

**PERBANDINGAN KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH KOPI
MENGUNAKAN METODE FUZZY LOGIC DAN K-NEAREST NEIGHBOR
DENGAN EKSTRAKSI CIRI GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX
COMPARISON OF COFFEE CHERRIES RIPENESS USING FUZZY LOGIC AND K-
NEAREST NEIGHBOR METHOD WITH GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX
FEATURE EXTRACTION**

WIDYANINGSIH¹, IWAN IWUT TRITOASMORO S.T., M.T.²,

NOR CAECCAR KUMALASARI S.T., M.T.³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

¹widyaning@telkomuniversity.ac.id, ²iwaniwut@telkomuniversity.ac.id,

³caecarnkcp@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Kopi adalah tumbuhan yang berbuah kecil, bulat dan besar maksimal sebesar kelereng. Buah kopi ini sering sekali di buat bubuk dengan tujuan diminum, dibuat makanan. Selama ini para petani buah kopi melakukan penentuan kematangan kopi dengan cara manual atau melakukan pemilihan dengan menggunakan perkiraan dari petani tersebut. Sehingga dengan cara seperti itu rentan terhadap kesalahan dengan memilih biji kopi dengan berbagai faktor seperti faktor kelelahan dan keraguan.

Dalam penelitian ini akan dibuat program yang dapat mengklasifikasikan kematangan buah kopi. Dengan membandingkan metode K-Nearest Neighbor dengan metode Fuzzy Logic untuk klasifikasi ciri dan Gray Level Co-occurrence Matrix Extraction (GLCME) untuk ekstraksi ciri. Pada penelitian ini digunakan satu jenis buah kopi yaitu Kopi Arabika dengan klasifikasi tingkat kematangan. Pada penelitian ini telah di dapatkan akurasi 100% dengan waktu komputasi 108,03 s dengan metode klasifikasi KNN dan ekstraksi GLCM, dengan menggunakan radius GLCM 5, ukuran resize citra 128x128 piksel, sudut GLCM -radius radius, jenis distance Cosine, dan nilai K=1.

Kata kunci: Fuzzy Logic, K-NN, Gray Level Co-occurrence Matrix Extraction, buah kopi, klasifikasi, ekstraksi ciri

Abstract

Coffee is a plant that bears small, rounded and large maximum marbles. This coffee fruit is often made for the purpose of being drunk, made of food. So far, coffee fruit farmers choose the maturity of coffee by hand or by choosing from the farmers, so in that way they are vulnerable to choosing coffee beans with various factors such as factors that support and support.

In this research a program will be made that can determine the maturity of coffee fruit. By comparing the K-Nearest Neighbor method with the Fuzzy Logic method for classification of features and Gray Level Co-occurrence Matrix Extraction (GLCM) for feature extraction. In this research, one type of coffee is used, Arabica Coffee with a level of maturity classification. In this study, 100% accuracy was obtained with a computing time of 108.03 s with the KNN classification method and GLCM extraction, using a 5 GLCM radius, image resize size 128x128 pixels, GLCM angle - radius radius, Cosine distance type, and K = value 1.

Keywords: Fuzzy Logic, K-NN, Gray Level Co-occurrence of Matrix Extraction, coffee fruit, classification, feature extraction

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi pada era ini sangat dibutuhkan manusia untuk membantu aktifitas dalam kehidupan sehari-hari, khususnya dalam bidang pertanian dan perkebunan dengan adanya teknologi, diharapkan dapat membantu mengolah dan meningkatkan hasil pertanian dan perkebunan. Kualitas pertanian yang baik meningkatkan efisiensi waktu pengerjaan dan hasil pengolahan perkebunan dan pertanian khususnya untuk biji kopi. Kopi adalah minuman hasil seduhan biji kopi yang telah disangrai dan dihaluskan menjadi bubuk. Kopi merupakan salah satu komoditas di dunia yang dibudidayakan lebih dari 50 negara. Dua varietas pohon kopi yang dikenal secara umum yaitu Kopi Robusta (*Coffea canephora*) dan Kopi Arabika (*Coffea arabica*) [1]. Pada saat ini kopi banyak sekali di konsumsi oleh semua kalangan dari remaja sampai dewasa. Pada saat ini Indonesia berada di urutan ke empat penghasil kopi terbesar di dunia berdasarkan data International Coffee Organization (ICO) saat ini dengan jumlah produksinya sebanyak 600 ribu ton kopi [1].

Sebelum hasil jadi pertanian ada di tangan konsumen tentunya terdapat proses pengolahan pada produk hasil pertanian tersebut. Dengan pengolahan diharapkan bahan hasil pertanian akan memperoleh nilai yang jauh lebih besar dan berkualitas baik. Salah satu tahapan tersebut dengan melakukan pemilihan kualitas atau mutu hasil pertanian dan perkebunan khususnya buah kopi. Pada proses pemilihan kualitas atau mutu dapat diukur dengan mengidentifikasi tingkat kematangan buah kopi. Selama ini para petani buah kopi melakukan penentuan

kematangan kopi dengan cara manual atau melakukan pemilihan dengan menggunakan perkiraan dari petani tersebut, sehingga dengan cara seperti itu rentan terhadap kesalahan dengan memilih buah kopi dengan berbagai faktor seperti faktor kelelahan dan keraguan.

