

Deteksi Kelayakan Anggur untuk Dikonsumsi Berdasarkan Tekstur dan Warna Menggunakan K-Nearest Neighbor

Wiranti Maharani^{1*)}, Fauzan Nusyura²⁾, Farah Zakiyah Rahmanti³⁾

^{1,2,3}Jurusan Teknologi Informasi, Fakultas Teknologi Informasi dan Bisnis, Institut Teknologi Telkom Surabaya
^{1,2,3}Jl. Ketintang No.156, Ketintang, Kec. Gayungan, Surabaya, Jawa Timur, 60231, Indonesia

email: ¹wirantimaharani@student.itelkom-sby.ac.id, ²fauzann@ittelkom-sby.ac.id, ³farah.zakiyah@ittelkom-sby.ac.id

Abstract – Grape growers want fruit with high quality and ready to be marketed. However, grape growers select grapes solely on the basis of subjective vision to distinguish the quality of the grapes, such as examining the appearance of a different texture, color that changes abnormally or just from touch. Based on these problems, the proposed solution uses a statistical approach to retrieve information from images using texture and color feature extraction and K-Nearest Neighbor which is used to classify data based on the closest distance. This system uses an Android-based smartphone so that farmers can have decent and good quality green grapes to be marketed and consumed by consumers. This system utilizes as many as 132 image data using RGB color feature extraction and a 2nd order statistical approach to the GLCM parameter Correlation, Contrast, Homogeneity, Dissimilarity method. Produces the highest accuracy value of 95% with a value of $k = 7$. So it can be concluded that the classification model using KNN can detect the suitability of grapes based on color and texture.

Abstrak – Pekebun buah anggur menginginkan buah dengan kualitas tinggi dan siap untuk dipasarkan di pasar. Namun pekebun anggur memilih buah anggur hanya berdasarkan penglihatan secara subyektif untuk membedakan kualitas buah anggur tersebut, seperti pemeriksaan penampilan yang memiliki tekstur berbeda, warna yang berubah secara tidak wajar maupun hanya dari sentuhan. Berdasarkan permasalahan tersebut, solusi yang diusulkan menggunakan pendekatan statistik untuk mengambil informasi dari citra menggunakan ekstraksi fitur tekstur dan warna serta *K-Nearest Neighbor* yang digunakan untuk mengklasifikasikan data berdasarkan jarak terdekat. Sistem ini menggunakan smartphone berbasis Android sehingga pekebun dapat memiliki kualitas produk buah anggur hijau yang layak dan bagus untuk dapat dipasarkan dan di konsumsi oleh konsumen. Pada sistem ini memanfaatkan sebanyak 132 data citra menggunakan ekstraksi fitur warna RGB dan pendekatan statistik orde 2 metode GLCM parameter Correlation, Contrast, Homogeneity, Dissimilarity. Menghasilkan nilai akurasi yang paling tinggi sebesar 95% dengan nilai $k = 7$. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model klasifikasi menggunakan KNN dapat mendeteksi kelayakan buah anggur berdasarkan warna dan teksur.

Kata Kunci – Anggur, Pendekatan Statistik, Ekstraksi Fitur, K-Nearest Neighbor, Aplikasi Android

I. PENDAHULUAN

Buah anggur sangat digemari oleh masyarakat karena memiliki beragam varietas dan kandungan yang bermanfaat bagi kesehatan [1]. Pekebun anggur memilih buah anggur berdasarkan penglihatan secara subyektif untuk membedakan

***) penulis korespondensi:** Wiranti Maharani
Email: wirantimaharani@student.itelkom-sby.ac.id

kualitas buah anggur tersebut, seperti pemeriksaan penampilan yang memiliki tekstur berbeda, warna yang berubah secara tidak wajar maupun hanya dari sentuhan. Identifikasi secara manual ini mengakibatkan proses pemilahan kurang akurat serta menghasilkan variasi produk karena keterbatasan kemampuan visual manusia hingga ke persepsi subyektif tentang kualitas buah yang berbeda-beda. Oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan yang lebih objektif seperti menggunakan teknologi atau metode deteksi yang canggih untuk meningkatkan akurasi dalam memilih buah anggur yang layak konsumsi secara otomatis.

