

PERANCANGAN SISTEM UNTUK MENGETAHUI KUALITAS BIJI KOPI BERDASARKAN WARNA DENGAN K-NEAREST NEIGHBOR

*Design Of The System To Determine The Quality Of The Coffee Beans
Based On Colour Using K-Nearest Neighbor*

I Made Ary Swantika¹, Bulkis Kanata¹, I Made Budi Suksmadana¹

¹ Teknik Elektro fakultas Teknik Universitas Mataram

ABSTRAK

Kopi sebagai salah satu hasil perkebunan memiliki peran yang sangat penting salah satunya sebagai sumber devisa untuk negara sehingga dibutuhkan kualitas biji kopi yang baik. Selama ini pembagian kualitas biji kopi masih dilakukan secara manual dikalangan masyarakat yang mana akan menghabiskan waktu yang lama dan jumlah tenaga kerja yang banyak juga sehingga besar kemungkinan akan mendapatkan hasil yang kurang baik karena faktor kurang cermat, kelelahan, dan juga persepsi masing-masing orang yang berbeda-beda. Pada tugas akhir ini dirancang sebuah sistem untuk mengetahui kualitas biji kopi berdasarkan warna dengan K-Nearest Neighbor sehingga dapat dibedakan kualitas biji kopi menjadi 3 kelas (berdasarkan kebiasaan para petani) dan menjadi 6 kelas (berdasarkan sistem nilai cacat) dengan menggunakan parameter ciri statistik orde satu dan orde dua serta pengklasifikasian menggunakan K-Nearest Neighbor. Berdasarkan sistem yang telah dibuat, sistem dapat mengenali kualitas biji kopi untuk pembagian menjadi 3 kelas dengan akurasi terbesar menggunakan ciri statistik orde satu yaitu pada parameter means dan kombinasi means dan skewness dan kombinasi means, skewness dan entropy dengan tingkat keberhasilan 100% walaupun nilai k yang diberikan berbeda-beda.

Kata kunci: Biji Kopi, Ciri Statistik Orde Satu dan Orde Dua, K-Nearest Neighbor

ABSTRACT

Coffee as a result of the plantation has a very important role to one as a source of income to the State so that it takes good quality coffee beans . During this time the division of quality coffee beans are still done manually among people which will spend a long time and the amount of labor that many so likely will get poor results as well as factors less careful , fatigue , and also the perception of each person different . In this final project designed a system to determine the quality of coffee beans by color with K - Nearest Neighbor can be distinguished quality coffee beans into 3 classes (based on the habits of the farmers) and into 6 classes (based on the value system defects) using parameters characteristic of statistic orde one and the second order and classification using the K - Nearest Neighbor . Under the system that has been created , the system can recognize the quality of the coffee beans to the division into three classes with an accuracy of greatest use of characteristic statistical order one, namely the parameter means and combinations of means and skewness and a combination of means , skewness and entropy with a success rate of 100 % although the value of k given vary .

Keywords: Coffee Beans, Statistical Characteristics of the first order and second order, K-Nearest Neighbor.

PENDAHULUAN

Kopi sebagai salah satu hasil pertanian memiliki peran yang sangat penting, salah satunya adalah sebagai sumber devisa suatu negara. Dimana Indonesia sendiri menempati posisi ketiga terbesar dari segi hasil produksinya. Sehingga sangat dibutuhkannya kualitas yang baik dari kopi yang ada di Indonesia.

Di Indonesia pembagian mutu biji kopi dilakukan dengan cara manual melalui pengamatan visual, yang mana membutuhkan waktu yang lama dan tenaga yang banyak pula. Namun dengan menggunakan pengolahan citra digital kita dapat melakukan pembagian kualitas biji kopi salah satunya berdasarkan warna dengan memanfaatkan suatu metode ciri statistik dan klasifikasi dengan K-Nearest Neighbor (KNN).

TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

Citra Digital. Citra digital dapat dinyatakan sebagai suatu fungsi dua dimensi $f(x,y)$, dengan x maupun y adalah posisi koordinat sedangkan f merupakan intensitas pada posisi (x,y) yang sering dikenal sebagai intensitas atau grayscale. Nilai intensitas diskrit mulai dari 0 sampai 255, begitu pula nilai-nilai x,y , dan $f(x,y)$ harus berada pada jangkauan atau range tertentu yang jumlahnya terbatas. Citra digital tersusun dari sejumlah tingkat keabuan yang disebut piksel pada posisi tertentu.

