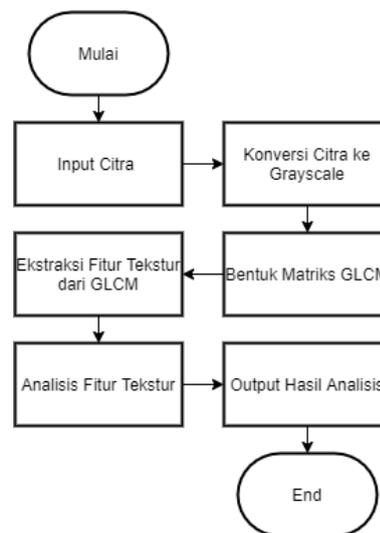
Gambar 3.2 Flowchart Keypoint Matching

Dari gambar diatas dijelaskan sebagai berikut:

1. Mulai: Mulai proses pengenalan citra sayuran segar.
2. Ambil Gambar Input: Ambil dua gambar input yang akan dibandingkan (Gambar A dan Gambar B).
3. Preprocessing Gambar: Mengkonversi gambar ke grayscale untuk memudahkan deteksi fitur.
4. Deteksi Keypoint Matching dengan SURF: Menggunakan algoritma SURF untuk mendeteksi keypoints pada Gambar A dan Gambar B.
5. Ekstraksi Deskriptor Fitur: Mengekstrak deskriptor fitur dari keypoints yang terdeteksi pada kedua gambar.
6. Pencocokan Keypoints: Mencocokkan deskriptor fitur dari Gambar A dengan Gambar B menggunakan algoritma pencocokan (Nearest Neighbor)

7. Evaluasi Pencocokan: Mengevaluasi pasangan keypoints yang cocok dan hitung metrik yang relevan (misalnya, jumlah pasangan yang cocok, skor kecocokan).
8. Tampilkan Hasil: Menampilkan gambar dengan keypoint yang cocok ditandai

3.3.2 Flowchart Metode Gray Level Co-Occurance Matrix



Gambar 3.3 Flowchart GLCM

Dari gambar diatas dijelaskan sebagai berikut:

1. Mulai: Proses dimulai dengan menyiapkan sistem untuk melakukan analisis tekstur citra digital menggunakan metode GLCM.
2. Input Citra: Pada tahap ini, citra digital yang akan dianalisis diimpor ke dalam sistem. Citra ini bisa berupa gambar sayuran segar atau objek lain yang memerlukan pengenalan tekstur.
3. Konversi Citra ke Grayscale: Citra berwarna yang diimpor dikonversi menjadi citra grayscale. Langkah ini penting karena GLCM bekerja berdasarkan intensitas level abu-abu dari pixel-pixel dalam citra.

4. Bentuk Matriks GLCM: Matriks GLCM dibentuk dengan menghitung berapa kali pasangan pixel dengan nilai intensitas tertentu muncul dalam citra pada jarak dan sudut tertentu. Misalnya, jika jarak antar pixel adalah 1 dan sudut adalah 0° , maka kita menghitung berapa kali pasangan pixel yang bersebelahan dalam arah horizontal memiliki kombinasi intensitas tertentu. Proses ini dilakukan untuk berbagai sudut (misalnya 0° , 45° , 90° , dan 135°) dan jarak, sehingga menghasilkan beberapa matriks GLCM yang mewakili pola tekstur citra dalam berbagai arah dan skala.
5. Ekstraksi Fitur Tekstur dari GLCM: Setelah GLCM terbentuk, fitur-fitur tekstur diekstraksi dari matriks Kontras, Homogenitas, Energi dan Entropi.
6. Analisis Fitur Tekstur: Fitur-fitur tekstur yang telah diekstraksi kemudian dianalisis untuk mengenali atau mengklasifikasikan citra. Misalnya, fitur-fitur ini dapat digunakan untuk membedakan antara berbagai jenis sayuran berdasarkan tekstur permukaannya.
7. Output Hasil Analisis: Hasil analisis disajikan dalam bentuk nilai fitur tekstur atau hasil klasifikasi. Misalnya, sistem mungkin menentukan bahwa citra yang dianalisis memiliki pola tekstur yang sesuai dengan sayuran tertentu.
8. Selesai: Proses analisis tekstur menggunakan metode GLCM berakhir.

3.4 Waktu dan Lokasi Penelitian

3.4.1 Lokasi Penelitian

Penelitian ini akan dilakukan di rumah peneliti dengan memanfaatkan perangkat dan peralatan yang tersedia. Pemilihan lokasi ini didasarkan pada

beberapa pertimbangan, antara lain fleksibilitas waktu, aksesibilitas peralatan, serta kenyamanan dalam melakukan penelitian.

3.4.2 Waktu Penelitian

Penelitian ini dilakukan dalam jangka waktu 3 Bulan, yakni bulan April sampai Bulan Juni

Tabel 3.1 Rencana Penelitian

No	Kegiatan	Bulan		
		April	Mei	Juni
1	Survei dan Pemilihan Sampel			
2	Pengumpulan Citra Digital			
3	Keypoint Matching			
4	Gray Level Co-Occurance Matrix			
5	Evaluasi dan Interpretasi			

3.5 Alat dan Bahan Penelitian

3.5.1 Alat Penelitian

Pada penelitian ini penulis menggunakan alat sebagai pendukung dalam perbandingan hasil percetakan. Adapun kebutuhan dan spesifikasi perangkat keras maupun lunak untuk perbandingan hasil metode keypoint Matching dan pengukuran Gray Level Co-Occurance Matrix pada kesegaran sayuran

(a) Spesifikasi Kebutuhan *Hardware*

Untuk mendukung penelitian ini digunakan perangkat keras (*hardware*) sebagai berikut:

1. Laptop Processor Intel(R) Core (TM) i5-3320M CPU @ 2.60GHz 2.60 GHz, RAM 4 GB.
2. Kamera Iphone X 12MP.
3. Tripod.

(b) Spesifikasi Kebutuhan Software

Untuk mendukung penelitian ini digunakan perangkat lunak (software) sebagai berikut:

1. Sistem Operasi Windows 10
2. Matlab

3.5.2 Bahan Penelitian

Pada penelitian ini penulis menggunakan bahan sebagai pendukung dalam perbandingan hasil percetakan. Adapun kebutuhan dan bahan untuk perbandingan hasil percetakan pada penelitian ini adalah

(a) Jenis Data Penelitian

Adapun jenis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sayuran yang dikumpulkan melalui observasi yang diambil dari pasar yang ada di Medan, sehingga didapatkan data-data sebagai berikut:

1. Hasil sayuran bayam, tomat, kangkung dan sawi
2. Citra digital dari sayuran bayam, tomat, kangkung dan sawi.

3.6 Langkah Kerja Penelitian

3.6.1 Persiapan Awal

1. Instal Matlab:
Mempersiapkan installasi matlab dengan versi terbaru
2. Pemasangan Toolbox Tambahan:

Memastikan pemasangan toolbox yang dibutuhkan seperti Image Processing Toolbox dan Computer Vision Toolbox terpasang.

3.6.2 Persiapan Data

1. Kumpulkan Dataset:

Mengumpulkan gambar-gambar sayuran segar dari berbagai sumber yang akan digunakan sebagai dataset. Pastikan dataset mencakup berbagai jenis sayuran.

2. Preprocessing Data:

Melakukan preprocessing pada gambar seperti mengubah ukuran gambar, normalisasi, dan konversi ke format yang sesuai untuk analisis lebih lanjut.

3.6.3 Implementasi Metode Keypoint Matching

1. Implementasi Keypoint Matching:

1) Mengimplementasikan metode keypoint matching dengan algoritma SURF. Dengan mendeteksi titik kunci (keypoints) pada gambar sayuran dan ekstrak deskriptor.

2) Mencocokkan keypoints dari gambar sayuran yang berbeda untuk menemukan pasangan keypoints yang sesuai.

3.6.4 Implementasi Gray Level Co-Occurance Matrix

1. Gray Level Co-Occurance Matrix:

1) Kontras: Mengukur intensitas perbedaan antara pixel dan tetangganya.

2) Homogenitas: Mengukur keseragaman matriks GLCM.

3) Energi: Mengukur keseragaman atau pengulangan pola tekstur.

4) Entropi: Mengukur ketidakteraturan atau kompleksitas tekstur.