Pemanfaatan metode pengolahan citra digital dilakukan untuk memudahkan proses pengujian tingkat kelayakan buah anggur hijau karena dapat mengambil informasi utama dari citra sebelum dilakukan proses klasifikasi [2]. Ekstraksi fitur yang biasa digunakan adalah metode GLCM sebagai ekstraksi fitur terksur dan warna RGB sebagai ekstraksi fitur warna. Algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) memiliki keunggulan algoritma K-NN merupakan parameter yang digunakan hanya berdasarkan jumlah kelas yang dipertimbangkan, dimana kelas yang paling sering muncul akan menjadi kelas yang dihasilkan dari proses klasifikasi. [3], [4].

Berdasarkan permasalahan tersebut, maka diperlukan sebuah sistem rekomendasi pemilihan buah anggur yang berkualitas layak konsumsi. Riset yang akan diusulkan menggunakan pendekatan statistik dan *K-Nearest Neighbor* berdasarkan tekstur dan warna. Sistem ini menggunakan smartphone berbasis Android sehingga pekebun dapat memiliki kualitas produk buah anggur hijau yang layak dan bagus untuk dapat dipasarkan dan di konsumsi oleh konsumen.

II. PENELITIAN YANG TERKAIT

Adapun penelitian terkait yang mendukung dalam penelitian ini. Pada penelitian [5], ekstraksi fitur warna RGB dan algoritma KNN dapat mengklasifikasi jeruk nipis berdasarkan tingkat kematangan. Akurasi yang didapat menggunakan jarak euclidean sebesar 92% dengan nilai $k=7$ dan $k=3$, sementara menggunakan jarak cityblock mendapatkan akurasi sebesar 88% dengan nilai $k=3$ dan $k=1$. Selanjutnya pada penelitian [6] kombinasi warna HSV dengan KNN dapat diterapkan pada klasifikasi kematangan mangga dengan rata-rata 55% pada jarak $k=1$ - $k=10$ menggunakan 169 data dengan kelas sangat matang, matang, cukup, dan mentah.

Selanjutnya pada penelitian [7] jenis pisang yang diklasifikasi menggunakan ekstraksi fitur warna, tekstur dan warna mendapatkan akurasi berturut-turut sebesar 55,95%,

58,33%, dan 45,24% pada algoritma KNN dengan nilai $k=2$. Sedangkan algoritma SVM mendapatkan akurasi berturut-turut 41,67%, 33,3%, 8,3%. Terakhir, pada penelitian [8] membuktikan bahwa metode GLCM dengan metode K-NN dapat mengidentifikasi serat bambu dan memperoleh hasil *accuracy* sebesar 0,95, *precision* sebesar 0,90 dan *recall* sebesar 1.

III. METODE PENELITIAN

A. Pengumpulan data

Data yang dikumpulkan menggunakan data primer yang diperoleh secara langsung selama 30 hari, dengan objek signifikan adalah buah Anggur Hijau. Pengambilan foto buah anggur dilakukan secara manual dengan menggunakan kamera *smartphone* dan latar belakang polos berwarna putih dengan jarak 15 cm. Ilustrasi pengambilan data dapat dilihat pada Gbr. 1. Sehingga dalam proses pengumpulan data, telah terkumpul sekitar 150 sampel foto anggur.

B. Pemrosesan data

Pada tahap ini terjadi proses seleksi pada data citra yang telah didapat pada proses pengumpulan data. Pada proses ini terdapat verifikasi data, dimana data citra akan di seleksi kembali oleh pihak KP Banjarsari Probolinggo sesuai dengan kategori yang ada yaitu buah layak makan dan tidak layak makan. Hal ini bertujuan untuk memastikan bahwa proses pengklasifikasian buah anggur hijau menghasilkan hasil yang akurat dan telah sesuai dengan kriteria yang ditetapkan oleh para ahli di bidang tersebut. Setelah melalui uji verifikasi, diperoleh hasil data citra yang telah dikategorikan berdasarkan kategori seperti pada Gbr. 2 dan Gbr. 3 Terdapat 112 data yang digunakan untuk training dan 20 data yang digunakan untuk pengujian *validation*.

