



Aplikasi Citra Digital untuk Klasifikasi Kematangan Buah Pepaya

Ulfa Laela R¹, Asriyani Ismail², Raden Wirawan^{3*}, Najirah Umar⁴, Rahmat Hidayat⁵

^{1,4,5}Teknik Informatika, Univeristas Handayani Makassar

²Manajemen Informatika, Universitas Handayani Makassar

³Sistem dan Teknologi Informasi, Institut Teknologi dan Bisnis Nobel Indonesia
radenitebba22@gmail.com

Abstract

There are still many people who use the manual system by looking directly at or guessing the maturity level of papaya fruits, with classification results that are less than optimal. The purpose of this study is to design a digital image application that can be useful in distinguishing the ripeness of naturally ripe papaya fruits and carbites. This application uses 2 extraction features, namely texture and colour, for texture uses Grey Level Cooccurrence Matrks (GLCM), while colour uses Hue, Saturation, Value (HSV) and K-Nearest Neighbour (K-NN) algorithm to classify. The result of this study is the creation of a digital image application, which can help distinguish the ripeness of papaya fruit from the results of the classification of natural ripe and ripe carbine. Based on the test results, 60 training data and 15 testing data were used. By producing an accuracy value of 80% on each testing data that has been carried out.

Keywords: image, GLCM, HSV, K-NN, papaya

Abstrak

Masih banyaknya masyarakat yang menggunakan sistem manual dengan cara melihat secara langsung atau menerka-nerka tingkat kematangan buah pepaya dengan hasil *klasifikasi* yang kurang maksimal. Tujuan pada penelitian ini yaitu merancang sebuah aplikasi citra digital yang dapat berguna untuk membedakan kematangan buah pepaya yang matang alami dan karbit. Aplikasi ini menggunakan 2 fitur ekstraksi yaitu tekstur dan warna, untuk tekstur menggunakan *Grey Level Cooccurrence Matrks* (GLCM), sedangkan warna menggunakan *Hue, Saturation, Value* (HSV) dan algoritma *K-Nearest Neighbour* (K-NN) untuk mengklasifikasikan. Hasil dari penelitian ini adalah pembuatan aplikasi citra digital, yang dapat membantu dalam membedakan kematangan buah pepaya dengan hasil *klasifikasi* matang alami dan matang karbit. Berdasarkan hasil pengujian menggunakan 60 *data training* dan 15 *data testing*. Dengan menghasilkan nilai akurasi sebesar 80% pada setiap *data testing* yang telah dilakukan.

Kata kunci: citra, GLCM, HSV, K-NN, Pepaya

1. Pendahuluan

Buah pepaya merupakan salah satu komoditas buah tropis yang banyak dikonsumsi di seluruh dunia karena nilai gizi yang tinggi dan manfaat kesehatan yang beragam [1]. Di Indonesia, pepaya menjadi salah satu buah yang banyak dibudidayakan dan memiliki nilai ekonomi yang signifikan. Penentuan tingkat kematangan pepaya yang tepat sangat penting untuk memastikan kualitas dan kesegaran buah tersebut sampai ke konsumen [2]. Namun, metode konvensional dalam menentukan kematangan buah pepaya, seperti pengamatan visual oleh pekerja manusia, memiliki kelemahan, yaitu subjektivitas yang tinggi, ketidakakuratan, dan memerlukan waktu serta tenaga yang tidak efisien [3].

Saat ini beberapa petani juga mempercepat kematangan buah, menggunakan senyawa kimia. Banyak cara yang bisa dilakukan untuk melakukan pematangan buah, diantaranya adalah pematangan tradisional,

pengemposan, pematangan dengan karbit, pematangan dengan gas etilen, pematangan dengan *ethephon*, dan menggunakan daun gamal [4].

