

Klasifikasi Jenis Buah Jambu Biji Menggunakan Algoritma *Principal Component Analysis* dan *K-Nearest Neighbor*

Rezky Andrian Nugraha¹, Eka Wahyu Hidayat², Neng Ika Kurniati³, Rahmi Nur Shofa⁴

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Siliwangi
E-mail: ¹167006094@student.unsil.ac.id, ²ekawahyu@unsil.ac.id,
³nengikakurniati@unsil.ac.id, ⁴rahmi.shofa@unsil.ac.id

Abstrak – Tingkat kematangan buah jambu biji dapat ditentukan dengan cara melihat berbagai faktor. Bentuk adalah salah satu faktor yang berperan mengidentifikasi objek tertentu. Klasifikasi buah jambu biji dapat dilihat dari bentuk, tekstur maupun warnanya. Bentuk Buah jambu biji cukup beragam mulai dari bulat (*Round shape*) hingga lonjong (*Pear shape*). Maka di bangunlah sebuah aplikasi Matlab untuk menentukan jenis jambu biji berdasarkan warna, bentuk dan teksturnya. *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dapat melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut sehingga hasilnya bisa lebih akurat. *Principal Component Analysis* (PCA) adalah teknik statistik untuk menyederhanakan kumpulan data banyak-dimensi menjadi dimensi yang lebih rendah (*extration feature*). Kombinasi antara *K-Nearest Neighbor* dengan *Principal Component Analysis* menghasilkan akurasi yang cukup tinggi untuk penentuan jenis jambu biji menggunakan data keseluruhan yaitu 45 citra dan dibagi menjadi dua data diantaranya data latih dengan jumlah 36 data jambu biji dan data uji dengan jumlah 9 data jambu biji. Hasil evaluasi yang didapat dari metode PCA dan KNN ini secara keseluruhan adalah rata-rata nilai dari K=2 yaitu 66,66%, K=3 yaitu 77,77%, dan K=4 yaitu 55,55%. Sedangkan untuk kombinasi *K-Nearest Neighbor* dan *Principal Component Analysis* menghasilkan nilai akurasi sebesar 78,70 %.

Kata Kunci — Jambu Biji, K-Nearest Neighbor, Principal Component Analysis

Abstract – The maturity level of guava fruit can be determined by looking at various factors. The shape is one factor that plays a role in identifying certain objects. The classification of guava fruit can be seen from the shape, texture, and color. Guava fruit shape is quite diverse ranging from round (*round shape*) to oval (*pear shape*). So a Matlab application was built to determine the type of guava based on its color, shape, and texture. *K-Nearest Neighbor* can classify objects based on learning data that is closest to the object so that the results can be more accurate. *Principal Component Analysis* (PCA) is a statistical technique for simplifying multi-dimensional data sets into lower dimensions (*extration features*). The combination of *K-Nearest Neighbor* with *Principal Component Analysis* produces a fairly high accuracy for determining the type of guava using a total of 45 images and divided into two data including training data with 36 guava data and test data with 9 guava data. The evaluation results obtained from the *Principal Component Analysis* and *K-Nearest Neighbor* methods Overall can be seen that the average value of K = 2 is 66.66%, K = 3 is 77.77%, and K = 4 is 55.55%. While the combination of *K-Nearest Neighbor* and *Principal Component Analysis* produces an accuracy value of 78,70%.

Keywords — Guava, K-Nearest Neighbor, Principal Component Analysis

1. PENDAHULUAN

Tingkat kematangan buah jambu biji (*psidium guajava*) dapat ditentukan dengan berbagai faktor. Bisa dilihat dari warna, ukuran, dan teksturnya. Kematangan buah jambu juga dapat dilihat dari sisi bentuknya. Dalam pengolahan citra bentuk menjadi salah satu faktor yang berperan