Secara matematis persamaan untuk fungsi intensitas $f(x,y)$ adalah :

$$0 \leq f(x,y) \leq \infty$$

Misalkan f merupakan sebuah citra digital 2 dimensi berukuran $N \times M$. Maka representasi f dalam sebuah matriks dapat dilihat pada gambar di bawah ini, di mana $f(0,0)$ berada pada sudut kiri atas dari matriks tersebut, sedangkan $f(n-1,m-1)$ berada pada sudut kanan bawah.

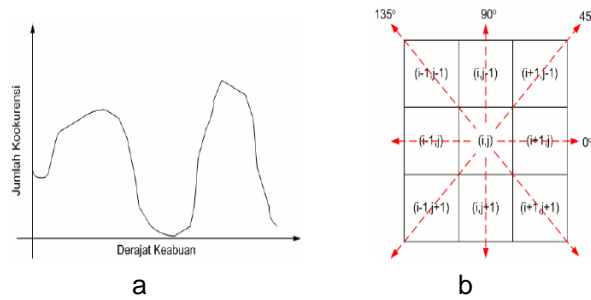
$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,M-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,m-1) \\ \vdots & & & \\ \vdots & & & \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1,M-1) \end{bmatrix}$$

Pengolahan Citra Digital. Pengolahan citra digital merupakan proses yang bertujuan untuk memanipulasi dan menganalisis citra dengan bantuan komputer. Pengolahan citra digital dapat dikelompokkan dalam dua jenis kegiatan :

1. Memperbaiki kualitas suatu gambar, sehingga dapat lebih mudah diinterpretasi oleh mata manusia.
2. Mengolah informasi yang terdapat pada suatu gambar untuk keperluan pengenalan objek secara otomatis. Wahana Komputer. (2013)

Ekstraksi Ciri Statistik. Ekstraksi ciri dilakukan untuk mendapatkan pola dari suatu citra yang akan dilatih maupun citra yang akan diuji. Metode ekstraksi ciri yang digunakan adalah ekstraksi ciri statistik. Metode ini menggunakan perhitungan statistik distribusi derajat keabuan (histogram) dengan mengukur tingkat kontras, granularitas, dan kekerasan suatu daerah dari hubungan ketetanggaan antar piksel di dalam citra.

Ekstraksi ciri statistik terbagi menjadi dua yaitu ekstraksi ciri statistik orde satu dan orde dua. Ekstraksi ciri orde satu dilakukan melalui histogram citra. Ekstraksi ciri 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.



Gambar 1. Ilustrasi Ekstraksi Ciri Statistik. (a). histogram citra sebagai fungsi probabilitas kemunculan nilai intensitas pada citra. (b). Hubungan ketetanggaan antar piksel sebagai fungsi orientasi dan jarak spasial.

Ekstraksi ciri orde satu. Ekstraksi ciri orde satu merupakan metode pengamatan ciri yang didasarkan pada karakteristik histogram citra. Histogram menunjukkan probabilitas kemunculan nilai derajat keabuan piksel pada suatu citra. Dari nilai pada histogram yang dihasilkan, dapat dihitung beberapa parameter ciri orde satu, antara lain adalah mean, skewness, variance, kurtosis, dan entropy. Permadi, dkk (2015).

1. Means (μ)

Menunjukkan ukuran dispersi dari suatu citra.

$$\mu = \sum_{n=0}^N f_n p(f_n) \quad (1)$$

Dimana :

f_n = nilai intensitas keabuan.

$p(f_n)$ = probabilitas/peluang histogram.

2. Variance (σ^2)

Menunjukkan variasi elemen pada histogram dari suatu citra.

$$\sigma^2 = \sum_{n=0}^N (f_n - \mu)^2 p(f_n) \quad (2)$$

3. Skewness (α_3)

Menunjukkan tingkat kemencengan relatif kurva histogram dari suatu citra.

$$\alpha_3 = \frac{1}{\sigma^3} \sum_{n=0}^N (f_n - \mu)^3 p(f_n) \quad (3)$$

4. Kurtosis (α_4)

Menunjukkan tingkat keruncingan relatif kurva histogram dari suatu citra.

$$\alpha_4 = \frac{1}{\sigma^4} \sum_{n=0}^N (f_n - \mu)^4 p(f_n) - 3 \quad (4)$$