Berdasarkan masalah tersebut diatas, perlu dilakukan penelitian mengenai pengembangan aplikasi pemilihan kematangan buah kopi menggunakan pengolahan citra dengan menggunakan ekstraksi ciri dengan metode Gray Level Co-occurrence Matrix Extraction dan membandingkan klasifikasi menggunakan metode K-Nearest Neighbour karena sangat non linier dan mudah diimplementasikan dan Fuzzy Logic karena metode tersebut memiliki toleransi terhadap data data yang tidak tepat agar dalam memilih biji kopi dapat dilakukan secara akurat menggunakan perangkat digital. Hal ini dilakukan pada saat mengolah citra digital dari warna kulit buah kopi dengan bermacam macam tingkat kematangan.

2. Dasar Teori

2.1 Kopi

Kopi adalah tumbuhan yang berbuah kecil bulat dengan ukuran maksimal sebesar biji kelereng. Tumbuhan kopi ini seringkali di buat bubuk, dengan tujuan diminum, dibuat makanan, atau keperluan lainnya. Untuk asal istilah kopi menurut banyak ahli berasal dari Bahasa Gahwah yaitu dari Bahasa Arab [2]. Kopi ini menjadi salah satu tanaman yang banyak ditemukan di Indonesia, hampir disetiap wilayah Indonesia ada jenis-jenis kopi yang berkuaitas. Baik Aceh, Lampung, Sulawesi, dan Kopi di daerah lainnya. Tanaman kopi sudah mulai berbuah pada umur 2,5-3 tahun untuk robusta dan 3-4 tahun untuk arabika. Namun buah kopi pertama biasanya hanya berbuah sedikit. Produktivitasnya mulai naik maksimal setelah berumur 5 tahun ke atas [2].

2.2 Pengolahan Citra Digital

Citra adalah istilah lain dari gambar atau image, yang merupakan informasi berbentuk visual. Agar dapat diproses dengan komputer maka citra yang didapat dengan mengambil datanya yang bersifat kontinu harus diubah dahulu kedalam bentuk citra digital atau proses tersebut bisa disebut digitalisasi [7].

Pengolahan citra digital adalah pemrosesan citra dua atau tiga dimensi $f(x,y)$, dengan x maupun y adalah posisi koordinat sedangkan f merupakan amplitude pada posisi (x,y) yang sering dikenal sebagai intensitas grey scale, nilai dari intensitas bentuknya adalah diskrit mulai dari 0 sampai 255. Pengolahan citra mempelajari hal-hal yang berkaitan dengan perbaikan kualitas gambar (transformasi warna, peningkatan kontras, restorasi citra), transformasi gambar (rotasi, translasi, skala, transformasi geometric), melakukan pemilihan citra ciri yang optimal untuk tujuan analisis, melakukan proses penarikan informasi atau deksripsi objek yang terkandung pada citra, melakukan kompresi data untuk menyimpan data, transmisi data, dan waktu proses data.

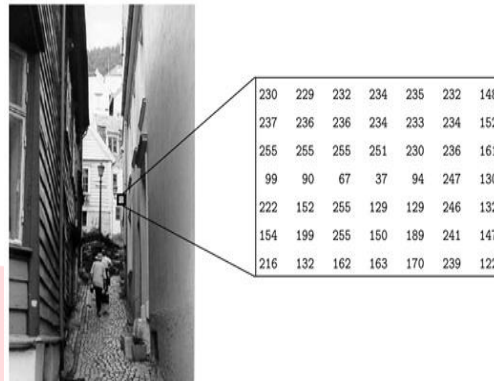
Ada dua jenis citra digital, citra diam (still image) dan citra bergerak (moving image). Pada prinsipnya citra bergerak adalah sekumpulan citra diam dalam bentuk frame-frame. Dasar-dasar pada pengolahan citra yaitu:

- 1.Peningkatan kualitas citra (image enhancement)
- 2.Pemulihan citra (image restoration)
- 3.Pengelompokan citra (image segmentation)
- 4.Ekstrsi ciri citra (image analysis)
- 5.Penggabungan citra (image reconstruction)
- 6.Penempatan citra (image compression)
- 7.Merahsiakan data pada citra (stegano and watermarking).

2.3 Citra Keabuan (Grayscale)

Citra keabuan atau grayscale adalah suatu citra dimana nilai setiap piksel merupakan sampel tunggal. Citra yang ditampilkan pada citra jenis ini terdiri atas warna abu-abu, bervariasi pada warna hitam, pada bagian yang intensitas terlemah dan warna putih pada intensitas terkuat.