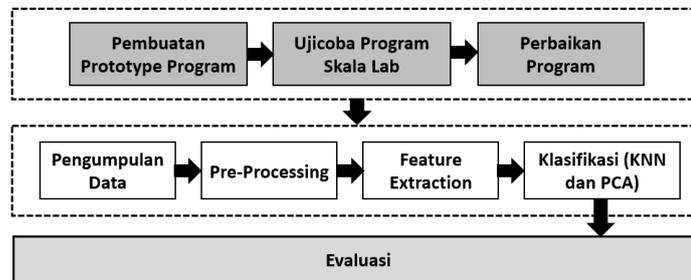
mengidentifikasi objek tertentu, maka kematangan buah jambu biji juga dapat ditentukan berdasarkan bentuknya. Sedangkan untuk klasifikasi buah jambu biji dapat dilihat dari bentuk, tekstur maupun warnanya. Bentuk buah jambu biji cukup beragam mulai dari bulat (*round shape*) hingga lonjong (*pear shape*). Berdasarkan penelitian yang dilakukan [1], di Indonesia pada umumnya buah jambu biji dikenal dengan bijinya yang banyak, walaupun ada juga jenis yang tidak berbiji sama sekali, jambu biji jenis ini dikenal dengan sebutan “jambu sukun”. Selain itu jenis lain dari buah jambu biji diantaranya adalah jambu kristal, jambu bangkok, dan jambu merah. Varian yang berbeda menyebabkan pembeli buah jambu biji di pasar tradisional dibingungkan karena banyaknya varian jenis buah biji jambu.

Untuk melakukan klasifikasi terhadap objek apapun dengan pendekatan image processing ada dua cara. Untuk mengklasifikasi buah jambu biji dapat dilakukan secara destruktif dan non-destruktif [3]. Klasifikasi kematangan buah jambu biji secara destruktif dilakukan dengan membuka buah jambu biji untuk mengetahui jenisnya berdasarkan warna daging dan biji. Dengan cara non destruktif dilakukan tanpa merusak fisik dari buah jambu. Cara terbaik yang dapat dilakukan adalah dengan pendekatan non-destruktif. Klasifikasi jenis buah jambu biji dengan pendekatan non destruktif dapat dilakukan dengan menerapkan *K-Nearest Neighbor* (K-NN) untuk menentukan jenis buah jambu biji berbasis image processing. Klasifikasi dengan pendekatan image processing telah dilakukan untuk klasifikasi jenis peppek [4], cabai [5], buah mangga [6], tomat [7], jambu biji merah [8], daging [9]. Alasan dipilihnya metode K-Nearest Neighbor hampir sama seperti [1], [2], [4], [9], [10] karena dapat melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut sehingga dapat membantu menentukan jenis buah jambu biji. Penggunaan KNN dilakukan dengan cara mengekstraksi ciri citra buah jambu biji dengan ekstraksi ciri warna, ciri bentuk, dan ciri tekstur. Ekstraksi ini akan menghasilkan data yang akan diproses dengan pendekatan *Principal Component Analysis* (PCA) [11]. Dalam jurnal [2] kelebihan K-NN antara lain adalah adanya kemampuan menangani data yang memiliki banyak noise dan lebih efektif dengan data latih yang besar dibandingkan dengan metode lainnya.

Dalam makalah ini akan dilakukan pengklasifikasian buah jambu biji dengan diawali membuat aplikasi sebagai perangkat analisa menggunakan bahasa pemrograman Matlab. Bahasa pemrograman ini merupakan bahasa pemrograman yang dikhususkan untuk kebutuhan komputasi teknis, visualisasi dan pemrograman seperti komputasi matematik, analisis data, pengembangan algoritma, simulasi, pemodelan dan grafik-grafik perhitungan sehingga sangat sesuai dengan penelitian yang akan dilakukan. Metode yang akan dipakai untuk melakukan proses klasifikasi jenis buah jambu biji yaitu menggunakan metode K-NN alasan dipilihnya metode ini karena dapat melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut sehingga hasilnya bisa lebih akurat. Manfaat dari penelitian ini adalah prototype aplikasi yang digunakan dapat membantu user dalam mengklasifikasi buah jambu biji dan juga pengguna aplikasi dapat mengenali jenis buah jambu biji.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Tahapan Penelitian