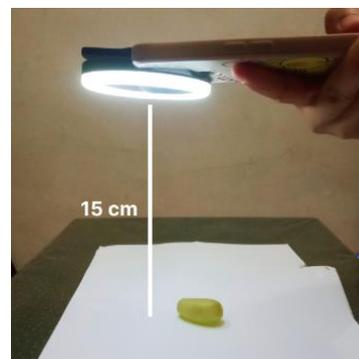
C. Perancangan Sistem

Tahap ini membahas tentang perancangan perangkat uji sistem yang akan digunakan untuk mengklasifikasikan kelayakan buah anggur hijau. Pada Gbr. 4 merupakan diagram alir sistem secara keseluruhan yang akan digunakan dalam proses klasifikasi buah anggur hijau. Dimulai dengan memasukkan data citra berupa gambar dalam format jpg dari sampel buah anggur hijau yang telah diambil menggunakan kamera *smartphone*.

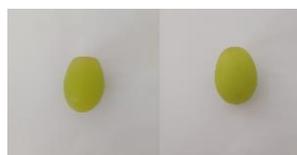
Selanjutnya, data citra tersebut diolah melalui proses *preprocessing* yang merupakan tahapan untuk menyamakan karakteristik data yang sama antara satu dengan yang lainnya. Citra buah anggur yang sudah terseleksi di tahap pemrosesan data akan melalui proses *preprocessing*. Pada *preprocessing* dilakukan proses *cropping* menggunakan metode ROI (*Region of Interest*) untuk memotong area yang dianggap sebagai objek utama dalam batas ROI, sehingga objek buah anggur dapat terseleksi dengan baik dan mengurangi adanya latar belakang atau objek lain yang mengganggu. Selain itu, hasil dari *cropping* tersebut akan melalui proses *resize* agar memiliki ukuran yang sama yaitu 1080x1080 sesuai dengan dataset yang digunakan untuk melatih model klasifikasi. Proses *preprocessing* dapat dilihat seperti pada

Gbr. 5.

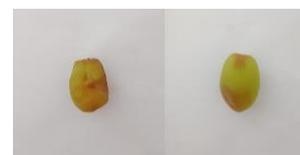
Pada proses ekstraksi fitur, data citra akan melewati dua bagian yaitu warna RGB dan ekstraksi fitur GLCM. Pada warna RGB, masing masing fitur R, G, B akan diambil perhitungan rata-ratanya untuk dapat melakukan proses pengenalan fitur berdasarkan besaran jumlah piksel yang mendominasi. Berikut persamaan mencari nilai dari rata – rata masing pada masing masing fitur.



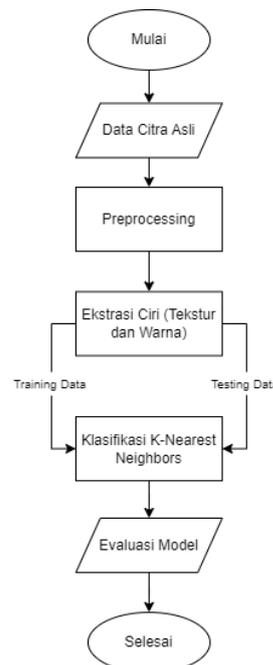
Gbr. 1 Ilustrasi Pengambilan Gambar



Gbr. 2 Kategori Layak Makan



Gbr. 3 Kategori Tidak Layak Makan



Gbr. 4 Diagram Alir Rancangan Sistem Secara Keseluruhan



Gbr. 5 Tahapan Proses Preprocessing

Pada ekstraksi fitur GLCM, data citra yang awalnya menggunakan warna RGB akan dikonversi terlebih dahulu menjadi warna *Gray* dan menentukan arah sudut dan jarak piksel yang akan digunakan dalam membuat matriks kookurensi. Kookurensi merujuk pada jumlah kejadian ketika nilai piksel pada satu level mendekati nilai piksel lain dalam rentang jarak (d) dan arah sudut tertentu (σ) [9].