Pada citra grayscale warna bervariasi antara hitam dan putih tetapi variasi warna diantaranya sangat banyak. Citra grayscale disimpan dalam format 8bit untuk setiap sample piksel, yang kemungkinan sebanyak 256 intensitas.



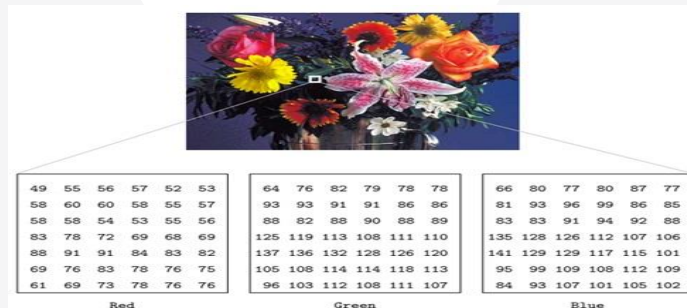
Gambar 2.1 Citra Grayscale

Pengolahan citra merupakan proses pengolahan dan analisis citra yang banyak melibatkan persepsi visual. Proses ini mempunyai ciri data masukan dan informasi keluaran yang berbentuk citra. Untuk mengubah citra berwarna yang mempunyai nilai matrix masing-masing R, G dan B menjadi citra grayscale dengan nilai X, maka konversi dapat dilakukan dengan mengambil rata-rata dari nilai R, G, dan B dapat dilakukan dengan perhitungan pada persamaan:

$$X = 0.2989R + 0.5870G + 0.1140B. \quad (2.1)$$

2.4 Citra RGB

Citra RGB atau berwarna adalah citra yang menyajikan dalam warna R (red) G (green) dan B (blue). Dengan mencampur tiga warna dasar tersebut maka kita akan dapat menghasilkan warna lain, warna yang dihasilkan dari campuran warna tersebut disebut additive color. Dalam pengaturan warna RGB digunakan skala 0 (paling rendah) sampai 255 (paling tinggi).



Gambar 2.2 Citra RGB

Dengan mencampur tiga warna dasar tersebut maka kita akan dapat menghasilkan warna yang lain, warna yang dihasilkan dari campuran warna dasar tersebut disebut additive color. Dalam pengaturan warna RGB digunakan skala 0 (paling rendah) sampai 255 (tertinggi).

2.5 Ekstraksi Ciri GLCM

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah suatu metode yang digunakan untuk analisis tekstur/ekstraksi ciri. GLCM merupakan suatu matriks yang menggambarkan frekuensi munculnya pasangan dua piksel dengan intensitas tertentu dalam jarak dan arah tertentu dalam citra.

Koordinat pasangan piksel memiliki jarak d dan orientasi sudut θ . Jarak direpresentasikan dalam piksel dan sudut direpresentasikan dalam derajat. Orientasi sudut terbentuk berdasarkan empat arah sudut yaitu, 0° , 45° , 90° dan 135° , dan jarak antar piksel sebesar 1 piksel

Tahapan yang dilakukan pada perhitungan GLCM adalah sebagai berikut :

1. Pembentukan matriks awal GLCM dari dua piksel yang berjarak sesuai dengan arah 0° , 45° , 90° dan 135° .
2. Membentuk matriks yang simetris dengan menjumlahkan matriks awal GLCM dengan nilai transposnya.
3. menormalisasikan matriks GLCM dengan membagi setiap elemen matriks dengan jumlah pasangan piksel.
4. Ekstraksi ciri, yaitu :

$$Contrast = \sum_{i_1} \sum_{i_2} (i_1 - i_2)^2 p(i_1, i_2). \quad (2.2)$$

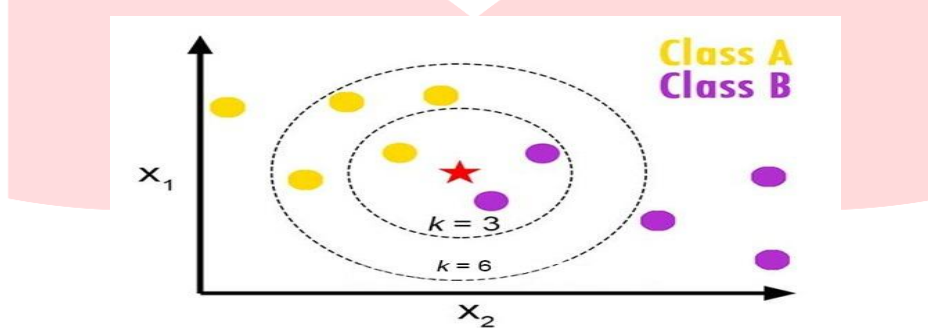
$$Homogeneity = \sum_{i_1} \sum_{i_2} \frac{p(i_1, i_2)}{1 + |i_1 - i_2|}. \quad (2.3)$$

$$Energy = \sum_{i_1} \sum_{i_2} p^2(i_1, i_2). \quad (2.4)$$

$$Entropy = - \sum_{i_1} \sum_{i_2} p(i_1, i_2) \log p(i_1, i_2). \quad (2.5)$$

2.6 K-Nearest Neighbour (KNN)

Algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) adalah sebuah metode klasifikasi terhadap sekumpulan data. Pada data latih biasanya diambil lebih dari satu dengan data uji kemudian akan digunakan algoritma ini untuk kelasnya [10].