Gambar 1. Tahapan penelitian

Tahapan penelitian pada Gambar 1. diatas menjelaskan tentang langkah-langkah yang dilakukan dalam penyelesaian masalah. Tahapan pertama adalah pembuatan prototype program dengan menerapkan algoritma K-NN dan PCA menggunakan bahasa pemrograman Matlab. Pembuatan program di arahkan untuk membuat prototype program pengolahan citra. Pengolahan

citra merupakan istilah umum untuk berbagai teknik yang ada untuk memanipulasi dan memodifikasi citra dengan berbagai cara. Pengolahan citra adalah proses pengolahan sinyal yang masukannya berupa citra dan akan menghasilkan keluaran citra atau sekumpulan karakteristik atau yang berhubungan dengan citra untuk tujuan tertentu. Tujuan pengolahan citra pada awalnya untuk meningkatkan kualitas citra, namun seiring dengan perkembangan dunia komputasi yang ditandai dengan meningkatnya kapasitas dan kecepatan pemrosesan komputer serta munculnya ilmu pengetahuan dan teknologi komputasi yang memungkinkan kita untuk mengambil informasi dari suatu citra, maka pengolahan citra tidak dapat dilepaskan dengan bidang computer vision [3].

Setelah program terbentuk dan sudah sesuai dengan kebutuhan fungsionalnya, selanjutnya dilakukan persiapan dan pengimplementasian. Persiapan dilakukan dengan mengumpulkan berbagai data image dan dilakukan preprocessing. Proses preprocessing dilakukan dengan penyamaan ukuran data image, pelabelan, dan pembagian data latihan dan data uji. Preprocessing juga dilakukan proses perubahan data dari citra warna ke citra *grayscale*. Citra *grayscale*, yaitu citra yang nilai pixel-nya merepresentasikan derajat keabuan atau intensitas warna putih. Nilai intensitas paling rendah merepresentasikan warna hitam dan nilai intensitas paling tinggi merepresentasikan warna putih. Pada umumnya citra *grayscale* memiliki kedalaman pixel 8 bit (256 derajat keabuan), tetapi ada juga citra *grayscale* yang kedalaman pixel-nya bukan 8 bit, misalnya 16 bit untuk penggunaan yang memerlukan ketelitian tinggi [4].

2.2. Principal Component Analysis

PCA adalah teknik statistik untuk menyederhanakan kumpulan data banyak-dimensi menjadi dimensi yang lebih rendah (extraction feature). Konsep penggunaan PCA meliputi perhitungan nilai-nilai simpangan baku, matriks kovarian, nilai karakteristik (eigen value) dan vektor karakteristik (eigen vector). PCA dapat menggunakan metoda kovariansi atau korelasi [5]. Dalam hal ini digunakan metode kovariansi dengan algoritma berikut, mengumpulkan data dalam bentuk matrix tingkat-keabuan X dari hasil dekomposisi wavelet ikan gurame berukuran M x N. Misalkan adalah vektor N x 1:

- (i) Menghitung rata-rata:

$$\bar{x} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (1)$$

- (ii) Menghitung selisih rata-rata:

$$\Phi_i = x_i - \bar{x} \quad (2)$$

- (iii) Menentukan matriks kovarian. Dari matriks X=[Φ1 Φ2 ... ΦM] (matriks NxM).
Hitung Konvarian :

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = XX^T \quad (3)$$

- (iv) Menentukan nilai karakteristik dan vektor karakteristik dari matriks kovarian

$$C : \lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_N \quad (4)$$

$$C : u_1, u_2, \dots, u_n$$

- (v) Mengurutkan vektor karakteristik u dan nilai karakteristik λ dalam matriks diagonal dalam urutan menurun sesuai dengan nilai peluang kumulatif terbesar untuk tiap vector karakteristik sehingga diperoleh nilai-nilai karakteristik yang dominan.

2.3. K-Nearest Neighbor

Algoritma K-NN adalah sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data training yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. Pengelompokan suatu data baru berdasarkan jarak data baru itu ke beberapa data/tetangga (neighbor) terdekat. Dalam hal

ini jumlah data/tetangga terdekat ditentukan oleh user yang dinyatakan dengan k. Misalkan ditentukan k=5, maka setiap data testing dihitung jaraknya terhadap data training dan dipilih 5 data training yang jaraknya paling dekat ke data testing [6].