Cara pematangan yang banyak dilakukan yaitu dengan menggunakan *Calcium Carbida*, adalah senyawa kimia (CaC₂) yang merupakan bahan penghasil gas karbit atau etilen yang dapat memacu kematangan buah [5]. Buah yang dipaksa masak dengan zat kimia *Calcium Carbida* (CaC₂) tidak hanya akan mempengaruhi kualitas, tetapi juga mempengaruhi rasa dan nilai gizi dan juga akan menurunkan kualitas buah, buah yang di karbit biasanya memiliki tekstur buah yang belum matang dan aroma buah tercium bau kimia, biasanya buah akan lebih cepat membusuk [6].

Kemajuan teknologi di bidang pengolahan citra digital telah membuka peluang baru dalam mengatasi permasalahan ini. Teknologi pengolahan citra digital memungkinkan analisis dan pengenalan pola secara

otomatis melalui gambar, yang dapat meningkatkan keakuratan dan konsistensi dalam klasifikasi tingkat kematangan buah [7]. Salah satu metode yang dapat diterapkan adalah algoritma K-Nearest Neighbors (KNN), yang dikenal karena kesederhanaan dan efektivitasnya dalam klasifikasi berdasarkan jarak terdekat dalam ruang fitur [8].

Algoritma KNN dapat digunakan untuk mengklasifikasikan kematangan buah pepaya dengan menganalisis karakteristik citra, seperti warna, tekstur, dan bentuk, yang berhubungan dengan tingkat kematangan [9]. Aplikasi citra digital ini diharapkan dapat memberikan solusi yang lebih cepat, akurat, dan objektif untuk klasifikasi kematangan buah pepaya, yang pada gilirannya dapat meningkatkan efisiensi dalam rantai pasokan dan kepuasan konsumen.

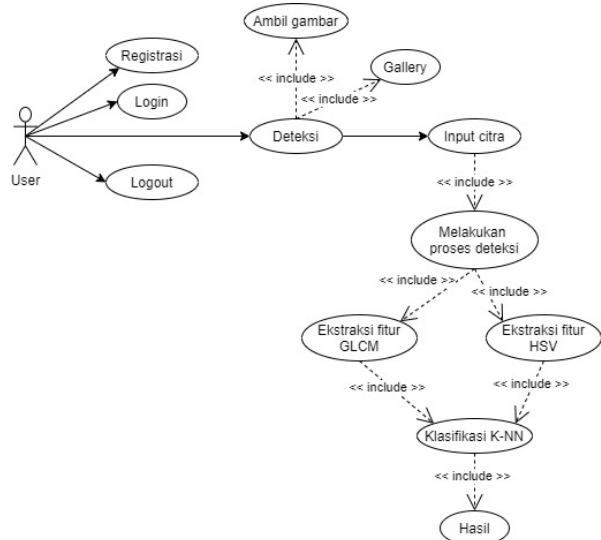
Penelitian yang berjudul “Pendugaan Kelas Mutu Buah Pepaya Berdasarkan Ciri Tekstur Glcm Menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN)” [10] dan penelitian dengan judul “Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Berdasarkan Citra HSV dengan KNN” [11]. Dengan hasil penelitian, pada penerapan algoritma K-NN dapat diterapkan dengan baik dalam sistem klasifikasi kematangan.

Penulis berfokus pada pengembangan dan implementasi aplikasi berbasis citra digital menggunakan algoritma KNN untuk klasifikasi kematangan buah pepaya. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata dalam meningkatkan kualitas kontrol buah pepaya dan memberikan manfaat ekonomi bagi para petani dan pelaku industri buah serta yang nantinya dapat membantu konsumen dalam memilih pepaya layak untuk dikonsumsi.

2. Metode Penelitian

Dalam penelitian ini menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) dengan menggunakan 2 ekstraksi tekstur dan warna yaitu untuk tekstur menggunakan *Grey Level Cooccurrence Matrks* (GLCM) [12], sedangkan warna menggunakan *Hue*, *Saturation*, *Value* (HSV) [13] dan algoritma *K-Nearest Neighbour* (K-NN) untuk mengklasifikasikan [14].