Gambar 0.1 Grafik K-NN [2]

Pada gambar 2.3 pengambilan sebuah keputusan untuk menentukan kelas antara datang atau tidak datang pada sebuah pertemuan. Untuk mendukung pengambilan keputusan tersebut harus melihat mayoritas dari keputusan teman atau tetangga lainnya. Teman atau tetangga tersebut dipilih berdasarkan kedekatan dengan kedekatannya. Ukuran kedekatan pertemanan ini bisa bermacam-macam: satu hobi, satu kelas, atau hal lainnya. Ukuran-ukuran tersebut bisa juga digunakan bersamaan, misalnya A adalah tetangga, satu hobi dan satu kelas, sedangkan si B hanya satu kelas saja.

Dekat atau jauhnya tetangga biasanya dihyung berdasarkan *Euclidean Distance*. Kedekatan dapat dianggap sebagai invers jarak. Semakin kecil jarak antara dua *instance*, semakin besar “kedekatan” antara dua *instance* tersebut.

Langkah-langkah klasifikasi menggunakan KNN [10]:

1. Menentukan parameter k (jumlah tetangga paling dekat).
2. Hitung jarak antara dua data baru kesetiap *labeled* data.
3. Tentukan k *labeled* data yang mempunyai jarak yang paling minimal
4. Klasifikasikan data baru kedalam *labeled* data yang mayoritas K-NN dipilih berdasarkan jarak.

Ada beberapa cara dimana K-NN dapat digunakan untuk menentukan kelas. Pada K-NN terdapat beberapa aturan jarak yang dapat digunakan yaitu [11]:

1. *Euclidean Distance*

Untuk menghitung jarak anantara dua titik X_s dan X_t dengan metode euclidean digunakan rumus

$$d_{st} = \sqrt{\sum_{j=1}^n (X_{st} - Y_{tj})^2}. \quad (2.6)$$

2. *Cityblock*

Untuk menghitung jarak antara dua titik X_s dan X_t dengan *cityblock* digunakan rumus:

$$d_{st} = \sum_{i=1}^n |X_{sj} - Y_{tj}|. \quad (2.7)$$

3. *Cosine*

Cosine Distance, titik-titik dianggap sebagai *vector*, dan dilakukan pengukuran terhadap sudut antara dua *vector* tersebut. Untuk memperoleh jarak dua *vector* X_s dan X_t memakai rumus sebagai berikut:

$$dst = 1 - \cos \theta, \quad (2.8)$$

Dengan

$$\cos \theta = \frac{x_s x_t}{|x_s||x_t|} \quad (2.9)$$

4. Correlation

Dalam Correlation distance, titik-titik dianggap sebagai barisan nilai jarak antar nilai X_s dan X_t , memakai rumus sebagai berikut:

$$dst = 1 - \frac{(x_s - \bar{x}_s)(x_t - \bar{x}_t)}{\sqrt{(x_s - \bar{x}_s)(x_s - \bar{x}_s)}\sqrt{(x_t - \bar{x}_t)(x_t - \bar{x}_t)}} \quad (2.10)$$

dimana

$$\bar{x}_s = \frac{1}{n} + \sum_j x_{sj} \text{ dan } \bar{x}_t = \frac{1}{n} + \sum_j x_{tj}. \quad (2.11)$$

2.7 Fuzzy Logic

Logika *Fuzzy* adalah peningkatan dari logika Boolean yang berhadapan dengan konsep kebenaran sebagian seperti isitilah biner (0 atau 1, ya atau tidak, hitam atau putih). Logika *fuzzy* menggantikan kebenaran Boolean dengan tingkat kebenaran [6]. Logika fuzzy memungkinkan nilai keanggotaan anantara 0 dan 1, tingkat keabuan dan juga hitam dan putih dan dalam bentuk linguistik, konsep tidak pasti seperti “sedikit”, “lumayan”, dan “sangat”. Logika ini berhubungan dengan set *fuzzy* dan teori kemungkinan. Jenis jarak yang akan dilatihkan adalah *Cosine*, *Euclidean*, dan *Mahalanobis*[6].