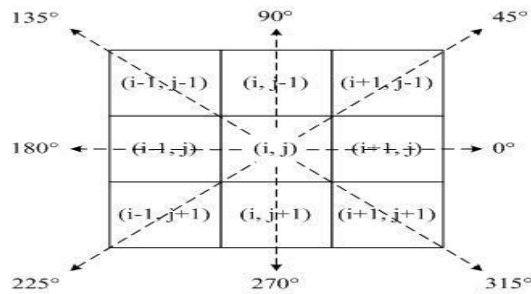
5. Entrophy

Menunjukkan ukuran ketidateraturan bentuk dari suatu citra.

$$H = - \sum_{n=0}^N p(f_n) \quad (5)$$

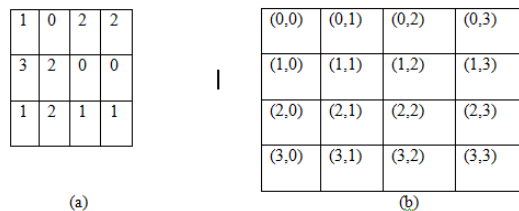
Ekstraksi Ciri Orde Dua. Gray Level Co-Occurrence Matrik (GLCM) merupakan metode analisis tekstur yang diperkenalkan oleh Haralick pada tahun 1973. Metode ini biasanya digunakan dalam pengenalan tekstur, segmentasi citra, analisis warna pada citra, klasifikasi citra, dan pengenalan objek. GLCM merupakan ciri statistik orde dua yang merepresentasikan hubungan ketetanggaan antara dua piksel dalam sebuah citra *grayscale* di berbagai arah dan jarak tertentu, dimana arah dinyatakan dalam jumlah piksel misalnya 1,2,3, dan seterusnya.

Komponen utama dalam GLCM adalah arah dan jarak antara dua piksel. Arah ketetanggaan yang mungkin antara dua buah piksel adalah 0° , 45° , 90° , dan 135° seperti ditunjukkan pada Gambar 2. berikut. Permatasari,dkk (2012).



Gambar 2. Arah ketetanggaan antara dua piksel

Langkah awal untuk membuat GLCM adalah membuat matriks framework. Matriks framework merupakan matriks yang menunjukkan hubungan ketetanggaan antara piksel referensi dengan piksel tetangga untuk arah dan jarak tertentu. Matriks framework berukuran $G \times G$, dimana G menyatakan banyaknya tingkat keabuan yang dimiliki oleh sebuah citra grayscale. Matriks framework dari sebuah citra grayscale ditunjukkan pada Gambar 3 berikut.



Gambar 3. (a) Citra *grayscale* dalam bentuk matriks, (b) Matriks *framework*

Pada Gambar 3, citra grayscale (yang ditunjukkan dalam bentuk matriks) memiliki 4 tingkat keabuan yaitu 0, 1, 2, dan 3, sehingga matriks framework yang terbentuk berukuran 4×4 . Baris pada matriks framework menunjukkan piksel tetangga. Kolom pertama pada baris pertama yang memiliki nilai (0,0) menunjukkan seberapa banyak piksel 0 yang bertetangga dengan piksel 0 pada jarak dan arah tertentu, dan seterusnya.

Setelah matriks framework dibuat, tentukan arah dan jarak yang diinginkan, kemudian hitung nilai kookurensi dari tiap piksel referensi dengan piksel tetangganya berdasarkan arah dan jarak tersebut. Selanjutnya isikan nilai kookurensi pada matriks framework. Matriks framework yang telah diisi dengan nilai kookurensi selanjutnya akan disebut dengan matriks kookurensi. Contoh matriks kookurensi berdasarkan citra grayscale (dalam bentuk matriks) pada Gambar 2.3 ditunjukkan pada Gambar 4. dimana arah yang digunakan adalah 0° dan jarak yang digunakan adalah 1.

1	0	1	0
1	1	1	0
1	1	1	0
0	0	1	0

Gambar 4. Matriks kookurensi dengan jarak 1 dan arah 0°

Matriks kookurensi yang didapat selanjutnya ditambahkan dengan matriks transpose-nya agar menjadi simetris. Pembentukan matriks simetris ditunjukkan pada Gambar 5.