Gambar 1 adalah rancangan use case penelitian yaitu *User* melakukan registrasi akun, setelah itu *user* melakukan login ke aplikasi *user* mengupload atau mengambil gambar buah pepaya, sistem akan melakukan proses deteksi untuk membedakan kematangan buah pepaya dengan menggunakan 2 fitur GLCM dan HSV, kemudian algoritma *K-Nearest Neighbour* (K-NN) untuk memulai proses klasifikasi, sistem akan menampilkan hasil.



Gambar 1. Use Case rancangan aplikasi

Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) adalah salah satu metode pembelajaran mesin yang digunakan untuk klasifikasi data berdasarkan kedekatan jarak antara data yang belum diketahui dengan data yang telah dilabeli sebelumnya [15]. Tahapan proses algoritma KNN yang digunakan untuk klasifikasi kematangan buah pepaya: pertama olah citra dengan GLCM. Pada tahap ini citra yang telah diubah menjadi *grayscale* akan diekstrak dari lima ciri fitur GLCM yaitu *energi*, *entropi*, *korelasi*, *homogeniti*, *kontras*. Menggunakan metode seperti GLCM untuk menggambarkan pola tekstur pada kulit buah papaya [16].

Untuk melakukan ekstraksi ciri warna dalam penelitian ini menggunakan model warna HSV, Sebelum dilakukan pengambilan nilai H, S, V terlebih dahulu dilakukan konversi citra RGB ke HSV, dalam python menggunakan fungsi *rgb_to_hsv* [17]).

Ekstraksi fitur adalah proses untuk mengambil karakteristik utama dari citra yang digunakan untuk klasifikasi. Tabel 1 dan 2 adalah data latih dan data uji dalam penelitian ini.

Tabel 1. Data Latih Nilai Ciri Warna

Citra Ke	Hue	Value	Saturation	Kelas
1	1,189	0,203	0,269	matang alami
2	0,13	0,219	0,291	matang karbit
3	5,584	0,134	0,178	matang alami
4	3,035	0,174	0,231	matang alami
5	0,048	0,022	0,293	matang karbit
6	0,065	0,22	0,292	matang karbit
7	2,056	0,189	0,251	matang alami
8	4,384	0,015	0,199	matang alami
9	2,62	0,18	0,239	matang alami
10	0,437	0,214	0,284	matang karbit
11	0,109	0,219	0,291	matang karbit
12	2,647	0,176	0,234	matang alami
13	0,409	0,215	0,285	matang karbit
14	0,206	0,217	0,288	matang karbit
15	2,994	0,017	0,226	matang alami

Tabel 2. Data Latih Ciri Tektur

Citra ke-	Energi	Entropy	Correlasi	Homogeneti	Kontras	Kelas
1	225,662	0,067	0,381	0,179	0,386	Matang Alami
2	185,579	0,435	2,466	0,147	0,317	Matang Alami
3	145,791	0,874	4,959	0,116	0,249	Matang Alami
4	173,082	0,598	3,394	0,137	0,296	Matang Karbit
5	169,838	0,63	3,572	0,135	0,29	Matang Karbit
6	134,015	0,994	5,636	0,106	0,229	Matang Alami
7	216,754	0,157	0,892	0,172	0,371	Matang Karbit
8	180,581	0,521	2,954	0,143	0,309	Matang Karbit
9	136,327	0,969	5,496	0,108	0,233	Matang Karbit
10	224,898	0,077	0,436	0,179	0,385	Matang Karbit
11	195,345	0,374	2,122	0,155	0,334	Matang Karbit
12	134,109	0,992	5,628	0,106	0,229	Matang Karbit
13	230,902	0,016	0,093	0,183	0,395	Matang Alami
14	216,586	0,157	0,89	0,172	0,371	Matang Alami
15	194,812	0,323	1,834	0,155	0,333	Matang Alami

3. Hasil dan Pembahasan

Dalam penelitian ini proses identifikasi dilakukan dengan menggunakan metode *K-Nearest Neighbour* (KNN). Parameter yang digunakan dalam metode *K-Nearest Neighbour* (KNN) adalah nilai K.