Ada tiga proses utama jika mengimplementasikan *fuzzy logic* pada suatu perangkat yaitu[6]:

1. *Fuzzification*, merupakan suatu proses untuk mengubah suatu masukan dari bentuk tegas (*crisp*) menjadi *fuzzy* yang biasanya disajikan dalam bentuk himpunan-himpunan *fuzzy* dengan suatu fungsi keanggotaan masing-masing.
2. *Interference system (Evaluasi rule)*, merupakan sebagai acuan untuk menjelaskan hubungan antara variable-variable masukan dan keluaran yang mana variable yang diproses dan yang dihasilkan berbentuk *fuzzy*. Untuk menjelaskan hubungan antara masukan dan keluaran biasanya menggunakan “IF-THEN”
3. *Defuzzification*, merupakan proses pengubahan variable berbentuk *fuzzy* tersebut menjadi data-data pasti yang dapat dikirimkan ke peralatan

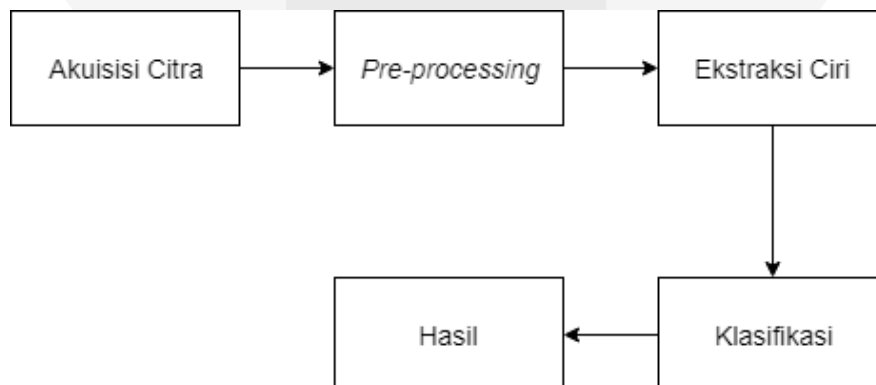
3. Perancangan Sistem

3.1 Desain Sistem

Dalam tugas akhir ini sistem secara umum terbagi menjadi 4 bagian utama, yaitu :

1. Proses Akusisi Citra
2. Tahap *Preprocessing*
3. Tahap Ekstraksi Ciri
4. Tahap Klasifikasi

Keempat tahap tersebut ditunjukkan dalam bentuk diagram blok seperti berikut:

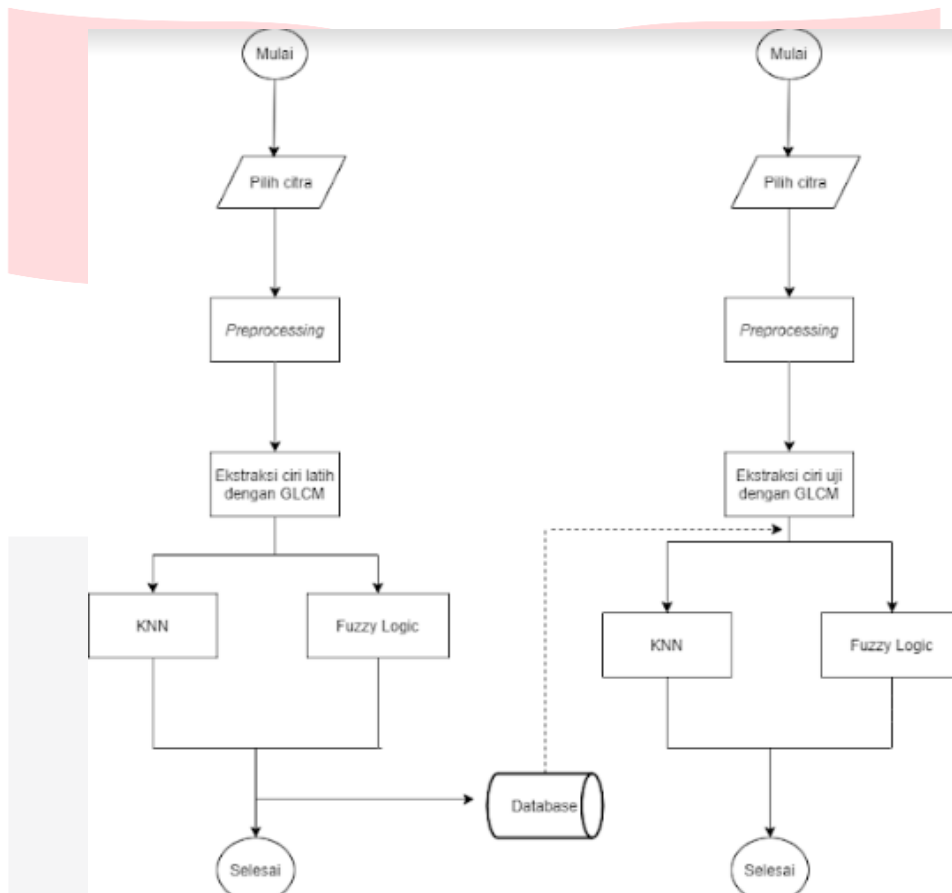


Gambar 0.2 Empat Tahap Sistem

3.2 Perancangan Sistem

Pada tugas akhir kali ini sebuah system akan dibandingkan dengan 2 metode yang berbeda untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kopi. Pemodelan system yang dirancang melalui 2 tahap yaitu tahap latih dan tahap uji. Tahap latih adalah proses pembentukan database yang menyimpan nilai vector ciri dari tiap citra sebagai referensi bagi citra uji nantinya. Sedangkan tahap uji adalah proses yang digunakan untuk menguji data citra sehingga dapat di klasifikasikan oleh system.

Berikut adalah pemodelan sistem blok diagram klasifikasi kematangan dengan metode Fuzzy Logic dan KNN yang dirancang secara umum:



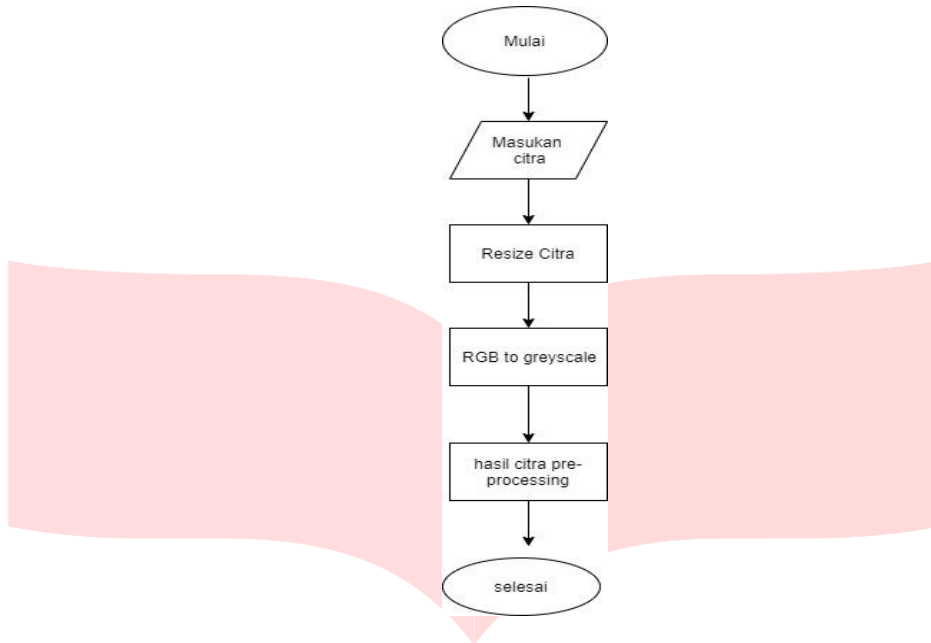
Gambar 3.2 Model system K-NN dan Fuzzy Logic

Pada gambar 3.1 dan gambar 3.2 tersebut terdapat tahap akuisisi data citra yang menghasilkan data latih, kemudian dibentuk database ciri dari data latih tersebut. Proses pembuatan database harus dicari yang terbaik dengan cara melakukan pre-processing, kemudian setelah melalui proses preprocessing, citra yang telah di preprocessing akan diekstrak cirinya.

Akuisisi citra buah kopi diambil dengan kamerachandphone Samsung S8+ dengan latar background putih dalam keadaan cahaya yang cukup terang dan pengambilan gambar sejumlah satu buah kopi setiap akuisisi citra. Kelas dari tugas akhir ini berjumlah 3 kelas berdasarkan tingkat kematangan yaitu mentah, mengkal dan matang.

3.3 Pre-Processing

Pre-processing merupakan tahapan awal sebelum dilakukan ekstraksi ciri yang di lakukan untuk mempermudah komputasi citra masukkan yang berasal dari tahap akuisisi citra sebelumnya. Tahapan tahapan dari pre-processing adalah sebagai berikut.



Gambar 3.3 Diagram alur Preprocessing

Penjelasan gambar 3.3 diagram alur Preprocessing ialah sebagai berikut:

1. Citra masukan, dalam proses ini diambil sebuah citra digital yang telah melewati tahapan akuisisi citra sebelumnya dengan nilai ukuran gambar masukan yaitu 3096×4128×3 piksel.



Gambar 3.4 (a) Gambar Buah Kopi Mentah



Gambar 3.5 (b) Gambar Buah Kopi Mengkal



Gambar 3.6 (c) Gambar Buah Kopi Matang

2. Resize citra, yaitu proses merubah ukuran citra yang sebelumnya telah di masukkan yaitu menjadi ukuran 128×128 piksel, 256×256 piksel, 512×512 piksel dan 1024×1024 piksel agar ditahap pre-processing selanjutnya hasil yang di dapat lebih akurat.