Setelah matriks kookurensi didapatkan, langkah berikutnya adalah menghitung ciri statistik orde kedua dengan beberapa parameter antara lain: [10] *Dissimilarity* merupakan pengukuran pada variasi tingkat intensitas setiap pixel dalam citra yang digunakan, *Correlation* digunakan untuk mengukur keterhubungan *linear* satu *pixel* terhadap *pixel* lainnya. Berikut adalah rumus dari *correlation*, *Homogeneity* digunakan untuk mengukur tingkat kesamaan sebuah citra pada tingkat keabuan. Berikut adalah rumus dari *homogeneity*. *Contrast* digunakan untuk mengukur perbedaan intensitas antara terang dan gelap pada *pixel* yang saling berdekatan. Berikut adalah rumus dari *contrast* [11].

Setelah mendapatkan perhitungan dari RGB dan GLCM, maka hasilnya akan disimpan pada file dengan format csv. Contoh hasil ekstraksi fitur pada csv dapat dilihat pada TABEL I. Selanjutnya hasil dari ekstraksi fitur dipisahkan menjadi data *training* dan data *testing*. Kemudian file csv tersebut akan digunakan untuk melakukan proses pelatihan terhadap model algoritma *K-Nearest Neighbor*. Setelah mendapatkan hasil klasifikasi, performa dari model yang telah dibuat dapat dilihat menggunakan *confusion matrix* dengan melihat performa akurasi, *precision*, *recall* dan *f-measure* [12].

Beberapa acuan pengukuran yang digunakan adalah *Accuracy* merupakan penggambaran seberapa dekat suatu pengukuran dengan nilai yang diterima, yang dapat dipengaruhi oleh kesalahan sistematis yang disebabkan oleh instrumen pengukuran dan prosedur pengukuran, *Precision* adalah tingkat akurasi antara permintaan yang diajukan oleh pengguna dan *respons* yang diberikan oleh sistem. *Recall* adalah ukuran tingkat keberhasilan suatu sistem dalam mengenali kembali informasi dengan benar, baik dalam hal data negatif maupun positif dan *f-measure* atau F1 menyajikan hasil prediksi dengan mengukur *Accuracy*, *Precision*, dan *Recall* [13].

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

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

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

$$F - Measure = \frac{2 \times (Recall \times Precision)}{Recall + Precision} \quad (4)$$

Selanjutnya adalah export model berupa file dengan nama "model.pkl". Model ini akan digunakan pada API, sehingga data yang baru dikirimkan dari android dapat dilakukan klasifikasi tanpa harus menunggu model melakukan proses training kembali.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian dilakukan menggunakan data *training* 56 dan data *validation* 10 pada masing-masing kategori. Pengujian ini dilakukan dalam beberapa skenario seperti pengujian pada Parameter *Tuning* metode GLCM, Parameter *Tuning* Warna RGB serta penggabungan metode GLCM dan warna RGB menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbors* dengan nilai K sebesar 3, 5, dan 7 untuk menguji kinerja model dan mengevaluasi pengaruh nilai K terhadap kinerja dan akurasi model.

A. Parameter Tuning metode GLCM

Pada skenario pertama, percobaan dilakukan untuk mendapatkan parameter terbaik dari metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yang terdiri dari 4 parameter yaitu *Dissimilarity*, *Contrast*, *Homogeneity*, *Correlation* menggunakan sudut 0, 45, 90, 135. Pada TABEL II berisikan hasil dari beberapa percobaan.

Pada 15 percobaan, didapatkan bahwa klasifikasi KNN dengan nilai K = 7 memberikan akurasi tertinggi dibandingkan dengan nilai K lainnya. Dari hasil parameter tuning GLCM dengan klasifikasi nilai K = 7, menunjukkan bahwa akurasi validasi tertinggi mencapai 95%, dengan menggunakan fitur. Hal ini membuktikan bahwa penggunaan keempat fitur tersebut mampu memberikan akurasi yang baik dalam menganalisis korelasi, intensitas piksel, keteraturan intensitas piksel, dan perbedaan piksel pada setiap citra dalam penelitian ini.

B. Parameter Tuning Warna RGB

Pada skenario kedua, percobaan dilakukan untuk mendapatkan parameter terbaik dari Warna RGB. Pada TABEL III berisikan hasil beberapa percobaan.

Hasil parameter *tuning* pada Warna RGB menunjukkan hasil akurasi terbaik pada setiap *channel* R-G-B dengan nilai K yang berbeda. Berdasarkan tuning pada warna RGB, akurasi validasi tertinggi adalah 0.95 (95%) dengan nilai K = 7.