Algoritma *K-Nearest Neighbour* (KNN) akan mengklasifikasikan citra uji ke dalam kelas dengan jumlah anggota terbanyak. Dimana terdapat 15 objek pepaya untuk dibedakan kematangannya.

Hitung jarak antara data latih dengan data uji menggunakan rumus *ecludian distance*. Perhitungan jarak berdasarkan ekstraksi ciri warna dapat diilustrasikan seperti Persamaan 1.

$$d(i) = (H_2 - H_1)^2 + (S_2 - S_1)^2 + (V_2 - V_1)^2 \quad (1)$$

Proses perhitungan jarak dilakukan terhadap ke 15 sampe dan salah satu hasilnya perhitungannya sebagai berikut :

Hasilnya D (1,1)

$$\begin{aligned} & \sqrt{((1,189 - 0,955)^2 \\ & + (0,20ytfccyfc3 - 0,206)^2 \\ & + (0,269 - 0,273)^2(225,662 - 216,586)^2 \\ & + (0,067 - 0,157)^2 + (0,381 - 0,890)^2 \\ & + (0,179 - 0,172)^2 + (0,386 - 0,371)^2)} \\ & = 9,153 \end{aligned}$$

Setelah jarak citra data latih telah diperoleh tahap selanjutnya adalah mengurutkan data berdasarkan jarak terdekat, jarak terdekat yang ingin diurutkan adalah K-5 seperti pada Tabel 3.

Pada penelitian ini, terdapat 15 sampel data uji yang ingin diklasifikasikan ke dalam dua kelas yaitu matang alami dan matang karbit. Setelah menghitung jarak data uji dan data training pada setiap kelas, ditemukan hasil berikut: Pada hasil klasifikasi kelas matang alami di dapatkan 3 kelas.; Sementara untuk hasil klasifikasi kelas matang karbit didapatkan 2 kelas.

Hasil klasifikasi yang di dapatkan dari 15 sampel data yang di uji ini, kelas matang alami memiliki kelas terbanyak dari kelas matang karbit. Berdasarkan jarak K-5 yang dicari pada penelitian ini.

Tabel 3.. Jarak Data Latih dan Data Uji Berdasarkan Ciri Warna dan Tektur

Citra Ke	Kelas	Jarak
1	Matang Alami	9,153
2	Matang Alami	31,105
3	Matang Alami	71,188
4	Matang Alami	82,763
5	Matang Alami	14,316
6	Matang Alami	0,749
7	Matang Alami	22,055
8	Matang Karbit	43,741
9	Matang Karbit	46,884
10	Matang Karbit	2,062
11	Matang Karbit	36,391
12	Matang Karbit	80,447
13	Matang Karbit	8,312
14	Matang Karbit	21,347
15	Matang Karbit	82,711

Setelah jarak citra data latih telah diperoleh tahap selanjutnya adalah mengurutkan data berdasarkan jarak terdekat, jarak terdekat yang ingin di urutkan adalah K-5 seperti pada Tabel 4.