3.6.5 Analisis dan Evaluasi

1. Bandingkan Hasil:
 - 1) Membandingkan hasil dari metode keypoint matching dan Gray Level Co-Occurance Matrix.
 - 2) Menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk mengevaluasi kinerja masing-masing metode.

A

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pengantar

Dalam penelitian ini, penulis akan membandingkan dua metode utama untuk identifikasi sayuran segar, yaitu metode keypoint matching dan metode gray level co-occurrence matrix. Metode gray level co-occurrence matrix melibatkan pengenalan pola tekstur pada citra untuk mengidentifikasi objek, sedangkan metode keypoint matching memfokuskan pada pencocokan titik-titik penting (keypoints) yang teridentifikasi dalam citra untuk menemukan kesamaan atau perbedaan antar citra, menjadikannya alat yang efektif untuk identifikasi objek berbasis fitur.

Penelitian ini menggunakan citra dari 12 sayuran yang berbeda. Hasilnya akan dibandingkan untuk menentukan metode paling efektif dan akurat dalam mengidentifikasi sayuran segar. Penelitian ini diharapkan berkontribusi pada pengembangan sistem pengenalan otomatis yang lebih efisien dan akurat untuk aplikasi industri dan teknologi

4.2 Hasil Pengolahan Data

Pada bagian ini, hasil pengolahan data dari metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan metode keypoint matching menggunakan Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) terhadap citra 12 jenis sayur yang dimana bayam, sawi, kangkong dan tomat masing masing 3 akan dipaparkan. Setiap metode dievaluasi berdasarkan akurasi, kecepatan pemrosesan, dan tingkat kesalahan dalam identifikasi.

Dalam penelitian ini, data dari tiga sayuran, masing-masing dalam kondisi bagus, bekas, dan tidak bagus, digunakan sebagai acuan untuk menganalisis dan mengelola 12 sayuran lainnya. Data acuan ini akan membantu dalam menilai dan membandingkan kualitas 12 papan Arduino yang diuji, sehingga hasil pengolahan citra menggunakan metode GLCM dan keypoint matching dapat lebih akurat dan informatif.

Berikut ini adalah data dari ketiga sayuran yang digunakan sebagai acuan:

Tabel 4.1 Data Acua GLCM

No	Citra Asli	Jenis Papan Arduino
1		Segar
2		Lama
3		Tidak Segar

Dari tabel 4.1 didapatkan kriteria sebagai acuan berikut:

1. Kondisi "Segar" $Energy > 0.3$ && $Homogeneity < 0.91$:

Energy yang lebih tinggi menunjukkan adanya pola yang berulang dalam tekstur citra, yang bisa mengindikasikan struktur yang teratur, seperti yang

mungkin ditemukan dalam sayuran segar dengan permukaan yang halus dan konsisten.

Homogeneity yang lebih rendah berarti bahwa tekstur citra memiliki variasi yang tidak terlalu seragam, yang dapat mengindikasikan adanya detail halus yang khas pada sayuran segar.

2. Kondisi "Lama" $\text{Contrast} > 0.15$ && $\text{Energy} < 0.3$:

Contrast yang lebih tinggi dan Energy yang lebih rendah menunjukkan adanya variasi intensitas yang lebih besar dalam citra, yang dapat menandakan permukaan yang mulai rusak atau berubah, seperti sayuran yang mulai layu atau mengalami perubahan tekstur seiring waktu.

Energy yang rendah juga menandakan bahwa tekstur sudah tidak sehalus atau sekonsisten sayuran segar, menunjukkan tanda-tanda penuaan.

3. Kondisi "Tidak Segar":

Jika kondisi Segar dan Lama tidak terpenuhi, maka kondisi sayuran dianggap Tidak Segar. Ini adalah kondisi default yang mengindikasikan bahwa sayuran mungkin sudah dalam kondisi yang kurang baik atau bahkan rusak, di mana tekstur atau pola permukaannya tidak sesuai dengan kriteria untuk Segar atau Lama.

Tabel 4.2 Data Acuan SIFT

No	Citra Asli	Jenis Papan Arduino
1		Segar
2		Lama
3		Tidak Segar

Dari tabel 4.1 didapatkan kriteria sebagai acuan berikut:

1. Segar: Jika titik tersebar luas dan jumlah titik lebih dari 1500.
2. Lama: Jika titik tersebar di sekitar samping tetapi tidak sebanyak kondisi Segar.
3. Tidak Segar: Jika titik terkonsentrasi di satu tempat, tetapi ada sedikit penyebaran.

4.3 Metode GLCM

Pada bagian ini, akan dilakukan analisis metode Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM) yang digunakan dalam menganalisis tekstur sayuran. GLCM adalah salah satu metode yang efektif dalam pemrosesan citra karena kemampuannya untuk mengevaluasi tekstur dengan menghitung frekuensi pasangan piksel dengan nilai intensitas tertentu yang terjadi pada jarak dan

sudut tertentu. Berikut adalah langkah-langkah dari metode GLCM dalam proses analisis tekstur sayuran:

1. Konversi Gambar Menjadi Grayscale

Gambar akan diubah menjadi citra grayscale, sehingga setiap piksel memiliki satu nilai intensitas antara 0 hingga 255.

2. Ekstrak Fitur dari GLCM

Beberapa fitur yang umum diambil dari GLCM antara lain: Kontras, Korelasi, Energi dan Homogenitas. Fitur-fitur ini membantu dalam mendeskripsikan tekstur Sayuran.

3. Proses Klasifikasi

Setelah fitur diekstrak, dilakukan proses klasifikasi sayuran berdasarkan fitur yang telah diperoleh dari GLCM.

Dengan menggunakan metode GLCM, dapat dilakukan analisis dan klasifikasi tekstur papan arduino dengan akurasi yang baik. Implementasi ini memungkinkan identifikasi berbagai sayuran, seperti sayuran segar, sayuran lama, dan sayuran tidak segar.

4.4 Studi Kasus Metode GLCM

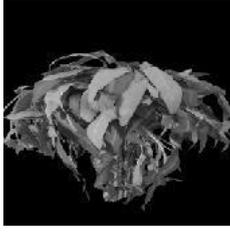
Berikut ini adalah studi kasus dari penggunaan metode GLCM dalam melakukan analisis dan klasifikasi tekstur sayuran berdasarkan data latih dan data uji sebagai berikut:

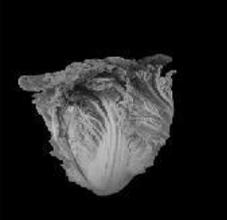
1. Data Latih

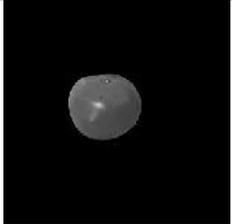
Data latih yang akan digunakan akan diproses oleh sistem agar menjadi citra grayscale agar dapat diproses dengan metode GLCM untuk mendapatkan

nilai ekstraksi citra. Berikut ini merupakan data latih yang akan digunakan pada sistem yang dibangun pada penelitian ini

Tabel 4.3 Data Latih

No	Citra Asli	Citra Grayscale	Jenis Kondisi Sayuran
1			Lama
2			Tidak Segar
3			Tidak Segar
4			Tidak Segar
5			Tidak Segar

No	Citra Asli	Citra Grayscale	Jenis Kondisi Sayuran
6			Tidak Segar
7			Tidak Segar
8			Tidak Segar
9			Tidak Segar
10			Tidak Segar
			Tidak Segar

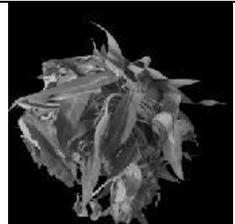
No	Citra Asli	Citra Grayscale	Jenis Kondisi Sayuran
			Tidak Segar
			Tidak Segar

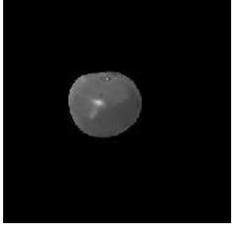
2. Ekstraksi Fitur dari GLCM

Berdasarkan citra yang telah diubah dari citra warna menjadi grayscale selanjutnya dilakukan proses ekstraksi fitur dari masing-masing citra sehingga di dapatkan nilai dari GLCM berupa Kontras, Korelasi, Energi dan Homogenitas sebagai berikut