<table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr><td>1</td><td>0</td><td>1</td><td>0</td></tr> <tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td><td>0</td></tr> <tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>1</td><td>0</td></tr> </table>	1	0	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0	0	0	1	0	+	<table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td><td>0</td></tr> <tr><td>0</td><td>1</td><td>1</td><td>0</td></tr> <tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> </table>	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1	1	1	0	0	0	0	=	<table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr><td>2</td><td>1</td><td>2</td><td>0</td></tr> <tr><td>1</td><td>2</td><td>2</td><td>0</td></tr> <tr><td>2</td><td>2</td><td>2</td><td>1</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>1</td><td>0</td></tr> </table>	2	1	2	0	1	2	2	0	2	2	2	1	0	0	1	0
1	0	1	0																																																	
1	1	1	0																																																	
1	1	1	0																																																	
0	0	1	0																																																	
1	1	1	0																																																	
0	1	1	0																																																	
1	1	1	1																																																	
0	0	0	0																																																	
2	1	2	0																																																	
1	2	2	0																																																	
2	2	2	1																																																	
0	0	1	0																																																	
(a)		(b)		(c)																																																

Gambar 5. (a) Matriks kookurensi; (b) Matriks transpose; (c) Matriks simetris

Setelah matriks kookurensi menjadi simetris, selanjutnya matriks akan dinormalisasi ke bentuk probabilitas dengan cara membagi masing-masing nilai kookurensi dengan jumlah semua nilai kookurensi yang ada pada matriks, sehingga hasil penjumlahan semua nilai pada matriks adalah 1. Normalisasi matriks ditunjukkan pada Gambar 6.

<table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr><td>2:18</td><td>1:18</td><td>2:18</td><td>0:18</td></tr> <tr><td>1:18</td><td>2:18</td><td>2:18</td><td>0:18</td></tr> <tr><td>2:18</td><td>2:18</td><td>2:18</td><td>1:18</td></tr> <tr><td>0:18</td><td>0:18</td><td>1:18</td><td>0:18</td></tr> </table>	2:18	1:18	2:18	0:18	1:18	2:18	2:18	0:18	2:18	2:18	2:18	1:18	0:18	0:18	1:18	0:18	→	<table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr><td>0.111</td><td>0.056</td><td>0.111</td><td>0</td></tr> <tr><td>0.056</td><td>0.111</td><td>0.056</td><td>0</td></tr> <tr><td>0.111</td><td>0.111</td><td>0.111</td><td>0.056</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0.056</td><td>0</td></tr> </table>	0.111	0.056	0.111	0	0.056	0.111	0.056	0	0.111	0.111	0.111	0.056	0	0	0.056	0
2:18	1:18	2:18	0:18																															
1:18	2:18	2:18	0:18																															
2:18	2:18	2:18	1:18																															
0:18	0:18	1:18	0:18																															
0.111	0.056	0.111	0																															
0.056	0.111	0.056	0																															
0.111	0.111	0.111	0.056																															
0	0	0.056	0																															

Gambar 6. Normalisasi matriks

Langkah selanjutnya setelah proses normalisasi dilakukan adalah menghitung ciri atau fisik statistik GLCM. Beberapa ciri atau fitur statistik yang usulkan oleh Haralick adalah sebagai berikut.

1. Contrast

Perhitungan kontras berkaitan dengan jumlah keberagaman intensitas keabuan dalam citra. Contrast dapat dihitung dengan menggunakan persamaan berikut.

$$Contrast = \sum_{i,j=0}^{N=1} P_{i,j} (i - j)^2 \tag{6}$$

2. Correlation

Menyatakan ukuran hubungan dependen piksel terhadap piksel tetangga dalam citra. Correlation dihitung dengan menggunakan persamaan berikut.

$$Corre = \sum_{i,j=0}^{N=1} P_{i,j} \left[\frac{(i-u_i)(j-u_j)}{\sqrt{\sigma_i^2 \sigma_j^2}} \right] \tag{7}$$

3. Energy

Energi menyatakan ukuran konsentrasi pasangan dengan intensitas keabuan tertentu pada matriks. Energy dihitung dengan menggunakan persamaan berikut.

$$Energy = \sum_{i,j=0}^{N=1} P_{i,j}^2 \tag{8}$$

4. Homogeneity

Secara matematis, homogenitas GLCM adalah invers dari kontras GLCM, yaitu keseragaman intensitas keabuan pada citra. Homogeneity dihitung dengan menggunakan persamaan berikut. Dinar,dkk (2013).

$$Homogeneity = \sum_{i,j=0}^{N=1} \frac{P_{i,j}}{1+(i-j)^2} \tag{9}$$

K-Nearest Neighbor (KNN). Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) adalah sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut.