Tabel 4. Nilai tetangga K-5

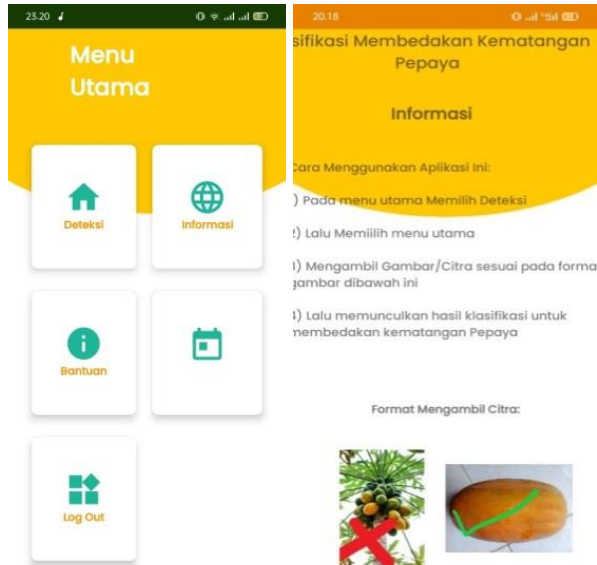
Citra Ke	Kelas	Jarak
1	Matang Alami	0,749
2	Matang Alami	2,062
3	Matang Alami	8,312
4	Matang Karbit	9,153
5	Matang Karbit	14,316
6	Matang Alami	21,347
7	Matang Karbit	22,055
8	Matang Karbit	31,105
9	Matang Karbit	36,391
10	Matang Karbit	43,741
11	Matang Karbit	46,884
12	Matang Karbit	71,188
13	Matang Alami	80,447
14	Matang Alami	82,711
15	Matang Alami	82,763

Pada penelitian ini, terdapat 15 sampel data uji yang ingin diklasifikasikan ke dalam dua kelas yaitu matang alami dan matang karbit. Setelah menghitung jarak data uji dan data training pada setiap kelas, ditemukan hasil berikut: Pada hasil klasifikasi kelas matang alami di dapatkan 3 kelas; Sementara untuk hasil klasifikasi kelas matang karbit di dapatkan 2 kelas.

Hasil klasifikasi yang di dapatkan dari 15 sampel data yang di uji ini, kelas matang alami memiliki kelas

terbanyak dari kelas matang karbit. Berdasarkan jarak K-5 yang dicari pada penelitian ini.

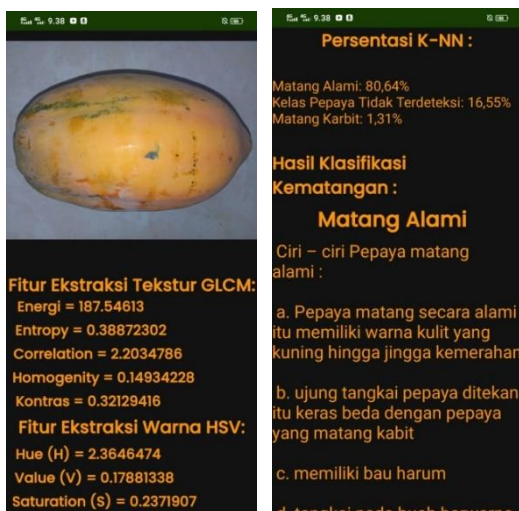
Adapun tampilan dan implementasi dari aplikasi digitalnya dapat dilihat pada Gambar 2, 3, 4 dan 5. Aplikasi ini dimulai dengan halaman tampilan login dari aplikasi, untuk masuk ke dalam aplikasi diperlukan email dan password jika belum mempunyai akun maka terlebih dahulu membuat akun untuk login.



Gambar 2. Tampilan Menu Utama Aplikasi Citra Digital Klasifikasi Kematangan Buah Pepaya

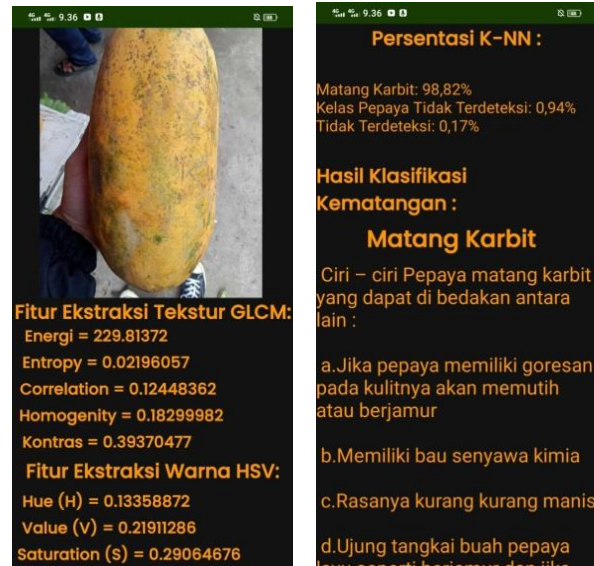
Gambar 2 adalah tampilan menu utama pada aplikasi, setelah user melakukan login sebelumnya, menu utama terdapat menu deteksi, informasi, bantuan dan logout. Dan tampilan menu informasi, yang berisi informasi cara menggunakan aplikasi dan cara-cara mengambil format citra/gambar untuk melakukan deteksi membedakan kematangan buah pepaya.