TABEL I CONTOH HASIL EKSTRAKSI FITUR CSV

label	R	G	B	correlation 0	correlation 45	correlation 90	...	contrast 0	contrast 45	contrast 90	contrast 135	
0	1	172.69	163.76	110.37	0.997	0.998	0.997	...	6.691	3.674	5.515	3.471
1	1	158.79	155.16	93.64	0.998	0.999	0.998	...	1.712	1.155	2.167	1.209
2	1	160.31	156.37	100.33	0.998	0.999	0.998	...	1.296	0.797	1.139	0.743
3	1	160.32	156.37	100.33	0.998	0.999	0.998	...	1.129	0.745	1.307	0.798
4	1	185.72	179.76	169.70	0.995	0.995	0.992	...	1.952	2.198	3.413	2.153
...
107	2	139.86	114.13	84.41	0.997	0.998	0.996	...	9.652	6.455	12.185	5.671
108	2	112.63	99.00	72.51	0.997	0.998	0.997	...	12.668	7.535	13.987	7.334
109	2	127.42	117.34	77.53	0.996	0.997	0.995	...	10.401	7.279	13.958	6.675
110	2	140.76	113.62	64.76	0.999	0.999	0.999	...	1.462	1.005	1.929	1.028
111	2	148.23	116.50	65.88	0.999	0.999	0.998	...	2.729	1.905	4.324	2.030

C. Penggabungan Metode GLCM dan Warna RGB.

Pada skenario ketiga, penggabungan dari metode GLCM dan warna RGB dilakukan untuk mengetahui seberapa besar peningkatan kinerja setelah kedua metode digabungkan. Parameter yang digunakan adalah parameter terbaik dari GLCM dan warna RGB yang telah didapati dari skenario sebelumnya. TABEL IV merupakan informasi hasil dari penggabungan kedua metode yang berisikan nilai akurasi dari nilai masing masing K.

Hasil penggabungan metode GLCM dan warna RGB, menghasilkan akurasi validasi sebesar 0,95 atau 95% dengan nilai K=7. Hasil ini menunjukkan bahwa penggabungan fitur tekstur dan warna dapat meningkatkan kinerja penelitian ini. Sebagai bagian dari pengujian, dilakukan perbandingan dengan algoritma *Naive Bayes* karena memiliki perbedaan pendekatan dengan algoritma KNN. *Naive bayes* melakukan pendekatan dengan menghitung probabilitas kelas target berdasarkan atribut dari data yang di berikan. Hal ini bertujuan untuk menguji akurasi tertinggi dengan membandingkan performa kedua metode seperti *precision*, *recall* dan *accuracy*.

Hasil perbandingan pada TABEL V menunjukkan bahwa penerapan klasifikasi KNN pada dataset kelayakan buah anggur memperoleh nilai performa terbaik dengan *accuracy*, *presicion* dan *recall* sebesar 95% menggunakan nilai K = 7. Selanjutnya, penerapa klasifikasi Naive bayes pada dataset kelayakan buah anggur memperoleh nilai *accuracy* sebesar 80%, *precision* sebesar 86% dan *recall* sebesar 80%. Dengan demikian, dapat diambil kesimpulan bahwa algoritma KNN lebih unggul dibandingkan Naive Bayes dalam mengklasifikasikan kelayakan data buah anggur hijau berdasarkan semua performa yang diberikan.

D. Analisis Hasil Pengujian

Hasil dari proses pengujian menggunakan 112 data *training* dengan parameter *Correlation*, *Contrast*, *Homogeneity*, *Dissimilarity* pada GLCM, warna RGB nilai K pada klasifikasi *K-Nearest Neighbors* dengan nilai K= 7, dan mendapatkan nilai akurasi sebesar 95%.