K-Nearest Neighbor berdasarkan konsep ‘learning by analogy’. Data learning dideskripsikan dengan atribut numerik n-dimensi. Tiap data learning merepresentasikan sebuah titik, yang ditandai dengan c, dalam ruang n-dimensi. Jika sebuah data query yang labelnya tidak diketahui diinputkan, maka K-Nearest Neighbor akan mencari k buah data learning yang jaraknya paling dekat dengan data query dalam ruang n-dimensi. Jarak antara data query dengan data learning dihitung dengan cara mengukur jarak antara titik yang merepresentasikan data query dengan semua titik yang merepresentasikan data learning, dengan rumus Euclidean Distance. Sukma (2014).

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

Dimana : d = jarak dari data x ke data y

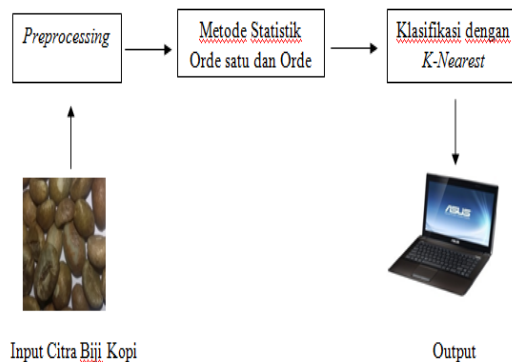
x_i = elemen ke-i dari data x

y_i = elemen ke-i dari data y

n = jumlah elemen dari data x dan data y.

METODE PENELITIAN

Model Sistem. Adapun model sistem yang akan dibuat seperti pada gambar berikut :

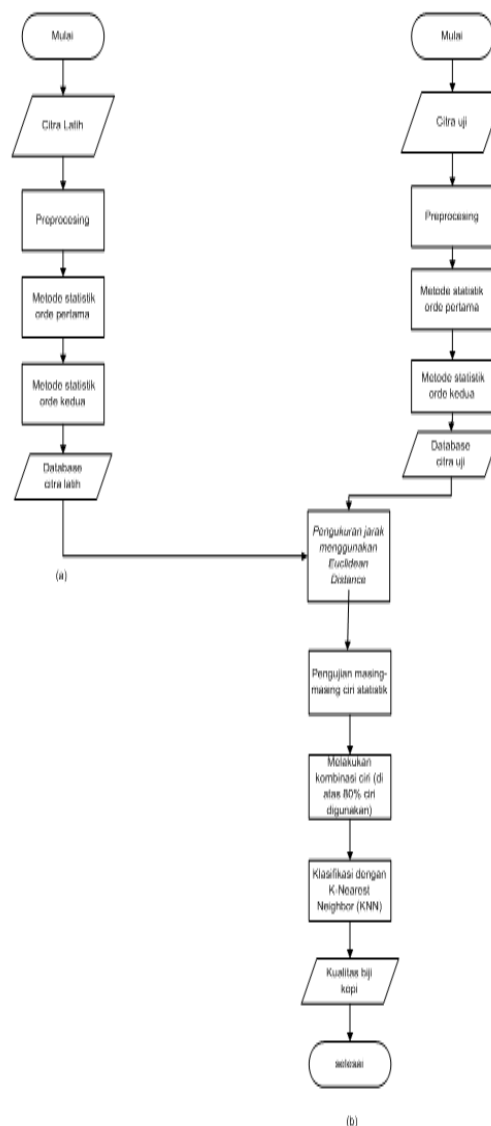


Gambar 7. Model Sistem Klasifikasi Kualitas Biji Kopi

Secara sederhana sistem yang dibuat terdiri atas 3 blok utama yaitu Preprocsesing, Metode Statistik dan Klasifikasi. Pada blok Preprosesing dilakukan proses normalisasi ukuran

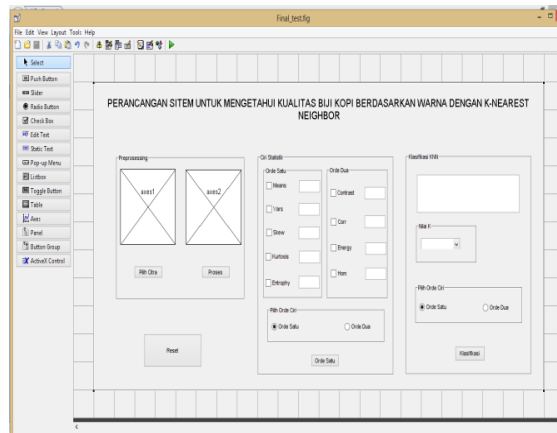
citra, cropping dan juga pencarian histogram. Kemudian masuk pada blok Metode statistik mencari nilai-nilai statistik orde satu dan statistik orde dua. Selanjutnya blok klasifikasi melakukan pengklasifikasian menggunakan metode K-Nearest Nieghbor dari masing-masing nilai statistik yang telah dicari. Sistem akan dirancang menggunakan tampilan Graphical User Interface (GUI) pada Matlab sehingga tampilan sistem menjadi lebih menarik dan mudah dioperasikan.