Pada tampilan halaman menu deteksi untuk membedakan kematangan pepaya, pada menu deteksi ini user dapat mengambil gambar pepaya secara



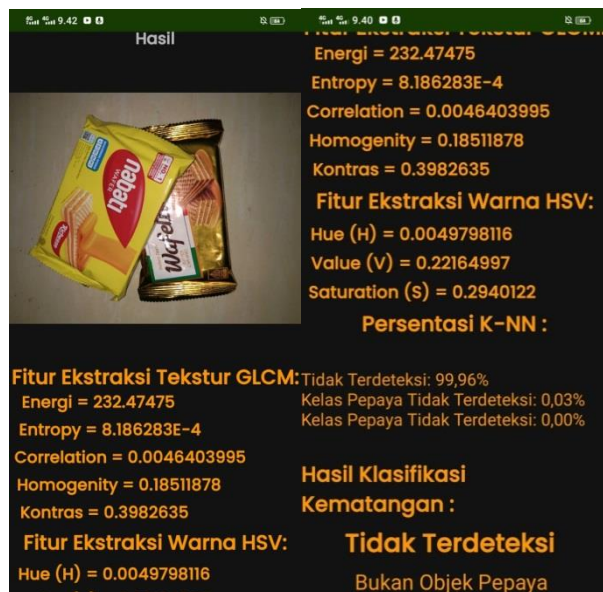
Gambar 3. Hasil implementasi klasifikasi papaya matang alami

Pada Gambar 3 hasil deteksi dalam membedakan kematangan buah pepaya dengan hasil nilai ekstraksi fitur *Grey Level Cooccurrence Matrix* (GLCM), *Hue*, *Saturation*, *Value* (HSV) beserta hasil klasifikasi kematangan matang alami dan juga memberikan ciri-ciri yang dapat membedakan.



Gambar 4. Implementasi hasil klasifikasi papaya matang karbit

Adapun hasil deteksi dalam membedakan kematangan buah papaya pada gambar di atas dengan hasil nilai ekstraksi fitur *Grey Level Cooccurrence Matrix* (GLCM), *Hue*, *Saturation*, *Value* (HSV) beserta hasil klasifikasi kematangan matang karbit dan juga memberikan ciri-ciri yang dapat dibedakan dengan pepaya matang alami dapat dilihat pada Gambar 4 dan 5.



Gambar 5. Hasil klasifikasi objek bukan buah pepaya

Adapun pengujian akurasiya yaitu dapat dilihat pada Tabel 4.

TP (*True Positif*) adalah pepaya matang alami dan setelah di lakukan uji dan benar hasilnya adalah pepaya matang alami.; TN (*True Negatif*) adalah bukan citra

pepaya yang di upload dan setelah di lakukan uji dan hasilnya bukan citra pepaya.; FP (*False Positif*) adalah pepaya matang karbit dan setelah di lakukan uji hasilnya matang alami.; FN (*False Negatif*) adalah bukan citra pepaya yang di upload dan setelah di lakukan uji dan hasilnya bukan citra pepaya.