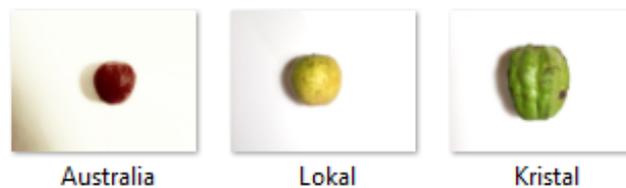
Tahapan – tahapan dari K-Nearest Neighbor dijelaskan sebagai berikut :

1. Banyaknya parameter K yang dipakai pada aplikasi ada 3 (K = 2, 3, 4) di pertimbangkan berdasarkan banyak data.
2. Menghitung jarak antara data baru yang ditanyakan dengan seluruh sampel data pelatihan dengan menggunakan metode eulidean distance.
3. Urutkan seluruh jarak berdasarkan jarak minimum dan tetapkan. persekitaran sesuai dengan nilai K.
4. Sesuaikan klasifikasi dari kategori Y dengan persekitaran yang telah ditetapkan.
5. Gunakan kelas dengan jumlah terbanyak sebagai dasar menentukan kelas dari data baru yang ditanyakan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Data Citra dan Preprocessing

Data citra yang digunakan dalam penelitian ini dimulai dengan pengambilan sampel 3 jenis buah jambu biji yaitu jambu biji australia, jambu biji kristal, dan jambu biji pasar minggu (jambu lokal). Data citra dibagi dua citra yaitu data citra latih dan data citra uji. Total citra yang digunakan sebanyak 45 citra, dengan citra uji sebanyak 9 citra dan citra latih sebanyak 36 citra. Pada tahap ini peneliti melakukan preprocessing terhadap citra. Proses yang dilakukan yaitu mengubah ulang ukuran pada citra dan memisahkan background dengan objek. Kemudian dilakukan Cropping gambar menjadi 640x480 piksel.



Gambar 2. Jenis-jenis jambu yang digunakan

3.2. Citra Data Latih dan Citra Data Uji

Citra data latih yaitu data yang berisi nilai yang digunakan untuk menentukan kelas yang cocok. Sedangkan citra data uji adalah data yang berisi data baru yang akan diklasifikasikan oleh model yang telah dibuat dan diketahui nilai akurasi dari proses klasifikasi. Penelitian ini memberikan gambaran dari hasil penelitian. Hasil dari data uji dan data latih tersebut akan mendapatkan kecocokan dalam klasifikasi jenis jambu biji berdasarkan citra warna, bentuk, dan tekstur. Pada tabel 1, tabel 2, dan tabel 3 yaitu data hasil pelatihan akurasi dari setiap model k yang diinputkan.

Tabel 1. Hasil Data Latih K = 2

No	Input Jenis	Dikenali	Tidak Dikenali	Akurasi
1	Australia	12	0	100%
2	Kristal	12	0	100%
3	Lokal	6	6	50%
	Jumlah	30	6	
			Rata - rata	83,33%

Tabel 2. Hasil Data Latih K = 3

No	Input Jenis	Dikenali	Tidak Dikenali	Akurasi
1	Australia	12	0	100%
2	Kristal	8	4	66%
3	Lokal	9	3	75%
	Jumlah	29	7	
			Rata - rata	80,55%

Tabel 3. Hasil Data Latih K = 4

No	Input Jenis	Dikenali	Tidak Dikenali	Akurasi
1	Australia	12	0	100%
2	Kristal	10	2	83%
3	Lokal	4	8	33%
	Jumlah	26	10	
			Rata - rata	72,22%

3.3. Pelatihan K-Nearest Neighbor

Tahap ini K-NN dibentuk dari beberapa masukan data berupa ekstraksi ciri. Pada penelitian ini ada 3 jenis yaitu berdasarkan warna, bentuk, dan tekstur. Untuk warna menggunakan metode RGB dan HSV, untuk bentuk menggunakan metode Metric dan Eccentricity, untuk tekstur menggunakan metode Ciri orde pertama antara lain : mean, variance, skewness, kurtosis, dan entropy dan Ciri orde dua antara lain : Angular Second Moment, Contrast, Correlation, Variance, Inverse Different Moment, dan Entropy.