3. Konversi citra RGB ke citra Grayscale, yaitu proses mengubah citra digital inputan yang sudah di resize dari elemen warna RGB menjadi warna abu-abu (grayscale). Hal ini dilakukan karena intensitas dari setiap warna diubah menjadi nilai keabuan makan nilai intensitas dari setiap warna yang berbeda akan menjadi seragam, yaitu Red=Green=Blue. Di bawah ini merupakan rumus yang digunakan untuk melakukan konversi RGB ke grayscale

$$\text{Grayscale} = 0.3R + 0.6G + 0.2B. \quad (3.1)$$

4. Citra grayscale, yaitu citra yang didapat setelah terjadi konversi RGB menjadi grayscale

4. Pengujian Sistem Dan Analisis

4.1 Analisis Pengujian

Adapun tujuan dari pengujian sistem ini adalah:

1. Mengetahui performansi *system* berdasarkan persentase akurasi dengan melakukan pengujian terhadap citra buah kopi.
2. Mengetahui performansi *system* berdasarkan pengaruh parameter ukuran citra pada proses ekstraksi ciri pada hasil akurasi dan waktu komputasi *system*.
3. mengetahui performansi system berdasarkan pengaruh parameter *fuzzy logic dan KNN* pada proses ekstraksi ciri pada hasil akurasi dan komputasi system.
4. Menganalisis pengaruh variasi.
5. Mengetahui performansi system berdasarkan pengaruh nilai k pada proses klasifikasi K-NN pada hasil akurasi dan waktu komputasi sistem.
6. Mengetahui performansi system berdasarkan nilai sudut pada proses klasifikasi *Fuzzy Logic* pada hasil akurasi dan waktu komputasi *system*.
7. Mengetahui performansi *system* berdasarkan presentasi akurasi dengan melakukan pengujian terhadap performansi *system* berdasarkan presentasi akurasi dengan melakukan pengujian terhadap parameter jenis *distance* pada kasifikasi KNN dan sudut pada klasifikasi *fuzzy logic*.

Skenario pengujian sistem dilakukan dengan beberapa tahapan untuk mengetahui kelayakan *system* yang dirancang. Berdasarkan tujuan pengujian maka skenario pengujian dari tugas akhir ini adalah seperti berikut:

1. Pengujian parameter ukuran citra terhadap perfomansi sistem. Radius citra yang akan diujikan adalah 1,2,3,4,5. Banyak data yang akan digunakan adalah 240 citra buah kopi dengan 60 data disetiap kelas untuk data latih dan total data uji sebanyak 80 dengan masing-masing kelas 20 data setiap kelasnya.
1. Citra yang telah di akusisi akan dilakukan *pre-processing*. Pada proses ini citra buah kopi dilakukan proses *resize* dan mengubah citra RGB menjadi *grayscale*

2. Citra akan dilakukan proses ekstraksi fitur melalui *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)*. Citra yang telah melalui proses pre-processing kemudian diekstraksi fitur guna mendapatkan informasi dari objek citra berdasarkan karakteristik GLCM.
3. Pada tahap ini citra akan dilakukan proses klasifikasi *Fuzzy Logic* dan KNN sebagai penunjang fitur yang bertujuan untuk menentukan tingkat kematangan buah kopi. Berikut scenario yang dilakukan pada pengujian system berdasarkan parameter-parameter yang mempengaruhi.

Berikut parameter yg digunakan untuk klasifikasi *fuzzy logic*:

1. Pengaruh radius GLCM dan waktu komputasi
2. Pengaruh ukuran citra dan waktu komputasi
3. Pengaruh nilai sudut dan waktu komputasi
4. Pengaruh jenis jarak dan komputasi
5. Pengaruh granlevel dan
6. Berikut parameter yg digunakan untuk KNN:
7. Pengaruh radius citra dan waktu komputasi
8. Pengaruh ukuran citra dan waktu komputasi
9. Pengaruh nilai sudut dan waktu komputasi
10. Pengaruh jenis jarak dan komputasi
11. Pengaruh nilai K terhadap akurasi dan waktu komputasi

Pelatihan sistem untuk proses ekstraksi menggunakan GLCM, sedangkan untuk klasifikasi nya menggunakan *fuzzy logic* dan KNN. Pada pelathan *system* ini skenario yang digunakan untuk klasifikasi *fuzzy logic* adalah pelatihan radius, ukuran citra, nilai sudut, jenis jarak dan pelatihan *granlevel*. Untuk klasifikasi KNN adalah pelatihan radius, ukuran citra, nilai sudut, jenis jarak, dan pelatihan nilai K.

4.2 Pengaruh Radius GLCM terhadap Klasifikasi *Fuzzy Logic*

Pelatihan tahap pertama merupakan pelatihan dengan mengubah radius GLCM. Radius yang digunakan bernilai 1,2,3,4,5 parameter lain yang digunakan adalah ukuran citra 1024×1024 nilai sudutnya 45 derajat jenis jarak= \cosine granlevel=1.