Diagram Alir Klasifikasi Kualitas Biji Kopi. Proses klasifikasi kualitas biji kopi terbagi menjadi dua, yaitu : pembuatan database dan pengujian sistem klasifikasi. Secara sederhana citra latih dan citra uji yang telah diekstraksi dibandingkan jarak terdekatnya dengan K-Nearest Neighbor. Jarak yang terdekat menunjukkan kemiripan suatu citra. Hasil dari kemiripan tersebut berupa kualitas biji kopi pada keluaran. Pada Gambar 8 dapat dilihat diagram alir dari sistem klasifikasi kualitas biji kopi yang terdiri dari pembuatan database dan proses pengujian.



Gambar 8. Diagram alir pembuatan database dan Diagram alir pengujian **Tampilan Rancangan GUI (Graphical User Interface)**. Sistem yang dirancang akan ditampilkan pada Graphical User Interface (GUI) pada Matlab untuk menampilkan hasil klasifikasi yang telah dilakukan sehingga dapat mempermudah kita untuk melihat hasil

perbandingan dari kualitas biji kopi. Adapun tampilan Graphical User Interface (GUI) yang dirancang adalah seperti Gambar 9 berikut.



Gambar 9. Tampilan Rancangan GUI

HASIL DAN PEMBAHASAN.

Analisis ciri statistik. Ada beberapa ketentuan yang digunakan dalam penggunaan analisis ekstraksi ciri, antara lain sebagai berikut :

1. Untuk pembagian kualitas biji kopi seperti pada Tabel 3.1 yaitu 3 kelas masing-masih kelas menggunakan data citra sebanyak 30, sehingga total data citra yang dibutuhkan adalah sebanyak 90 citra untuk data latih dan 90 buah untuk data uji.
2. Untuk pembagian kualitas biji kopi seperti pada Tabel 3.2 yaitu 6 kelas masing-masih kelas menggunakan data citra sebanyak 30, sehingga total data citra yang dibutuhkan adalah sebanyak 90 citra untuk data latih dan 90 buah untuk data uji.
3. Ciri statistik orde pertama yang digunakan yaitu Means, Varians, Skewness, Kurtosis, dan Entrophy kemudian diuji masing-masing parameter dan yang memiliki akurasi diatas atau sama dengan 80 % akan dilakukan sebagai parameter pengujian selanjutnya.
4. Ciri statistik orde kedua yang digunakan yaitu Contrast, Correlation, Energy, dan Homogeneity kemudian diuji masing-masing parameter dan yang memiliki akurasi diatas atau sama dengan 80 % akan dilakukan sebagai parameter pengujian selanjutnya.
5. Klasifikasi yang digunakan pada sistem adalah K-Nearest Neighbor.

Analisis Ekstraksi Ciri Orde Satu, Ekstraksi ciri orde satu merupakan metode pengamatan ciri yang didasarkan pada karakteristik histogram citra. Histogram menunjukkan probabilitas kemunculan nilai derajat keabuan piksel pada suatu citra.

- a. Pengujian terhadap pembagian kelas berdasarkan kebiasaan para petani.

Pengujian masing-masing parameter ciri statistik orde satu.

Tabel 1 Hasil Pengujian Sistem untuk masing-masing ciri statistik orde satu.

Ciri Statistik Orde	Jumlah Data Benar			Total Benar	akurasi (%)	
	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3			
Satu	Means	30	30	30	90	100
	Var	26	28	16	70	77.78
	Skew	30	23	30	83	92.22
	Kurt	18	24	13	55	61.11
	Ent	24	28	20	72	80

Berdasarkan Tabel 1 dapat dianalisa bahwa akurasi untuk masing-masing parameter ciri statistik orde satu memiliki tingkat keberhasilan diatas 80 % sehingga hanya ada 3 parameter yang dapat digunakan dan dilakukan kombinasi yaitu means, skewness, dan entropy dan kombinasi yang dapat terjadi yaitu kombinasi 2 ciri dan kombinasi 3 ciri.

Pengujian dengan 2 kombinasi ciri statistik orde satu.

Tabel 2 Hasil Pengujian Sistem dengan 2 kombinasi ciri statistik orde satu.