Tabel 4. Pengujian Akurasi

No	Citra pepaya	Hasil yang diharapkan	Hasil	Keterangan
1		Matang Alami	Matang Alami 72,26%	True Positif
2		Papaya Matang Alami	Matang Alami 97.12%	True Positif
3		Papaya Matang Alami	Matang Alami 88.54%	True Positif
4		Matang Karbit	Matang Alami	False Positif
5		Bukan Citra Pepaya	Bukan Citra Pepaya	True Negatif
6		Matang Karbit	Matang Alami	False Positif
7		Matang Alami	Matang Alami 95.87%	True Positif
8		Matang Karbit	Matang Alami 95.87%	True Negatif
9		Matang Alami	Matang Alami 99.76%	True Positif
10		Bukan Citra Pepaya	Matang Alami 78,34%	False Negatif

Tabel 5. Confusion Matrix

Kelas Prediksi	Aktual Positif	Aktual Negatif
Matang Alami	TP	TN
Matang Karbit	FP	FN

Tabel 5 Confusion matrix menjelaskan pengujian akurasi pada pepaya dengan tingkat prediksi kelas matang alami atau matang karbit dengan persentase hasil dari pengujian akurasi tabel 4 sebelumnya.

Adapun perhitungan persentase confusion matrix K- 5 dapat dilihat pada Persamaan 2, 3, 4 dan 5. Dari hasil pengujian pada dapat disimpulkan bahwa klasifikasi tingkat akurasi matang asli dan karbit rata rata 80% dari objek 15 buah pepaya.

$$\text{Acuration} = (\text{TP} + \text{TN}) / (\text{TP} + \text{FP} + \text{FN} + \text{TN}) \quad (1)$$

$$\begin{aligned} &= (10 + 4) / (10 + 3 + 3 + 4) \\ &= 14/20 \\ &= 0,7 \\ &= 0,7 \times 100 = 70 \% \end{aligned}$$

$$\text{Precision} = (\text{TP}) / (\text{TP} + \text{FP}) \quad (2)$$

$$\begin{aligned} &= (10) / (10+3) \\ &= 0,76 \\ &= 0,76 \times 100 = 76 \% \end{aligned}$$

$$\text{Recall} = (\text{TP})/(\text{TP} + \text{FN}) \quad (3)$$

$$\begin{aligned} &= (10)/(10 + 3) \\ &= 0,76 \\ &= 0,76 \times 100 = 76 \% \end{aligned}$$

$$\text{F-1 Sorce} = \frac{2 \times \text{recall} \times \text{pression}}{\text{recall} + \text{pression}} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} &= (2 \times 76 \times 76) / (76 + 76) \\ &= 11,552 / 152 \\ &= 76 \% \end{aligned}$$

4. Kesimpulan

Dari hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa aplikasi pengolahan citra digital ini hanya berfokus membedakan kematangan buah pepaya matang alami dan matang karbit. Aplikasi menggunakan 2 fitur ekstraksi yaitu tekstur dan warna, untuk tekstur menggunakan *Grey Level Cooccurence Matrks* (GLCM), sedangkan warna menggunakan *Hue, Saturation, Value* (HSV) dan algoritma *K-Nearest Neighbour* (K-NN) untuk mengklasifikasikan. Dari 15 objek pepaya yang diuji hanya 12 yang sesuai dengan matang alami dengan tingkat akurasi sebesar 80% dan 3 objek pepaya yang terklasifikasi matang karbit. Sehingga aplikasi ini layak digunakan untuk membantu konsumen dalam memilih buah pepaya yang baik untuk dikonsumsi.