Tabel 4.4 Nilai Ekstraksi Fitur GLCM

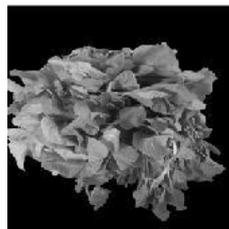
No	Citra Latih	Kontras	Korelasi	Energi	Homogenitas
1		0.29663	0.95464	0.28974	0.9199
2		0.19424	0.96339	0.33997	0.94203

No	Citra Latih	Kontras	Korelasi	Energi	Homogenitas
3		0.21641	0.96065	0.32707	0.92899
4		0.29061	0.93768	0.38902	0.92393
5		0.24128	0.93932	0.39783	0.93207
6		0.22377	0.92074	0.50535	0.93991
7		0.16351	0.96703	0.53008	0.94598
8		0.14568	0.97242	0.52818	0.95281

No	Citra Latih	Kontras	Korelasi	Energi	Homogenitas
9		0.23392	0.95528	0.50101	0.93346
10		0.01182	0.96146	0.91506	0.9963
11		0.01801	0.97938	0.85766	0.99557
12		0.00912	0.95746	0.9284	0.99752

3. Citra Uji

Sebagai contoh citra uji yang akan digunakan adalah citra bagus yang dapat dilihat pada gambar 4.1



Gambar 4.1 Citra Uji

Dimana citra tersebut memiliki nilai Kontras, Korelasi, Energi dan Homogenitas sebagai berikut:

Kontras : 0.29663

Korelasi : 0.95464

Energi : 0.28974

Homogenitas : 0.9199

4. Proses Klasifikasi

Dalam proses klasifikasi akan dihitung nilai Euclidean ke setiap citra latih.

Jarak Euclidean antara dua vector (x_1, x_2, \dots, x_n) dan (y_1, y_2, \dots, y_n) dapat dihitung menggunakan rumus berikut:

$$d(x, y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2}$$

Sebagai contoh antara citra uji dengan citra latih pertama adalah sebagai berikut:

$d(\text{Citra Uji}, \text{Citra Latih1})$

$$\begin{aligned} & \sqrt{((0.29663 - 0.29663)^2 + (0.95464 - 0.95464)^2 + (0.28974 - \\ & 0.28974)^2 + (0.9199 - 0.9199)^2)} \\ & = 0 \end{aligned}$$

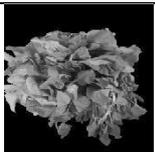
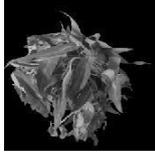
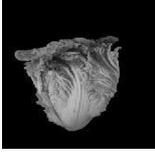
Antara citra uji dengan citra latih kedua sebagai berikut:

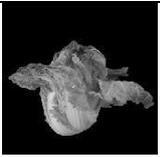
$d(\text{Citra Uji}, \text{Citra Latih2})$

$$\begin{aligned} & \sqrt{((0.29663 - 0.19424)^2 + (0.95464 - 0.96339)^2 + (0.28974 - \\ & 0.39973)^2 + (0.9199 - 0.94203)^2)} \\ & = 0.1522. \end{aligned}$$

Rumus yang sama digunakan hingga mendapatkan keseluruhan jarak euclidean antara citra uji dengan citra latih sehingga di dapat hasil perhitungan yang dapat dilihat pada tabel 4.5

Tabel 4.5 Euclidean Distance Citra Uji dengan Citra Latih

No	Citra Latih	Kontras	Korelasi	Energi	Homogenitas	Euclidean
1		0.29663	0.95464	0.28974	0.9199	0
2		0.19424	0.96339	0.33997	0.94203	0.1522
3		0.21641	0.96065	0.32707	0.928899	0.089
4		0.29061	0.93768	0.38902	0.92393	0.101
5		0.24128	0.93932	0.39783	0.93207	0.123
6		0.22377	0.92074	0.50535	0.3991	0.570
7		0.16351	0.96703	0.53083	0.94598	0.277

No	Citra Latih	Kontras	Korelasi	Energi	Homogenitas	Euclidean
8		0.14568	0.97242	0.52818	0.95281	0.283
9		0.23392	0.95528	0.50101	0.93346	0.221
10		0.011826	0.96146	0.91506	0.9963	0.690
11		0.018015	0.97938	0.85766	0.99557	0.638
12		0.009129	0.95746	0.9284	0.99752	0.704

Berdasarkan tabel Euclidean Distance diatas dapat disimpulkan sebagai berikut:

1) Tingkat Keterdekatan:

- 0: Menunjukkan jarak nol, yang berarti titik-titik yang dibandingkan identik secara absolut.
- 0.089 - 0.1522: Jarak ini relatif kecil, menunjukkan bahwa titik-titik yang dibandingkan cukup dekat satu sama lain.
- 0.101 - 0.123: Jarak sedikit lebih besar namun masih menunjukkan keterdekatan yang relatif tinggi.

2) Jarak Menengah:

- 0.221 - 0.283: Jarak ini menunjukkan keterdekatan menengah. Titik-titik tersebut tidak terlalu jauh, tetapi juga tidak sangat dekat.
- 0.277 - 0.283: Meskipun mirip, ada sedikit variasi dalam tingkat keterdekatan, dengan nilai mendekati 0.28 menunjukkan jarak menengah yang relatif konsisten.

3) Jarak Lebih Jauh:

- 0.570 - 0.704: Jarak ini lebih besar, menunjukkan bahwa titik-titik yang dibandingkan cukup jauh satu sama lain. Nilai tertinggi dalam daftar ini adalah 0.704, yang menunjukkan jarak paling besar di antara pasangan yang dibandingkan.

Berdasarkan data tersebut didapatkan Jarak dekat (0 - 0.1522) menunjukkan titik-titik yang sangat mirip atau identik. Jarak menengah (0.221 - 0.283) menunjukkan keterdekatan yang sedang, dengan titik-titik yang masih relatif dekat tetapi dengan jarak yang lebih signifikan dibandingkan dengan jarak dekat. Jarak jauh (0.570 - 0.704) menunjukkan perbedaan yang cukup besar antara titik-titik, dengan nilai tertinggi 0.704 menandakan jarak terjauh di antara semua pasangan yang dibandingkan.

Secara umum, nilai-nilai ini mencerminkan rentang jarak dari sangat dekat hingga jauh antara berbagai pasangan titik yang dibandingkan.

4.5 Keypoint Matching

Pada bagian ini, hasil pengolahan data menggunakan metode Keypoint Matching dengan Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) untuk identifikasi

sayuran akan dibahas lebih rinci. Metode SIFT merupakan teknik yang efektif untuk mendeteksi dan mencocokkan fitur struktural dalam citra, memungkinkan identifikasi yang akurat meskipun terjadi perubahan skala, rotasi, atau pencahayaan.

Berikut adalah langkah langkah dari metode SIFT dalam proses Keypoint Matching sayuran:

1. Konversi Gambar Menjadi Grayscale

Gambar akan diubah menjadi citra grayscale, sehingga setiap piksel memiliki satu nilai intensitas antara 0 hingga 255

2. Ekstrak Fitur dari SIFT

Fitur yang diambil dari SIFT adalah titik Fitur SIFT. Fitur ini membantu dalam mendeskripsikan titik sayuran

3. Proses Klasifikasi

Setelah fitur diekstrak, dilakukan proses klasifikasi jenis sayuran berdasarkan fitur yang telah diperoleh dari SIFT.