Kombinasi 2 Ciri Orde Satu	Jumlah Data Benar			Total Benar	Tingkat Keberhasilan (%)
	Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3		
<i>Means dan Skewness</i>	30	30	30	90	100
<i>Means dan Entrophy</i>	30	30	30	90	100
<i>Skewness dan Entrophy</i>	30	29	30	89	98.89

Berdasarkan Tabel 2 dapat dianalisa bahwa dengan menggunakan parameter ciri statistik orde satu yang dikombinasikan dengan 2 ciri didapatkan tingkat keberhasilan terbesar pada kombinasi means dan kurtosis dan kombinasi means dan entropy yaitu sebesar 100%, sedangkan atingkat keberhasilan terkecil didapatkan pada kombinasi skewness dan Entrophy yaitu sebesar 98.89%.

Pengujian masing-masing paramer ciri statistik orde dua.

Tabel 3 Hasil Pengujian Sistem untuk masing-masing ciri statisti orde dua.

Ciri Orde 2		Jumlah Data Benar			Tot Benar	berhasil (%)
		Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3		
Dua	<i>Cont</i>	24	17	24	65	72.22
	<i>Corre</i>	19	25	18	62	68.89
	<i>Energ</i>	29	18	19	66	73.33
	<i>Homo</i>	19	15	13	47	52.22

Berdasarkan Tabel 3 dapat dianalisa bahwa dengan pengujian pada masing-masing parameter ciri statisrik orde dua didapatkan tingkat keberhasilan kurang dari 80% pada semua parameter yaitu contrast, correlation, energy dan homogeneity. Sehingga tidak akan dilakukan proses kombinasi ciri dan untuk pengujian dengan metode KNN selanjutnya hanya akan menggunakan parameter yang memiliki tingkat keberhasilan tertinggi yaitu energy.

Analisi K-Nearest Neighbor, Pada analisis K-Nearest Neighbor akan dibahas tentang pengklasifikasian terhadap biji kopi dengan parameter ciri statistik, ciri statistic yang digunakan dalam pengujian adalah ciri statistik yang memiliki akurasi tertinggi untuk masing-masing orde.

Ciri statistik orde satu yang digunakan ada beberapa kombinasi yaitu kombinasi means dan skewness dan means dan entrophy (untuk kombinasi 2 ciri), sedangkan untuk kombinasi 3 ciri menggunakan parameter means, skewness, dan entrophy. Sedangkan pada ciri statistik orde dua yang digunakan hanya parameter Energy.

Pengujian selanjutnya dilakukan dengan memberikan kombinasi nilai k pada K-Nearest Neighbor. Adapun nilai k yang digunakan adalah k = 1,3,5. Maksudnya adalah dengan pemberian nilai k maka akan didapatkan jarak terkecil yang didapatkan, misal saat k = 1 maka yang diambil nilai jarak 1 terkecil begitu juga untuk nilai k yang lainnya. Untuk hasil pengujiannya dapat dilihat hasilnya pada Tabel berikut.

Tabel 6 Hasil pengujian sistem dengan analisis K-Nearest Neighbor untuk ciri statistik orde satu.

no	Kombi ciri	k	Jumlah data benar			Berhasil (%)
			Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	
1	<i>Means dan Skew</i>	1	30	30	30	100
		3	30	30	30	100
		5	30	30	30	100
3	<i>Means, Skew, dan Ent</i>	1	30	30	30	100
		3	30	30	30	100
		5	30	30	30	100

Berdasarkan Tabel 6 dapat dianalisa bahwa pengujian K-Nearest Neighbor dapat mengenali citra uji dengan sangat baik yaitu dengan akurasi sebesar 100 %, walaupun dengan masukkan parameter ciri statistik yang dikombinasikan berbeda-beda dan dengan masukkan nilai k yang berbeda-beda. Nilai k = 1 berarti hanya ada 1 nilai yang memiliki jarak terkecil yang diambil, begitu pula untuk nilai k yang lainnya.

Tabel 7 Hasil pengujian sistem dengan analisis K-Nearest Neighbor untuk ciri statistik orde dua.