Daftar Rujukan

- [1] Al Rivan, M. E., & Suherman, J. (2020). Penentuan Mutu Buah Pepaya California (Carica Papaya L.) Menggunakan Fuzzy Mamdani. *Elkha*, 12(2), 76. <https://doi.org/10.26418/elkha.v12i2.41164>
- [2] Wardani, L. A. (2020). KLASIFIKASI JENIS DAN TINGKAT KEMATANGAN BUAH PEPAYA BERDASARKAN FITUR WARNA, TEKSTUR DAN BENTUK MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE. *Publikasi Tugas Akhir S-1 PSTI FT-UNRAM*. <https://begawe.unram.ac.id/index.php/ta/article/view/227>
- [3] Ripeness, P., Papaya, C., & Carica, F. (2015). *Kriteria Kemasakan Buah Pepaya (Carica papaya L .) IPB Callina dari Beberapa Umur Panen*. 6(3), 172–176
- [4] Dwi Nur Aini, D. (2019). PERBEDAAN KANDUNGAN VITAMIN C SELAI CEMPEK PADA PEMERAMAN TRADISIONAL DENGAN PEMERAMAN KARBID. *Angewandte Chemie International Edition*, 6(11), 951–952., 3(1), 5–24.
- [5] Usmayani, S. N., Basuki, E., & Yasa, I. W. S. (2015). PENGGUNAAN KALIAM PERMANGANAT (KMnO 4) PADA PENYIMPANAN BUAH PEPAYA CALIFORNIA (Carica papaya L.) [The Use of Potassium Permanganate (KMnO 4) On Shelf Life of California's Papaya (Carica papaya L.)]. *Jurnal Ilmu Dan Teknologi Pangan*, 1(2), 48–55.
- [6] Wahyu Puspitaningrum, S. (2018). *Identifikasi Mangga Harum Manis Karbitan dan Tidak Karbitan Dengan Learning Vector Quantization Identification Carbide and Non Carbide Harum Manis Mango Using Learning Vector Quantization*. 29–36.
- [7] RD. Kusumanto, A. N. T. (2011). PENGOLAHAN CITRA DIGITAL UNTUK MENDETEKSI OBYEK MENGGUNAKAN PENGOLAHAN WARNA MODEL NORMALISASI RGB RD. *Studies in Environmental Science*, 17(C), 329–332. [https://doi.org/10.1016/S0166-1116\(08\)71924-1](https://doi.org/10.1016/S0166-1116(08)71924-1)
- [8] Elektronika, J., Informasi, T., Khotimah, H., & Nafi, N. (2019). *Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Berdasarkan Citra HSV dengan KNN*. 1(2), 4–7.
- [9] Al Rivan, M. E., Arman, M., & Kennedy, W. (2021). Penentuan Kualitas Buah Pepaya California Menggunakan Metode K-NN. *Jusikom : Jurnal Sistem Komputer Musirawas*, 6(1), 1–8. <https://doi.org/10.32767/jusikom.v6i1.1175>
- [10] Wibowo, F., Hakim, D. K., & Sugiyanto, S. (2018). Pendugaan Kelas Mutu Buah Pepaya Berdasarkan Ciri Tekstur Glcm Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbors. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, 7(1), 100. <https://doi.org/10.23887/janapati.v7i1.12991>
- [11] Khotimah, H., & Nafi'iyah, N. (2019). Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Berdasarkan Citra HSV dengan KNN. *Jurnal Elektronika Listrik dan Teknologi Informasi Terapan*, 1(2), 1–4.
- [12] umarlis, M. (2022). Detecting Diseases on Clove Leaves Using GLCM and Clustering K-Means. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 6(4), 624–631.
- [13] Fauzi, J. F., Tolle, H., & Dewi, R. K. (2018). Implementasi Metode RGB To HSV pada Aplikasi Pengenalan Mata Uang Kertas Berbasis Android untuk Tuna Netra. 2(6), 2319–2325.
- [14] Aminudin, A. (2017). *Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Pepaya Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Berdasarkan Warna Kulit Buah*.
- [15] Himmah, E. F., Widyaningsih, M., & Maysaroh, M. (2020). Identifikasi Kematangan Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Warna RGB Dan HSV Menggunakan Metode K-Means Clustering. *Jurnal Sains Dan Informatika*, 6(2), 193–202. <https://doi.org/10.34128/jsi.v6i2.242>
- [16] Indrayani, L., & Wirawan, R. (2020). Implementation of Gray Level Cooccurence Matrix on the Leaves of Rice Crops. *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer dan Informatika (JITEKI)*, 6(1), 1–10.
- [17] Elektronika, J., Informasi, T., Khotimah, H., & Nafi, N. (2019). *Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Berdasarkan Citra HSV dengan KNN*. 1(2), 4–7.