Dengan menggunakan metode SIFT, dapat dilakukan analisis dan klasifikasi titik SIFT sayuran dengan akurasi yang baik. Implementasi ini memungkinkan identifikasi berbagai jenis sayuran, seperti sayuran bagus, sayuran bekas, dan sayuran tidak bagus

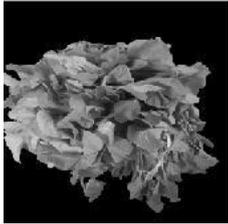
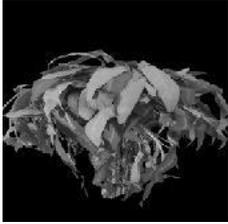
4.6 Studi Kasus Metode SIFT

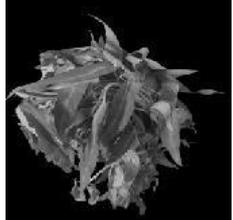
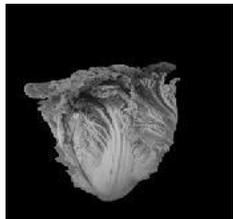
Berikut ini adalah studi kasus dari penggunaan metode SIFT dalam melakukan analisis dan klasifikasi titik fitur sayuran berdasarkan data latih dan data uji sebagai berikut:

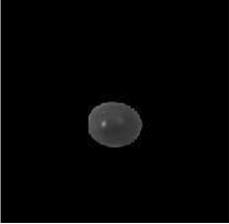
1. Data Latih

Data latih yang akan digunakan akan diproses oleh sistem agar menjadi citra grayscale agar dapat diproses dengan metode SIFT untuk mendapatkan nilai ekstraksi citra. Berikut ini merupakan data latih yang akan digunakan pada sistem yang dibangun pada penelitian ini:

Tabel 4.6 Data Latih SIFT

No	Citra Asli	Citra Grayscale
1		
2		
3		
4		

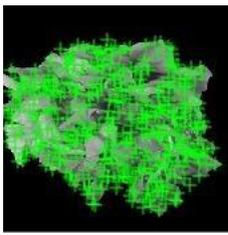
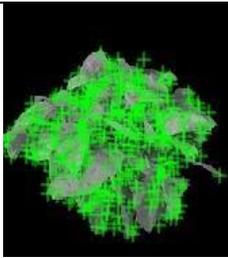
No	Citra Asli	Citra Grayscale
5		
6		
7		
8		
9		
10		

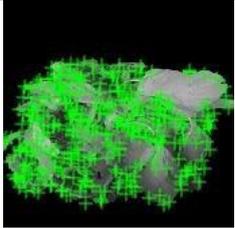
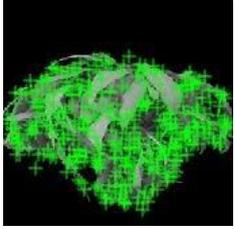
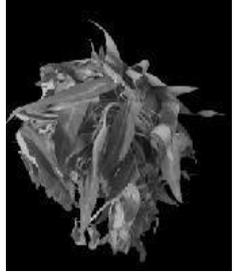
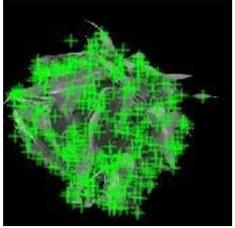
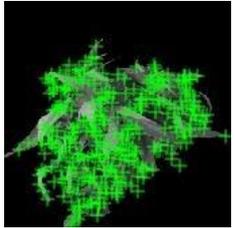
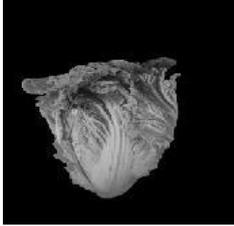
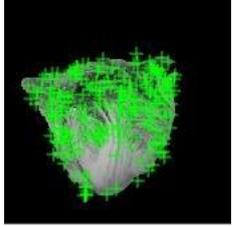
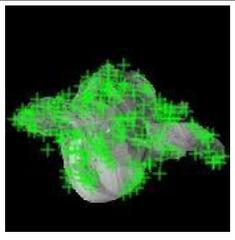
No	Citra Asli	Citra Grayscale
11		
12		

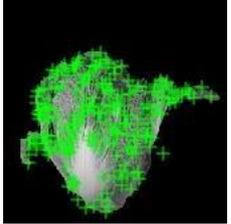
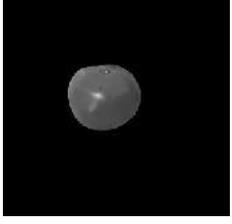
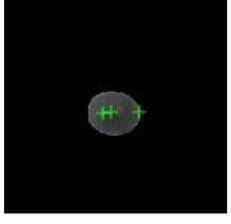
2. Ekstraksi Fitur dari SIFT

Berdasarkan citra yang telah diubah dari citra warna menjadi grayscale selanjutnya dilakukan proses ekstraksi fitur dari masing-masing citra sehingga di dapatkan nilai dari Fitur SIFT sebagai berikut:

Tabel 4.7 Nilai Fitur SIFT

No	Citra Latih	Citra SIFT	Jumlah Fitur	Kondisi
1			430	Lama
2			340	Tidak Segar

No	Citra Latih	Citra SIFT	Jumlah Fitur	Kondisi
3			356	Tidak Segar
4			349	Lama
5			323	Tidak Segar
6			315	Tidak Segar
7			236	Tidak Segar
8			199	Tidak Segar

No	Citra Latih	Citra SIFT	Jumlah Fitur	Kondisi
9			228	Tidak Segar
10			1	Tidak Segar
11			10	Tidak Segar
12			3	Tidak Segar

Berdasarkan dari tabel 4.7 di atas dapat disimpulkan sebagai berikut:

1) Nilai Tertinggi:

430 Lama: Nilai fitur tertinggi adalah 430 dengan label "Lama". Ini menunjukkan bahwa fitur ini memiliki nilai yang paling besar di antara semua fitur yang dibandingkan.

2) Nilai Menengah:

340 - 323: Nilai fitur dalam rentang ini (340 dan 323) juga relatif tinggi tetapi lebih rendah dibandingkan nilai tertinggi. Label "Tidak Segar"

menunjukkan bahwa fitur ini dikategorikan sebagai "Tidak Segar", menandakan bahwa fitur ini tidak berada dalam kondisi optimal.

3) Nilai Rendah:

356 - 199: Nilai fitur dalam rentang ini (356 hingga 199) menunjukkan fitur dengan nilai yang lebih rendah, dengan label yang sebagian besar adalah "Tidak Segar". Ini menunjukkan bahwa fitur ini memiliki kualitas yang bervariasi dari menengah hingga rendah.

236 - 228: Nilai-nilai ini menurun secara bertahap dan masih dalam kategori "Tidak Segar".

4) Nilai Terendah:

1 - 3: Nilai fitur terendah (1 hingga 3) menunjukkan fitur dengan nilai yang sangat rendah, semuanya diberi label "Tidak Segar". Ini menunjukkan bahwa fitur ini dalam kondisi paling buruk di antara semua fitur yang dibandingkan.

yang dapat diartikan Fitur dengan nilai tertinggi (430) menunjukkan bahwa fitur tersebut dalam kondisi yang lama. Fitur dengan nilai menengah (340 hingga 323) sebagian besar dikategorikan sebagai "Tidak Segar", menunjukkan penurunan kualitas tetapi masih dengan nilai yang relatif tinggi. Fitur dengan nilai rendah (356 hingga 199) menunjukkan penurunan kualitas dan nilai, dengan label "Tidak Segar". Fitur dengan nilai terendah (1 hingga 3) menunjukkan kondisi fitur yang paling buruk, dengan label "Tidak Segar".

Secara umum, nilai fitur SIFT yang lebih tinggi terkait dengan kondisi "Lama", sementara nilai yang lebih rendah dikaitkan dengan kondisi "Tidak

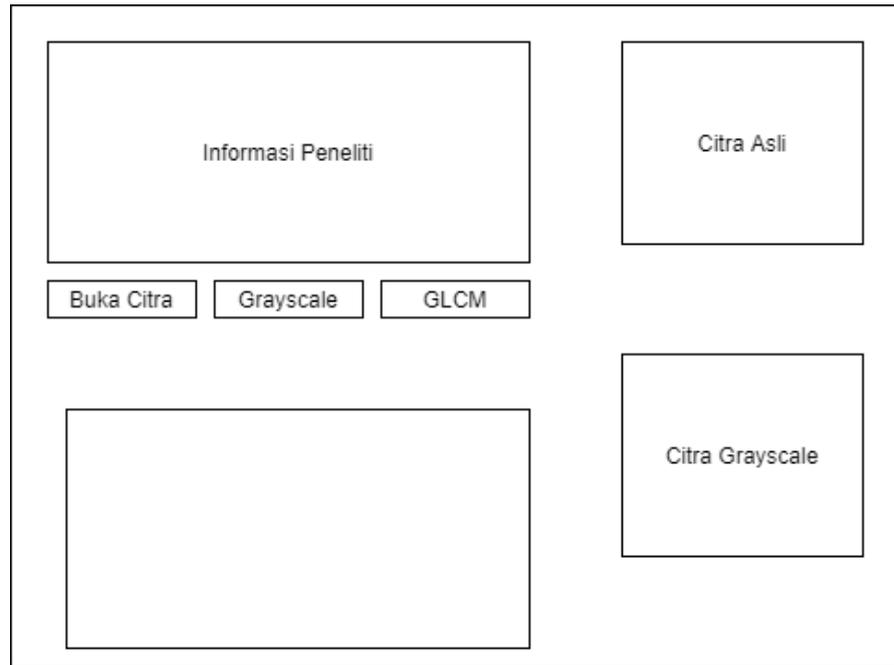
Segar". Ini mungkin menunjukkan bahwa fitur dengan nilai lebih rendah menunjukkan kualitas yang menurun atau kondisi yang lebih buruk.