No	Kombinasi ciri	Nilai k	Jumlah data benar			Tingkat Keberhasilan (%)
			Kelas 1	Kelas 2	Kelas 3	
1	<i>Ene</i>	1	29	18	19	73.33
		3	29	26	20	83.33
		5	28	25	21	82.22

Berdasarkan Tabel 7 dapat dianalisa bahwa pengujian K-Nearest Neighbor untuk ciri statistik orde dua (Energy) didapatkan akurasi terbesar saat dikombinasikan pada k = 3 yaitu sebesar 83.33 %. Nilai k = 3 berarti ada 3 nilai yang memiliki jarak yang terdekat yang diambil sedangkan akurasi terendah didapatkan saat k = 1 yaitu sebesar 73.33 %, yang berarti hanya ada 1 nilai yang memiliki jarak terdekat yang diambil.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

1. Berdasarkan pengujian sistem untuk pembagian kelas berdasarkan kebiasaan para petani (3 kelas) :
 - a. Dengan kombinasi 2 ciri didapatkan tingkat keberhasilan terbesar pada kombinasi means dan skewness dan kombinasi means dan entropy yaitu sebesar 100% sedangkan tingkat keberhasilan terkecil pada kombinasi skewness dan entropy yaitu sebesar 98.89%. Dan untuk pengujian dengan kombinasi 3 ciri means, skewness, dan entropy didapatkan tingkat keberhasilan sebesar 100%.
 - b. Dengan menggunakan parameter ciri statistik orde dua didapatkan tingkat keberhasilan terbesar pada parameter Energy yaitu sebesar 73.33 % dan tingkat keberhasilan terkecil pada parameter Homogeneity yaitu sebesar 52.22%.
2. Berdasarkan pengujian sistem untuk pembagian kelas berdasarkan sistem nilai bobot (6 kelas) :
 - a. Dengan menggunakan ciri statistik orde satu didapatkan tingkat keberhasilan terbesar pada parameter Skewness yaitu sebesar 21.11 % dan tingkat keberhasilan terkecil pada parameter Varians dan Entropy yaitu sebesar 13.33 %.
 - b. Dengan menggunakan ciri statistik orde dua didapatkan tingkat keberhasilan terbesar sebesar 18.89 % pada ciri Homogeneity dan tingkat keberhasilan terkecil sebesar 13.89 % pada ciri Correlation.
3. Pada pengujian dengan K-Nearest Neighbor untuk pembagian kelas berdasarkan kebiasaan para petani (3 kelas) :
 - a. Dengan ciri statistik orde satu didapatkan tingkat keberhasilan yang sama yaitu 100 %, walaupun diberikan pada nilai $k = 1, 3, \text{ dan } 5$.
 - b. Dengan ciri statistik orde dua didapatkan tingkat keberhasilan terbesar pada nilai $k = 3$ yaitu sebesar 83.33 % dan tingkat keberhasilan terkecil saat $k = 1$ yaitu sebesar 73.33 %.

Saran

Untuk kedepannya pembuatan sistem dapat digunakan secara real time sehingga akan sangat berguna bagi para petani kopi untuk dapat melakukan pengklasifikasian biji kopi dan dapat mengembangkan sistem dengan membandingkan beberapa metode pengklasifikasian.

DAFTAR PUSTAKA

- Dinar, L. Suyantohadi, A. dan Affan, M.F. (2013) Penentuan Kriteria Mutu Biji Pala (*Myristica fragrans* Houtt) Berdasarkan Analisa Tekstur Menggunakan Teknologi Pengolahan Citra Digital. [http:// download . portalgaruda. Org / article. pdf](http://download.portalgaruda.org/article.pdf).
- Permadi, Y. dan Murianto (2015) Aplikasi Pengolahan Citra Untuk Identifikasi Kematangan Mentimun Berdasarkan Tekstur Kulit Buah Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Statistik. [http://www.journal.uad.ac.id / index.php / JIFO/article / viewFile / 2044_1308.pdf](http://www.journal.uad.ac.id/index.php/JIFO/article/viewFile/2044_1308.pdf).
- Permatasari, D. Hidayat, B. dan Atmaja, R. (2012) Sistem Klasifikasi Kualitas Biji Jagung Berdasarkan Tekstur Berbasis Pengolahan Citra Digital. [https://openlibrary.telkomuniversity.ac.id/ pustaka/ files/ 92142/ resume.pdf](https://openlibrary.telkomuniversity.ac.id/pustaka/files/92142/resume.pdf)

Sukma, A. Ramadhan, D. Santoso, B.P. dkk. (2014) K – Nearest Neighbor Information Retrieval (Sistem Temu Kembali Informasi). [http://web.unair.ac.id/admin/file/f_41382_stki – kel - 2 k – nearest - neighbor.pdf](http://web.unair.ac.id/admin/file/f_41382_stki-kel-2_k-nearest-neighbor.pdf).

Wahana Komputer. (2013) Ragam Aplikasi Pengolahan Image dengan MATLAB. Jakarta. PT. Gramedia.