Gbr. 6 menampilkan hasil *confussion matrix* dari pengujian 20 data *validation*, terdiri dari 10 data Layak dan 10 data Tidak Layak. Data citra yang teridentifikasi dengan benar ialah 10 data pada kategori layak dan 9 data pada kategori Tidak Layak. Sedangkan terdapat satu data yang salah teridentifikasi pada kategori Tidak Layak. Hal ini terjadi karena karena nilai parameter GLCM dan warna dari setiap citra Layak dan Tidak Layak hampir serupa, sehingga sistem mengalami kesulitan dalam mengklasifikasi. Hal ini dibuktikan pada penelitian [14] [15]. Gbr. 7 menampilkan contoh data citra yang terprediksi dengan benar. Sedangkan Gbr. 8 menampilkan contoh data citra yang salah terprediksi.

Tabel V menunjukkan kategori pada data, serta nilai *precision*, *recall*, dan *F1-Score*. Berdasarkan tabel tersebut, dapat dilihat bahwa nilai *precision* terbaik adalah kategori Tidak Layak dengan nilai 100%, sedangkan kategori Layak mendapatkan nilai sebesar 91%. Hal ini terjadi karena pada kategori Layak terdapat data yang sebenarnya adalah bukan berada pada kategori tersebut. Selanjutnya pada *recall*, kategori yang memiliki nilai

recall terbaik adalah kategori Layak dengan nilai 100%, sedangkan kategori Tidak Layak mendapatkan nilai 90%. Hal ini terjadi karena terdapat data citra pada kategori Tidak layak yang salah terdeteksi dan masuk ke kategori yang lain. Terakhir, pada bagian *F1-Score*, kategori Layak maupun Tidak layak memiliki nilai evaluasi terbaik yaitu 95%.

TABEL II PARAMETER TUNING METODE GLCM

No.	Parameter	KNN		
		K=3	K=5	K=7
1.	<i>Contrast</i>	0.75	0.80	0.75
2.	<i>Dissimilarity</i>	0.70	0.65	0.75
3.	<i>Corellation</i>	0.70	0.70	0.70
4.	<i>Homogeinty</i>	0.55	0.60	0.60
5.	<i>Contrast, Dissimilarity</i>	0.80	0.80	0.75
6.	<i>Contrast, Correlation</i>	0.75	0.75	0.80
7.	<i>Contrast, Homogeinty</i>	0.75	0.80	0.75
8.	<i>Dissimilarity, Correlation</i>	0.70	0.65	0.75
9.	<i>Dissimilarity, Homogeinty</i>	0.75	0.70	0.75
10.	<i>Correlation, Homogeneity</i>	0.55	0.60	0.60
11.	<i>Dissimilarity, Correlation, Homogeneity</i>	0.95	0.95	0.95
12.	<i>Dissimilarity, Correlation, Contrast</i>	0.90	0.95	0.95
13.	<i>Dissimilarity, Contrast, Homogeneity</i>	0.90	0.95	0.95
14.	<i>Correlation, Contrast, Homogeneity</i>	0.90	0.95	0.95
15.	<i>Correlation, Contrast, Homogeneity, Dissimilarity</i>	0.90	0.95	0.95

TABEL III PARAMETER TUNING WARNA RGB

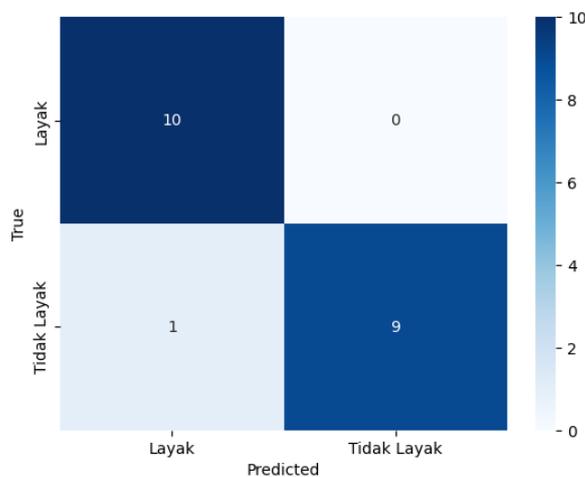
Channel	KNN		
	K=3	K=5	K=7
R	0.80	0.80	0.85
G	0.85	0.95	0.95
B	0.60	0.80	0.55
R,G	0.85	0.95	0.95
R,B	0.85	0.90	0.85
G,B	0.90	0.95	0.95
R,G,B	0.95	0.95	0.95