4.7 Desain Antarmuka

Antarmuka pemakai (user interface) adalah tampilan program yang dapat dilihat, didengar atau dipersepsikan oleh pengguna dan perintah-perintah atau mekanisme yang digunakan pemakai untuk mengendalikan operasi dan memasukkan data. Berikut ini merupakan perancangan antarmuka aplikasi Metode GLCM dan SIFT untuk identifikasi sayuran:

1. Desain Aplikasi GLCM

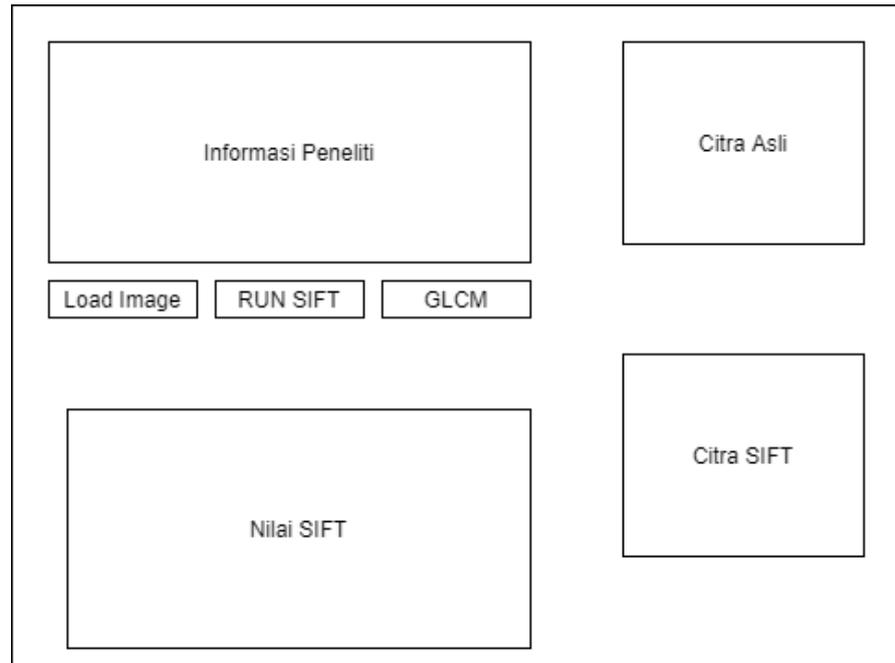
Pada penelitian ini aplikasi hanya memiliki satu halaman yang mencakup informasi peneliti, tombol menu untuk memilih citra yang akan diuji, tombol menu untuk melakukan proses GLCM dan informasi nilai GLCM dari citra yang diuji. Serta bagian untuk menampilkan citra uji yang dipilih dan hasil pengubahan citra uji warna yang telah dipilih ke dalam bentuk grayscale. Desain dari aplikasi dapat dilihat pada gambar 4.2.



Gambar 4.2 Desain Aplikasi GLCM

2. Desain Aplikasi SIFT

Pada penelitian ini aplikasi hanya memiliki satu halaman yang mencakup informasi peneliti, tombol menu untuk memilih citra yang akan diuji, tombol menu untuk melakukan proses SIFT dan informasi nilai SIFT dari citra yang diuji. Serta bagian untuk menampilkan citra uji yang dipilih dan hasil pengubahan citra uji warna yang telah dipilih ke dalam bentuk grayscale serta di cari dalam bentuk titik SIFT. Desain dari aplikasi dapat dilihat pada gambar 4.3.



Gambar 4.3 Desain Aplikasi SIFT

4.8 Pembahasan

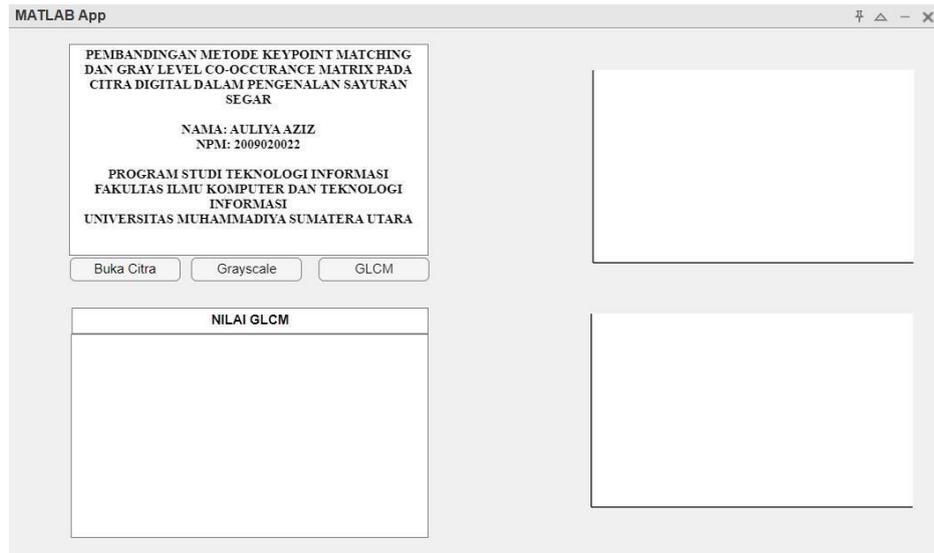
Pada penelitian ini telah dihasilkan sebuah aplikasi yang dapat digunakan untuk melakukan proses identifikasi fitur dari sebuah citra sayuran menggunakan metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan metode Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) melakukan analisis untuk identifikasi sayuran yang diuji.

4.8.1 Pengujian Aplikasi

Berikut ini merupakan hasil pengujian aplikasi saat dijalankan pada perangkat matlab. Hasil proses pengujian dari masing-masing menu yang terdapat pada aplikasi dapat dilihat sebagai berikut:

1. Tampilan Aplikasi GLCM

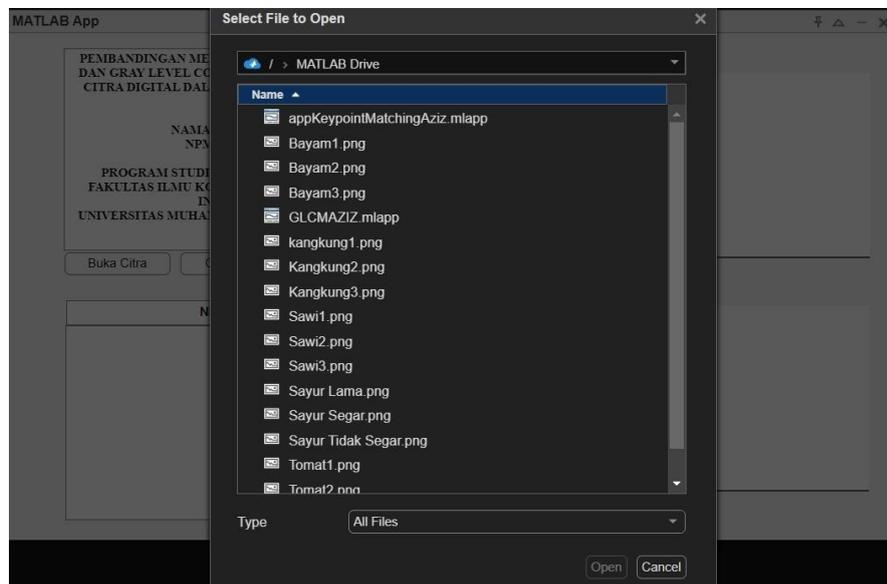
Tampilan dari aplikasi Implementasi Metode Gray Level CoOccurrence Matrix Menganalisa sayuran dapat dilihat pada gambar 4.4