Australia	0,5277	0,78511	0,4753	0,2429	0,8105	102,435	7462,13	0,66276	-1,2017	7,1107	0,002892	460,02	0,96859	7092,763	0,3273	11,601
Australia	0,4214	0,76644	0,4746	0,33883	0,9547	105,626	7880,78	0,63809	-1,2306	7,0962	0,005417	411,821	0,97347	7555,758	0,3289	11,598
Australia	0,6154	0,78657	0,4683	0,31659	0,9184	104,563	7797,503	0,66138	-1,2234	7,0911	0,003816	362,576	0,97634	7482,537	0,3068	11,663
Australia	0,4316	0,66851	0,5488	0,36936	0,8228	129,242	8538,876	0,16438	-1,6959	7,2425	0,005031	409,263	0,9759	8286,259	0,2509	12,1
Australia	0,4976	0,66414	0,5189	0,68456	0,9304	120,15	7599,729	0,20972	-1,545	7,2022	0,002477	247,008	0,98357	7395,202	0,3671	11,346
Australia	0,4598	0,73342	0,4765	0,32182	0,9291	105,633	7046,693	0,62892	-1,1327	7,3182	0,002839	572,947	0,95868	6647,291	0,2555	12,368
Australia	0,4087	0,77057	0,4626	0,57244	0,8756	103,291	7613,693	0,65207	-1,2144	7,0051	0,003561	302,439	0,97982	7341,97	0,3395	11,341
Australia	0,2959	0,60987	0,5423	0,31959	0,8596	125,094	6597,421	0,17432	-1,3294	7,6366	0,003189	415,779	0,96819	6326,991	0,2329	12,791
Australia	0,2394	0,75719	0,4645	0,30184	0,8606	99,9556	6595,825	0,76627	-0,8725	7,3267	0,002424	464,418	0,9641	6235,711	0,2804	12,207
Australia	0,5525	0,72539	0,4643	0,2343	0,8534	99,0172	6682,468	0,72711	-0,9591	7,2532	0,002356	318,681	0,97569	6394,352	0,2829	12,002
Australia	0,324	0,65716	0,5353	0,30475	0,9088	123,327	7143,539	0,18042	-1,4647	7,5082	0,003328	354,44	0,97496	6900,919	0,2606	12,416
Australia	0,5396	0,76758	0,4686	0,55773	0,41	122,495	7758,005	0,16274	-1,6178	7,2219	0,002501	192,472	0,98748	7588,886	0,3658	11,387

Gambar 3. Data ekstraksi buah jambu biji australia

Kristal	0,1673	0,53988	0,5055	0,68167	0,9179	142,464	3815,905	0,64642	-0,66	7,0023	0,010491	191,4	0,97453	3661,448	0,2741	11,633
Kristal	0,1803	0,58345	0,56	0,49323	0,9456	145,924	2801,481	0,95455	-0,1726	6,9177	0,005536	170,909	0,96885	2658,106	0,2826	11,433
Kristal	0,1662	0,55487	0,5756	0,61639	0,903	158,692	3689,295	0,36021	-1,1221	6,8382	0,018404	146,079	0,98001	3580,067	0,3122	11,208
Kristal	0,172	0,55571	0,4997	0,68091	0,8873	141,015	3683,705	0,82132	-0,5443	6,9256	0,009553	207,463	0,97139	3522,405	0,277	11,54
Kristal	0,1669	0,57366	0,5986	0,35513	0,916	159,191	3080,492	0,47248	-0,8788	6,9542	0,012144	109,14	0,98206	2987,688	0,3239	11,189
Kristal	0,1734	0,55272	0,6166	0,56256	0,9056	163,442	2931,974	0,43307	-0,8631	6,8735	0,013951	119,882	0,9793	2835,088	0,2912	11,314
Kristal	0,1651	0,58495	0,5976	0,40868	0,3665	158,41	3086,354	0,46936	-0,7771	6,8623	0,013385	166,209	0,97273	2964,424	0,2944	11,344
Kristal	0,1645	0,55847	0,6386	0,66148	0,9104	165,887	2661,852	0,26808	-0,8095	7,0632	0,006529	141,022	0,97317	2557,782	0,3132	11,386
Kristal	0,1711	0,56071	0,5977	0,57781	0,9307	160,163	3292,049	0,40145	-0,985	6,9151	0,013608	121,07	0,98139	3192,716	0,3043	11,259
Kristal	0,183	0,57425	0,488	0,46235	0,3674	139,83	3922,273	0,85138	-0,7058	6,8521	0,010322	198,491	0,97431	3763,574	0,2973	11,348
Kristal	0,1747	0,59282	0,5662	0,51756	0,9084	150,411	2939,069	0,64629	-0,5735	7,2332	0,002581	115,574	0,98002	2834,489	0,3055	11,634
Kristal	0,1657	0,5522	0,567	0,60414	0,9204	152,861	3244,14	0,51539	-0,7438	7,087	0,008166	219,241	0,96574	3089,806	0,2523	11,919