TABEL IV HASIL PENGGABUNGAN DUA METODE

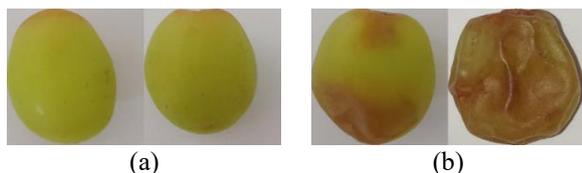
Parameter	Warna RGB	Gabungan		
		K=3	K=5	K=7
GLCM (4 Fitur)	0.95	0.90	0.95	0.95

TABEL V HASIL PENGUJIAN ALGORITMA KNN DAN NAIVE BAYES

	KNN (K=7)	Naive Bayes	Unggul
Accuracy (%)	95	80	KNN
Precision (%)	95	86	KNN
Recall (%)	95	80	KNN



Gbr. 6 Hasil Confussion Matrix



Gbr. 7 Contoh citra yang terprediksi Benar (a) Kategori Layak (b) Kategori Tidak Layak



Gbr. 8 Citra yang terprediksi salah yaitu citra kategori Tidak Layak, namun terprediksi kategori Layak

TABEL VI HASIL EVALUASI TIAP KATEGORI

	Precision	Recall	F1-Score
Layak	0.91	1.00	0.95
Tidak Layak	1.00	0.90	0.95

V. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Pengujian dilakukan menggunakan 112 data *training* dan 20 data *validation*. Pengujian pada ekstraksi fitur warna menggunakan *channel* masing masing R-G-B mendapatkan nilai akurasi tertinggi sebesar 95% dengan nilai $K = 7$. Sedangkan pengujian pada GLCM (*Contrast, Correllation, Homogeneity dan Dissimilarity*) mendapatkan nilai akurasi tertinggi sebesar 95%.
2. Penggabungan ekstraksi ciri antara warna RGB dan GLCM menggunakan klasifikasi algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) menghasilkan klasifikasi tertinggi sebesar 95% dengan nilai $K=7$. Sehingga mampu mengklasifikasikan buah anggur hijau ke dalam dua kategori yaitu Layak dan Tidak Layak.
3. Model *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dapat berjalan lancar dan dapat digunakan untuk membantu petani dalam mengidentifikasi kelayakan buah anggur hijau yang akan dipasarkan dan dikonsumsi oleh konsumen.
4. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat memiliki objek yang lebih bervariasi dalam hal warna buah anggur dan dapat memperhatikan pengenalan bentuk buah anggur yang belum matang

UCAPAN TERIMA KASIH

Peneliti menyampaikan terimakasih kepada pihak KP. Banjarsari Probolinggo yang telah memberikan dukungan dan kontribusi dalam melakukan validasi terkait dataset buah anggur hijau serta berbagi pengetahuan pada penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

[1] R. Cahyaningsih , "Pengaruh Daya Antibakteri Jus Anggur Dengan Konsentrasi 12,5%, 25%, 50% dan 100% Terhadap Pertumbuhan *Streptococcus mutans* Secara In Vitro," pp. 1-9, 2014.

[2] M. Ramadhani, D. S. M.T and S. H. B. Dyah K., "Klasifikasi jenis jerawat berdasarkan tekstur menggunakan metode GLCM," *e-Proceeding of Engineering* , vol. 5, no. 1, pp. 870-876, 2018.

[3] M. Kholil, K. and H. , "Penerapan Metode K Nearest Neighbord Dalam Proses Seleksi Penerima Beasiswa," *Seminar Nasional Sistem Informasi dan Teknologi Informasi* , pp. 13-18, 2018.

[4] C. R. Raharya, N. Hidayat and E. Santoso, "Penentuan Penerimaan Beasiswa Menggunakan Metode Modified K-Nearest Neighbor," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 11, pp. 4984-4990 , 2018.

[5] C. Paramita, E. H. Rachmawanto, C. A. Sari and D. R. I. M. Setiadi, "'Klasifikasi Jeruk Nipis Terhadap Tingkat Kematangan Buah Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan K-Nearest Neighbor," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT* , vol. 4, no. 1, pp. 1-6, 2019.