Gambar 4.4 Tampilan Aplikasi GLCM

2. Tampilan Proses Pemilihan Citra Uji GLCM

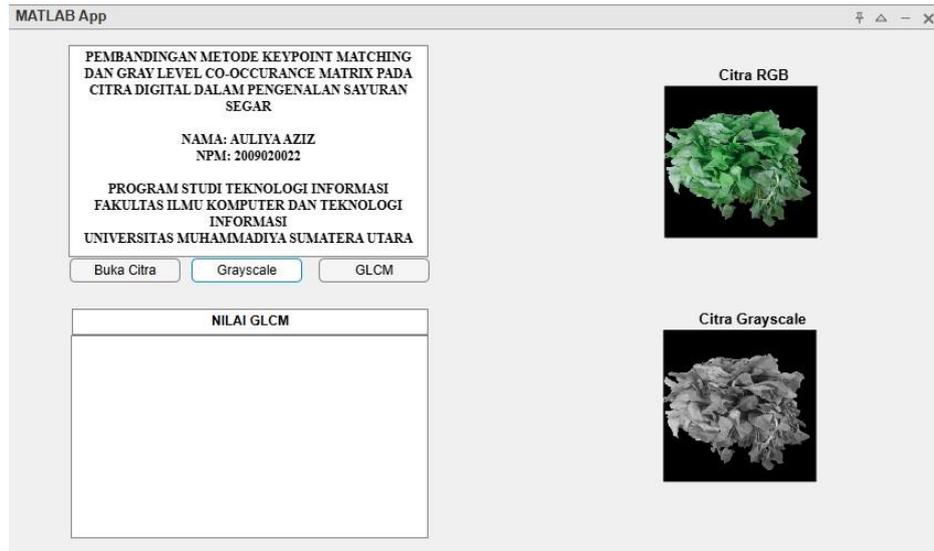
Tampilan dari proses pemilihan citra yang akan diuji menggunakan metode GLCM dapat dilihat pada gambar 4.5.



Gambar 4.5 Tampilan Proses Pemilihan Citra Uji GLCM

3. Tampilan Citra Uji Setelah Dipilih

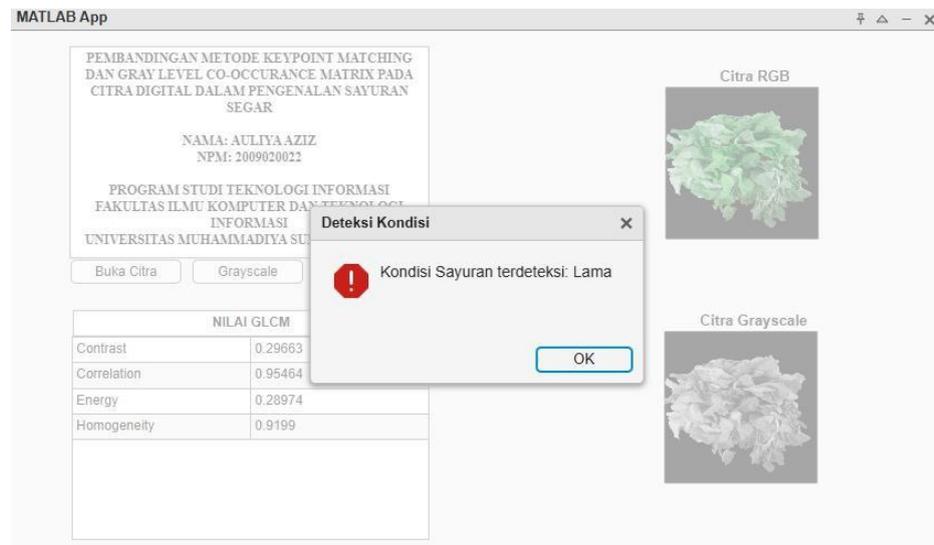
Tampilan yang menggambarkan aplikasi setelah pengguna memilih citra uji dapat dilihat pada gambar 4.6.



Gambar 4.6 Tampilan Citra Uji GLCM Setelah Dipilih

4. Tampilan Hasil Proses GLCM

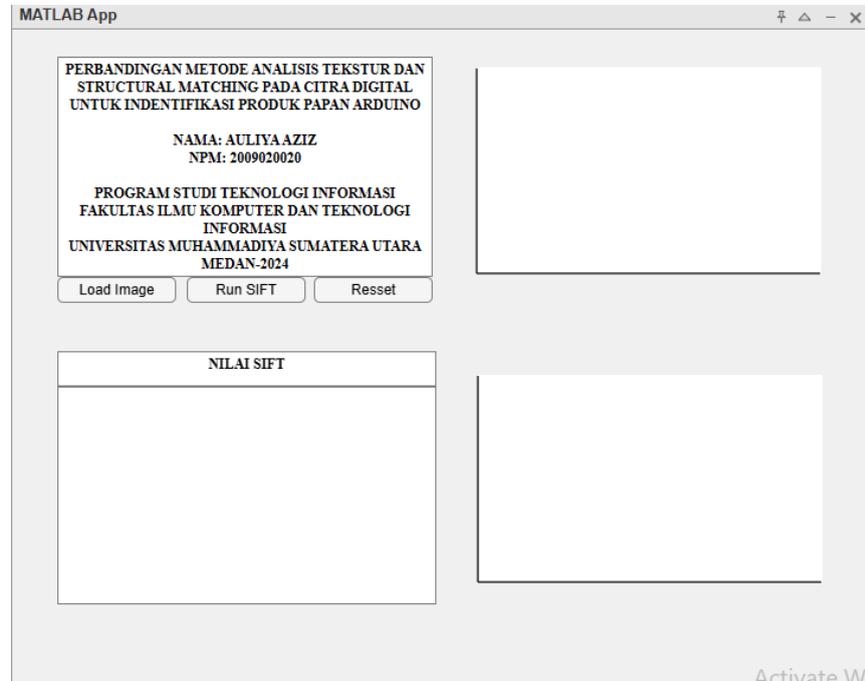
Setelah citra uji dipilih, selanjutnya pengguna dapat melakukan proses ekstraksi fitur citra menggunakan metode GLCM dengan memilih menu GLCM yang terdapat pada aplikasi. Tampilan hasil proses GLCM dapat dilihat pada gambar 4.7.



Gambar 4.7 Tampilan Hasil Proses GLCM

5. Tampilan Aplikasi SIFT

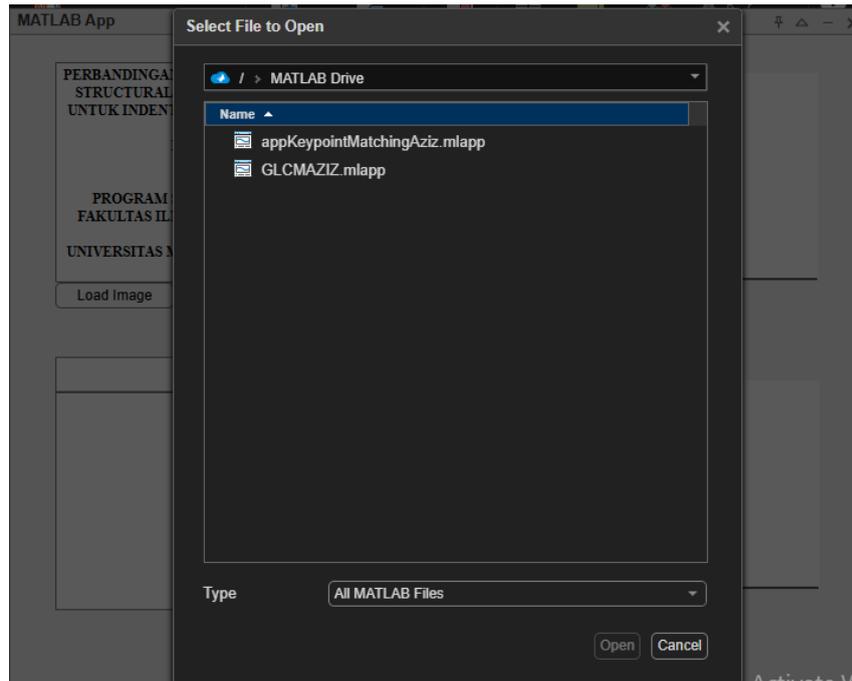
Tampilan dari aplikasi Implementasi Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) Menganalisa Titik sayuran dapat dilihat pada gambar 4.8.