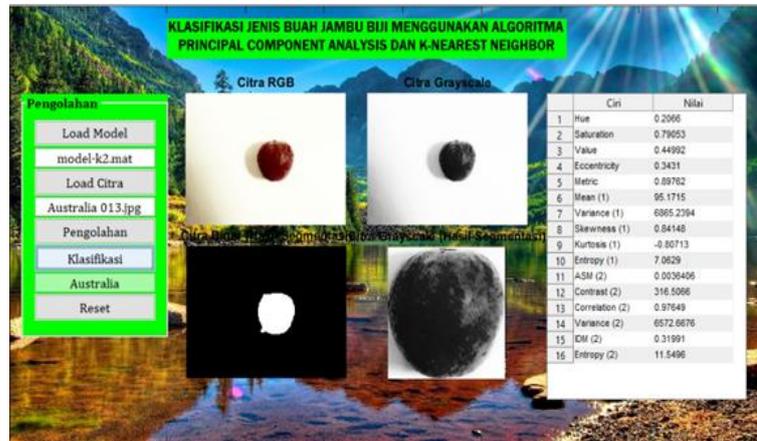
Gambar 4. Data ekstraksi buah jambu biji kristal

Lokal	0,1378	0,58841	0,7527	0,56498	0,9169	187,531	2647,883	-0,41169	-0,8974	6,9608	0,011126	93,977	0,98217	2588,01	0,32	11,147
Lokal	0,1417	0,57912	0,6673	0,58198	0,9481	171,717	2878,865	-0,05968	-0,7748	7,219	0,00552	114,222	0,97999	2796,774	0,2939	11,648
Lokal	0,1637	0,59762	0,5924	0,55018	0,9336	158,793	3209,544	0,46478	-0,9331	6,9825	0,012235	98,7633	0,98442	3120,395	0,2992	11,325
Lokal	0,1339	0,60089	0,7256	0,56724	0,9456	179,622	2807,157	-0,30404	-0,9178	7,236	0,003822	98,0067	0,98243	2739,965	0,3063	11,503
Lokal	0,146	0,56968	0,6444	0,49979	0,9466	168,511	2557,401	0,34736	-0,8265	6,9809	0,007066	116,904	0,97684	2465,91	0,3012	11,338
Lokal	0,1845	0,6114	0,5311	0,56388	0,924	144,3	3699,394	0,77938	-0,7247	6,8355	0,013689	147,433	0,97975	3566,854	0,3111	11,146
Lokal	0,1277	0,60327	0,746	0,53041	0,9323	182,435	2399,566	-0,08779	-0,8934	6,9082	0,011439	130,487	0,97259	2315,096	0,2937	11,311
Lokal	0,1644	0,57396	0,6035	0,52756	0,9541	160,769	2974,441	0,5293	-0,918	6,9549	0,010535	107,709	0,98167	2884,511	0,2982	11,334
Lokal	0,1771	0,59108	0,5252	0,57093	0,938	145,086	3796,805	0,6865	-0,7865	6,9703	0,010676	167,091	0,97765	3654,331	0,2961	11,395
Lokal	0,1641	0,61025	0,563	0,44052	0,9501	153,58	3617,916	0,43732	-1,0729	7,2115	0,004573	115,56	0,98384	3517,599	0,3042	11,533
Lokal	0,1646	0,6037	0,5883	0,47435	0,9413	159,625	3421,16	0,39368	-1,0334	7,0334	0,012369	94,9613	0,98597	3336,461	0,3115	11,344
Lokal	0,164	0,59882	0,5764	0,5355	0,9401	156,558	3349,123	0,50302	-0,9548	7,0376	0,00962	100,492	0,9848	3255,525	0,3043	11,358