[6] H. Khotimah, N. Nafi'iyah and M. , "Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Berdasarkan Citra HSV dengan K-NN," *Jurnal Elektronika, Listrik dan Teknologi Informasi Terapan*, vol. 1, no. 02, pp. 1-4, 2019 .

[7] Y. E. Yana and N. Nafi'iyah, "Klasifikasi Jenis Pisang Berdasarkan Fitur Warna, Tekstur, Bentuk Citra Menggunakan SVM dan KNN," *Journal of Computer, Information System, & Technology Management*, vol. 04, no. 01, pp. 28-36, 2019.

[8] K. Latifah, A. Rochim and B. Supriyadi, "Identifikasi Serat Bambu Menggunakan Ekstraksi Ciri Statistik Orde 2 (GLCM) dan Pengukuran Jarak K-NN'," *JURNAL TEKNIK INFORMATIKA*, vol. 12, no. 02, pp. 177-182, 2019.

[9] N. F. Romdhoni, K. Usman and B. Hidayat, "Deteksi Kualitas Kacang Kedelai Melalui Pengolahan Citra Digital dengan Metode Gray-Level Co-Occurrence Matrix (Glcm) dan Klasifikasi Desicion Tree," *Prosiding Seminar Nasional Riset Dan Information Science (SENARIS)*, vol. 02, pp. 132-137, 2020.

[10] L. Hakim, S. P. Kristanto, D. Yusuf and F. N. Afia, "Pengenalan Motif Banyuwangi berdasarkan fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix," *Jurnal TEKNOINFO*, vol. 16, no. 01, pp. 1-7, 2022.

[11] A. Kurniasari, D. Erwanto and P. N. Rahayu, "Ekstraksi Fitur Tekstur dan Warna Pada Kulit Katak Menggunakan GLCM dan Momen Warna," *Jurnal Teknik Elektro, Teknologi Informasi dan Komputer*, vol. 6, no. 1, pp. 1-12, 2022.

[12] B. P. Pratiwi, A. S. Handayani and Sarjana3, "Pengukuran Kinerja Sistem Kualitas Udara Dengan Teknologi WSN Menggunakan Confusion Matrix," *JURNAL INFORMATIKA UPGRIS*, vol. 6, no. 02, pp. 66-75, 2020.

[13] M. M. Baharuddin, T. Hasanuddin and H. Azis, "Analisis Performa Metode K-Nearest Neighbor Untuk Identifikasi Jenis Kaca," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 11, no. 3, pp. 269-274, 2019.

[14] A. P. S. Pamungkas, N. Nafi'iyah and N. Q. Nawafilah, "K-NN Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Manalagi Menggunakan L*A*B dan Fitur Statistik," *Jurnal Ilmu Komputer dan Desain Komunikasi Visua*, vol. 4, no. 1, pp. 1-8, 2019.

[15] I. S. Manuel and I. Ernawati, "Implementasi GLCM dan Algoritma Naive Bayes Dalam Klasifikasi Jenis Bunga Anggrek," *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA)*, vol. 1, no. 2, pp. 99-109, 2020.

Bukti Submit Paper

The screenshot shows the website for Jurnal Informatika, Jurnal Pengembangan IT. The page is titled "Active Submissions" and displays a table of active submissions. The table has columns for ID, MM-DD SUBMIT, SEC, AUTHORS, TITLE, and STATUS. One submission is listed with ID 5696, submitted on 08-16, by Maharani, Nusyura, and Rahmanti. The title is "DETEKSI KELAYAKAN ANGKUR UNTUK DIKONSUMSI BERDASARKAN..." and the status is "Awaiting assignment".

Below the table, there is a section for "Start a New Submission" with a link to go to step one of the five-step submission process. There is also a "Refbacks" section with a table that currently shows "There are currently no refbacks." and buttons for "Publish", "Ignore", "Delete", and "Select All".

The sidebar on the right contains a "SINTA SCORE INDEX" section with a Sinta Score of 53, and a "FOR AUTHOR" section with links for "AUTHOR GUIDELINE", "ANNOUNCEMENTS", and "COPYRIGHT FORM". There is also a "JOURNAL CONTENT" section with a search bar and a search scope dropdown.

At the bottom left, there is a small text: `sinta2.ristekdikti.go.id/journals/detail?id=73`