Gambar 4.8 Tampilan Aplikasi SIFT

6. Tampilan Proses Pemilihan Citra Uji SIFT

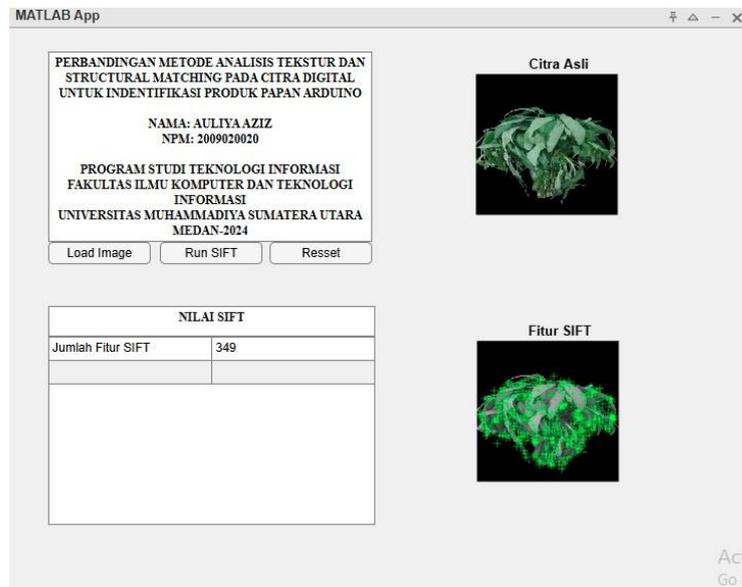
Tampilan dari proses pemilihan citra yang akan diuji menggunakan metode SIFT dapat dilihat pada gambar 4.9.



Gambar 4.9 Tampilan Proses Pemilihan Citra Uji SIFT

7. Tampilan Citra Uji Setelah Dipilih SIFT

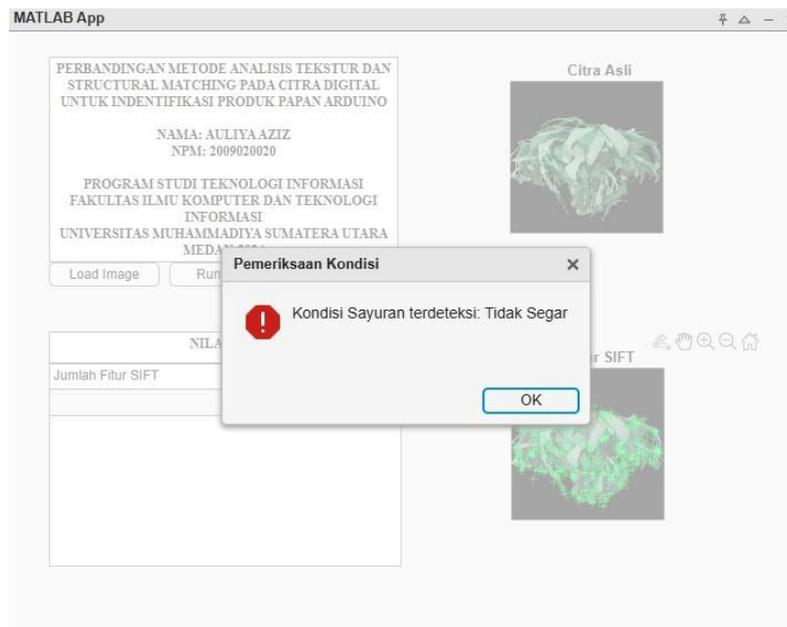
Tampilan yang menggambarkan aplikasi setelah pengguna memilih citra uji dapat dilihat pada gambar 4.10.



Gambar 4.10 Tampilan Citra Uji SIFT Setelah Dipilih

8. Tampilan Hasil Proses SIFT

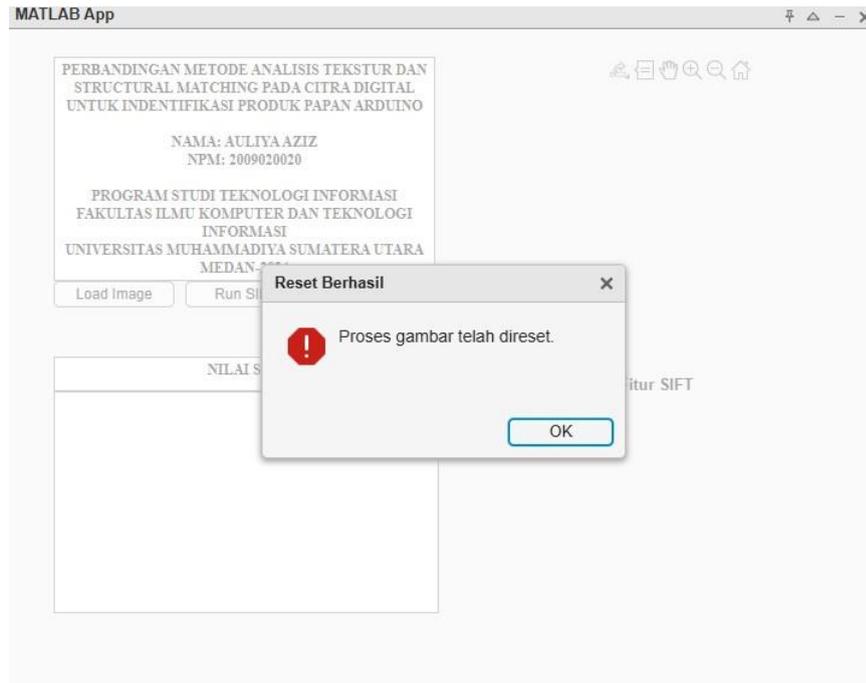
Setelah citra uji dipilih, selanjutnya pengguna dapat melakukan proses jumlah fitur citra menggunakan metode SIFT dengan memilih menu Run SIFT yang terdapat pada aplikasi. Tampilan hasil proses SIFT dapat dilihat pada gambar 4.11.



Gambar 4.11 Tampilan Hasil Proses SIFT

9. Tampilan Hasil Reset SIFT

Setelah citra telah diproses, selanjutnya pengguna dapat melakukan proses reset citra dengan memilih menu Rreset yang terdapat pada aplikasi. Tampilan hasil reset dapat dilihat pada gambar 4.12.

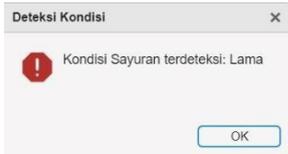


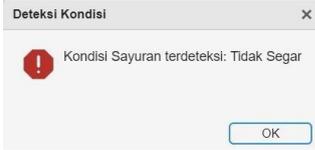
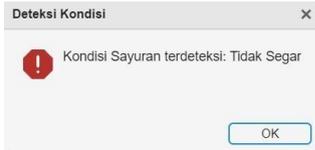
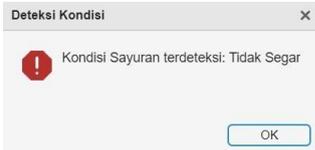
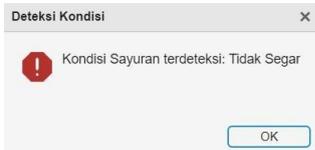
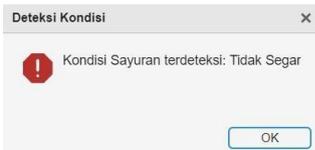
Gambar 4.12 Tampilan Hasil Reset SIFT

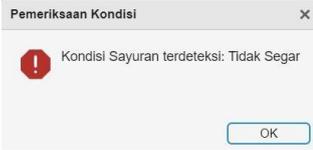
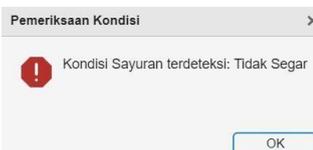
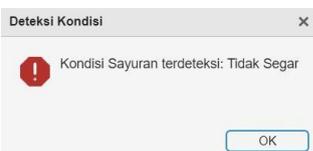
4.8.2 Hasil Pengujian

Dalam pengujian penelitian akan melakukan proses pengujian terhadap citra dari masing-masing sayuran untuk ditampilkan apakah aplikasi akan menghasilkan proses klasifikasi yang sesuai. Hasil pengujian dapat dilihat pada tabel 4.6.

Tabel 4.8 Hasil Pengujian

No	Citra Uji	Hasil Pengujian GLCM	Hasil Pengujian SIFT
1			

No	Citra Uji	Hasil Pengujian GLCM	Hasil Pengujian SIFT
3			
4			
5			
6			
7			
			

No	Citra Uji	Hasil Penujian GLCM	Hasil Pengujian SIFT
9			
10			
			
			
			

Berdasarkan Tabel 4.8 dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Konsistensi Label GLCM:

Semua entri untuk GLCM diberi label "TidakSegar". Ini menunjukkan bahwa dalam tabel uji ini, fitur GLCM selalu mengindikasikan kondisi "TidakSegar".