Gambar 5. Data ekstraksi buah jambu biji lokal

3.4. Pengujian

Setelah diperoleh K-NN dari hasil training, selanjutnya dilakukan pengujian pada seluruh data testing yang telah disiapkan. Pengujian ini menggunakan 4 citra pada 3 jenis jambu biji. Data berjumlah 45 citra untuk menguji jenis jambu biji berdasarkan warna, bentuk dan tekstur menggunakan *Principal Component Analysis* dengan klasifikasi K-NN.



Gambar 6. Interface Program

Cara kerja User Interface (UI) berdasarkan gambar 5 yaitu pertama klik tombol “Load Model” untuk memilih nilai K yang ingin diinputkan. Kemudian klik tombol ‘Load Citra” untuk memilih citra buah jambu yang ingin di uji yang telah di kumpulkan pada tahap pengumpulan data. Ketika citra sudah dipilih, klik tombol “Pengolahan” untuk mengubah citra RGB menjadi citra grayscale, citra biner, dan hasil segmentasi.

Selanjutnya klik tombol “Klasifikasi” untuk mengetahui hasil prediksi yang akan muncul pada kotak dan akan diambil label nama jenis jambu yang di klasifikasikan dengan K-NN. Terakhir klik tombol “Reset” untuk menghapus seluruh aktivitas yang telah dilakukan. Data pada tabel 1, 2, dan 3 menjelaskan data dari uji citra baik yang dikenali maupun yang tidak dikenali dari jenis jambu yang berbeda menggunakan K=2, K=3, maupun K=4.

Tabel 4. Hasil Data Uji K = 2

No	Input Jenis	Dikenali	Tidak Dikenali	Akurasi
1	Australia	3	0	100%
2	Kristal	3	0	100%
3	Lokal	0	3	0%
	Jumlah	6	3	
			Rata - rata	66,66%

Tabel 5. Hasil Data Uji K = 3

No	Input Jenis	Dikenali	Tidak Dikenali	Akurasi
1	Australia	3	0	100%
2	Kristal	2	1	66,66%
3	Lokal	2	1	66,66%
	Jumlah	7	2	
			Rata - rata	77,77%

Tabel 4. Hasil Data Uji K = 4

No	Input Jenis	Dikenali	Tidak Dikenali	Akurasi
1	Australia	3	0	100%
2	Kristal	2	1	66,66%
3	Lokal	0	3	0%
	Jumlah	5	4	
			Rata - rata	55,55%

3.5. Evaluasi Hasil

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan sesuai dengan tujuan penelitian bahwa metode K-Nearest Neighbor dan Principal Component Analysis dapat diterapkan pada klasifikasi jenis buah jambu biji. Dari beberapa skenario uji coba yang telah dipakai untuk nilai akurasi terbaik ada pada K=2 dengan rata-rata sebesar 83,33% untuk data latih dan 66,66% untuk data uji. Informasi yang disampaikan dapat dipahami dengan mudah serta semua fungsi berjalan dengan baik. Kekurangan pada sistem uji coba hanya dilakukan pada matlab, tidak dibuat berupa aplikasi.

4. SIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan pengujian yang dilakukan dari penelitian ini yaitu untuk membuat sebuah sistem klasifikasi jenis jambu biji menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN) menggunakan Matlab. Maka diperoleh hasil sebagai berikut : Telah dibuatnya sebuah sistem untuk klasifikasi jenis jambu biji menggunakan metode k-nearest neighbor dan untuk ekstraksi menggunakan metode Principal Component Analysis. Data yang dapat diperoleh dari hasil klasifikasinya berupa data citra RGB, citra grayscale, citra biner, dan citra grayscale (hasil segmentasi). Pengujian yang telah dilakukan menggunakan data latih terhadap 36 citra menghasilkan nilai data latih K=2 rata-rata sebesar 83,33%, data uji K=3 rata-rata sebesar 80,55%, dan data uji K=4 rata-rata sebesar 72,22%. Pengujian yang telah dilakukan menggunakan data uji terhadap 9 citra menghasilkan nilai akurasi untuk K=2 rata-rata sebesar 66,66%, untuk K=2 rata-rata sebesar 66,66%, untuk K=2 rata-rata sebesar 66,66%. Tingkat akurasi dari penggunaan prototype program yang dibuat dipengaruhi jumlah data, maka perlu dilakukan penambahan data uji dan data latih dengan berbagai variasi data sehingga dapat terlihat performa dari prototype program yang dibuat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. D. Damara, "Identifikasi Jenis Jambu Biji Berdasarkan Tulang Daun Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (KNN)," Jurnal Universitas Nusantara PGRI Kediri, PP. 1-11, 2017.
- [2] M. Nanja and P. Purwanto, "Metode K-Nearest Neighbor Berbasis Forward Selection Untuk Prediksi Harga Komoditi Lada," Jurnal Pseudocode, Vol. 2, No. 1, PP. 53-64, 2015.
- [3] Donowarti, I., Qomarudin, "Pengembangan Metode Teknik Image Processing Untuk Pemutuan (Grading) Buah Pisang Cavendis Segar Secara Nondestruktif, Jurnal Ilmu-ilmu Pertanian, "Universitas Wisnuwardhana Malang. Vol. 10, No. 2, PP. 130-143, 2016.
- [4] H. Surahman, A. Fuja, and I. Rubandi, "Pengenalan Jenis Pempek Menggunakan Metode Canny & K-Nearest Neighbor (KNN) Berdasarkan Bentuknya," No. 14, PP. 1-11. 2017
- [5] Ananto, D.I., Murinto, "Aplikasi Pengolahan Citra Mendeteksi Kualitas Cabai Berdasarkan Tingkat Kematangan Menggunakan Transformasi Warna Ycber, "Jurnal Sarjana Teknik Informatika, Universitas Ahmad Dahlan. Vol. 3, No. 1, PP. 283-293, 2015
- [6] Edha, H., Sitorus, H.S., Ristiani, U, "Penerapan Metode Transformasi Ruang Warna Hue Saturation Intensity (Hsi) Untuk Mendeteksi Kematangan Buah Mangga Harum Manis, "Jurnal Komputer dan Aplikasi, Universitas Tanjungpura, Vol. 08, No. 1. PP. 1-10, 2020
- [7] Ferdiansyah, R.M., Firdausy, K., Sutikno, T, "Sistem Seleksi Kematangan Buah Tomat Waktu-Nyata Berbasis Nilai Rgb,"Telkomnika, Universitas Ahmad Dahlan. Vol. 4, No. 3. PP. 211-216, 2006.

- [8] Hidayat, F.I., Harahap, L.A., Panggabean, S, “Identifikasi Kematangan Buah Jambu Biji Merah (*Psidium Guajava*) Dengan Teknik Jaringan Syaraf Tiruan Metode Backpropagation,” *Keteknikan Pertanian, USU Medan*. Vol. 5 No. 4. PP. 826-835, 2017
- [9] E. Budianita, J. Jasril, and L. Handayani, “Implementasi Pengolahan Citra Dan Klasifikasi K-Nearest Neighbour Untuk Membangun Aplikasi Pembeda Daging Sapi Dan Babi, “ *J. Sains dan Teknol. Ind.*, Vol. 12, No. 2, PP. 242–247, 2015
- [10] R. Wulanningrum, “Penggunaan Algoritma K – Nearest Neighbor Untuk Identifikasi Citra Kamboja, *Generation Journal*,” Vol. 2, No. 2, PP. 52-61, 2018
- [11] Herfina, “Pengenalan Pola Bentuk Bunga Menggunakan Principle Component Analysis,” *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Multimed.*, No. 7, PP. 25–30, 2013.