2. Variasi Label SIFT:

Label "TidakSegar" pada SIFT muncul di sebagian besar entri (1-5, 7-12), menunjukkan bahwa sebagian besar fitur SIFT juga menunjukkan kondisi "TidakSegar".

Label "Lama" pada SIFT muncul hanya pada satu entri (6). Ini menunjukkan adanya variasi dalam kondisi fitur SIFT, dengan satu kasus menunjukkan bahwa fitur SIFT dalam kondisi "Lama" sementara yang lainnya adalah "TidakSegar".

3. Korelasi GLCM dan SIFT:

Pada sebagian besar kasus (1-5, 7-12), GLCM dan SIFT menunjukkan label yang sama ("TidakSegar"), menunjukkan konsistensi antara kedua fitur dalam mengindikasikan kondisi yang sama.

Pada satu entri (6), terdapat perbedaan di mana GLCM adalah "TidakSegar" sementara SIFT adalah "Lama". Ini menandakan bahwa meskipun GLCM menunjukkan kondisi yang tidak segar, fitur SIFT dalam kasus ini menunjukkan kondisi yang lebih lama.

Dengan demikian GLCM selalu menunjukkan label "TidakSegar" dalam tabel uji ini, menunjukkan bahwa fitur GLCM konsisten dalam menunjukkan kondisi tersebut. SIFT menunjukkan label "TidakSegar" di sebagian besar entri tetapi

juga memiliki satu kasus dengan label "Lama", menunjukkan adanya variasi dalam kondisi fitur SIFT. Secara keseluruhan, ada kecenderungan konsistensi antara GLCM dan SIFT dalam banyak kasus, tetapi dengan beberapa perbedaan yang mencerminkan variasi dalam kondisi fitur.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Dalam penelitian ini, telah dilakukan perbandingan antara dua metode utama untuk identifikasi sayuran segar, yaitu metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan metode Scale-Invariant Feature Transform (SIFT). Hasil pengolahan data menunjukkan bahwa kedua metode memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing dalam hal akurasi, kecepatan pemrosesan, dan tingkat kesalahan dalam identifikasi. Metode GLCM lebih fokus pada analisis tekstur citra, sedangkan SIFT lebih menekankan pada pencocokan titik-titik penting dalam citra. Dari pengujian yang dilakukan terhadap 12 jenis sayuran, ditemukan bahwa kedua metode dapat digunakan secara efektif untuk identifikasi sayuran segar, namun dengan hasil yang bervariasi tergantung pada kondisi citra dan jenis sayuran yang diuji.

5.2 Saran

Dalam upaya untuk meningkatkan efektivitas dan akurasi sistem identifikasi sayuran segar, disarankan agar penelitian selanjutnya mempertimbangkan pengembangan metode hybrid yang menggabungkan keunggulan dari Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan Scale-Invariant Feature Transform (SIFT). Kombinasi kedua metode ini diharapkan dapat memanfaatkan analisis tekstur yang kuat dari GLCM dan kemampuan pencocokan fitur yang handal dari SIFT, sehingga menghasilkan sistem yang lebih robust dalam mengenali berbagai jenis sayuran dalam berbagai kondisi. Selain itu, penting untuk memperluas variasi dataset yang digunakan dalam penelitian, dengan

memasukkan citra dari berbagai kondisi pencahayaan, latar belakang, dan sudut pengambilan gambar, guna menguji ketahanan dan keandalan metode dalam situasi nyata. Penelitian ini juga dapat diperkuat dengan melakukan implementasi sistem pengenalan otomatis di lapangan, seperti di industri pertanian atau pasar, untuk mengevaluasi kinerja metode dalam kondisi operasional yang sebenarnya.

Terakhir, eksplorasi terhadap metode lain dalam pengenalan citra, seperti teknik deep learning, juga sangat dianjurkan, karena pendekatan ini memiliki potensi untuk memberikan hasil yang lebih akurat dan efisien dalam identifikasi sayuran segar, serta dapat membuka jalan bagi inovasi lebih lanjut dalam bidang teknologi pengenalan citra. Dengan mengikuti saran-saran ini, diharapkan penelitian di bidang ini dapat terus berkembang dan memberikan kontribusi yang signifikan bagi industri dan teknologi, serta meningkatkan efisiensi dalam proses identifikasi dan klasifikasi sayuran.

DAFTAR PUSTAKA

- Achmad Basuki, N. R. (2005). Metode numerik dan algoritma komputasi. In F. C. Kastuhandani (Ed.), *Monograf* (p. 4:133). Online Public Acces Catalog. <https://opac.perpusnas.go.id/DetailOpac.aspx?id=350925>
- Advernesia. (2020). *Pengertian MATLAB dan Kegunaannya*. <https://www.advernesia.com/blog/matlab/apa-itu-matlab/>
- Agaputra, M. D., Wardani, K. R. R., & Siswanto, E. (2013). Pencarian Citra Digital Berbasis Konten dengan Ekstraksi Fitur HSV, ACD, dan GLCM. *Jurnal Telematika*, 8(2), 8. <https://doi.org/10.61769/telematika.v8i2.73>
- Andono, P. N., Premunendar, R. A., Supriyanto, C., Shidik, G. F., Purnama, I. K. E., & Hariadi, M. (2013). ENHANCEMENT OF 3D SURFACE RECONSTRUCTION OF UNDERWATER CORAL REEF BASE ON SIFT IMAGE MATCHING USING CONTRAST LIMITED ADAPTIVE HISTOGRAM EQUALIZATION AND OUTLIER REMOVAL. *Jurnal Ilmiah Kursor*, 7.1.
- Harahap, H. P. (2017). Pendeteksian Objek Pada Citra Menggunakan Pencocokan Titik-Titik Fitur Berbasis Algoritma SURF dan MSER. *Komputasi: Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer Dan Matematika*, 13(2), 71–79. <https://journal.unpak.ac.id/index.php/komputasi/article/view/142>
- Munawarah, S. K., Prayudi, Y., & Ramadhani, E. (2023). Deteksi Kemiripan Citra Digital Menggunakan Metode Feature Detection Dan Feature Matching Untuk Mendukung Analisa Image Forensic. *Just TI (Jurnal Sains Terapan Teknologi Informasi)*, 15(1), 12–19.
- Neneng, N., Adi, K., & Isnanto, R. (2016). Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Citra Jenis Daging Berdasarkan Tekstur Menggunakan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM). *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 6(1), 1. <https://doi.org/10.21456/vol6iss1pp1-10>

- Novamizanti. (2015). *gray level co-occurrence matrix (glcm)*. Elmech. <https://www.elmechtechnology.com/blog/gray-level-co-occurrence-matrix-glcm>
- Nurmansyah, I. A. (2018). *Pengenalan pola objek sayuran pada citra digital dengan metode*. 116.
- Sari, I. P. (2016). Perancangan dan Simulasi Deteksi Penyakit Tanaman Jagung Berbasis Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode Color Moments dan GLCM. *Seminar Nasional Inovasi Dan Aplikasi Teknologi Di Industri (SENIATI)*, 215–220.
- Siswanto, J., & Savitri, W. D. (2019). Pengukuran Properti Fisik Daun Menggunakan Sistem Visi Komputer untuk Pemantaun Pertumbuhan Tanaman: Laporan Akhir Penelitian Kompetitif Penelitian Terapan. *Ubaya*. <https://repository.ubaya.ac.id/37944/>
- Siswanto, J. (2018). *Estimasi Bobot Telur Menggunakan Jaringan Syaraf*. 24–26.
- Srg, S. A. R., Irhamna, Aldi, M. F., Ramadhan, M., & Siregar, N. L. (2023). Ekstraksi Fitur Citra Berdasarkan Tekstur Dengan Glcm (Gray Level Co-Occurrence). *JUTISAL (Jurnal Teknik Informatika Komputer Universal)*, 3(1), 44–51.
- Sumiharto, R., Putra, R. G., & Demetouw, S. (2020). Methods for Determining Nitrogen, Phosphorus, and Potassium (NPK) Nutrient Content Using Scale-Invariant Feature Transform (SIFT). *International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT)*, 1.
- Yunus, M. (2020). *Feature Extraction: Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)*. Medium. <https://yunusmuhammad007.medium.com/feature-extraction-gray-level-co-occurrence-matrix-glcm-10c45b6d46a1>