Tabel 4.1 Pengaruh radius GLCM pada akurasi dan waktu komputasi

Radius	Akurasi	Waktu komputasi
1	54,16%	159,04 s
2	50%	171,91 s
3	46,66%	158,75 s
4	59,58%	158,27 s
5	51,66%	169,57 s

Berdasarkan Tabel 4.1 nilai akurasi tertinggi di dapatkan pada nilai radius 4, yaitu 59,58% dengan waktu komputasi 158,27 s . Dari hasil pengujian dapat disimpulkan bahwa radius yang terbaik digunakan adalah radius 4 karena terlalu jauh nilai jarak ketetanggaan akan menghasilkan nilai pengenalan yang semakin jauh atau menjadi buruk.

4.3 Pengaruh Ukuran Citra terhadap Klasifikasi *Fuzzy Logic*

Pelatihan tahap kedua merupakan pelatihan dengan mengubah ukuran citra. Ukuran citra telah ditentukan mulai dari nilai 128×128 hingga 1024×1024 piksel pada 80 citra latih. Parameter lain yang digunakan adalah radius 4 karena memiliki performansi terbaik pada scenario sebelumnya dan nilai sudutnya 45 derajat jenis jarak= \cosine granlevel=1.

Tabel 4.2 Pengaruh ukuran citra pada akurasi dan waktu komputasi

Ukuran Citra	Akurasi	Waktu komputasi
128×128	60,83%	115,91 s

256×256	65,83%	117,76 s
512×512	53,33%	124,73 s
1024×1024	59,58%	134,87 s

Berdasarkan table 4.2 tersebut menunjukan pengaruh ukuran citra yang terbaik yaitu pada nilai akurasi citra 256×256 untuk 80 citra latih yang menghasilkan akurasi sebesar 65,83% dan waktu komputasi 117,76 detik. Karena dari semua citra pengujian didapatkan akurasi yang berbeda-beda dan tingkat ukuran citra pengujian yang paling baik adalah 256×256 karena memiliki kelebihan mudah dan cepat untuk di terapkan.

4.4 Pengaruh Nilai Sudut Terhadap Klasifikasi Fuzzy Logic

Pelatihan tahap ketiga merupakan pelatihan dengan mengubah nilai sudut. Ukuran citra telah di tentukan senilai 256×256 piksel karena memiliki performansi terbaik pada scenario sebelumnya. Parameter lain yang digunakan adalah radius 4 karena memiliki performansi terbaik di scenario sebelumnya, dan nilai sudut yang akan diujikan pada tahap ini adalah 0°, 45°, 90°, 135°.

Tabel 4.3 Pengaruh Nilai Sudut pada akurasi dan waktu komputasi

Sudut	Akurasi	Waktu komputasi
0°	65,41%	103,39 s
45°	65,83%	116,96 s
90°	58,33%	106,96 s
135°	61,67%	103,47 s

Berdasarkan Tabel 4.3 menunjukan pengaruh nilai sudut yang terbaik pada nilai sudut 45° untuk 80 citra latih yang menghasilkan akurasi sebesar 65,83% dan waktu komputasi 115,96 detik. Sedangkan saat sudut orientasi bernilai 90° dan 135° terdapat penurunan dan kenaikan akurasi uji dan waktu komputasi yang menjadi akurasi menurun dan naik dikarenakan sudut orientasi berpengaruh pada pembentukan matriks koookuransi sehingga setiap sudut akan menghasilkan nilai ciri GLCM yang berbeda pada setiap cirinya.

4.5 Pengaruh Jenis Jarak Terhadap Klasifikasi Fuzzy Logic

Pelatihan tahap keempat merupakan pelatihan dengan mengubah jenis jarak. Ukuran citra yang digunakan adalah 256×256 piksel. Parameter lain yang digunakan adalah radius 4, dan nilai sudut yang digunakan adalah 45° karena memiliki performansi terbaik di scenario sebelumnya. Jenis jarak yang akan dilatihkan adalah *Cosine Euclidean*, dan *Mahalanobis*.

Tabel 4.4 Pengaruh Jenis Jarak pada akurasi dan waktu komputasi

Jenis Jarak	Akurasi	Waktu komputasi
<i>Cosine</i>	65,83%	105,87 s
<i>Euclidean</i>	64,16%	103,32 s
<i>Mahalanobis</i>	61,25%	102,49 s

Berdasarkan Tabel 4.4 menunjukan pengaruh jenis jarak yang terbaik yaitu pada jenis jarak *Cosine* dengan akurasi 65,83% dan waktu komputasi 105,87 detik. Jenis cosine yang digunakan karena mampu menghitung nilai kedekatan vector pada masing-masing *cluster*.

4.6 Pengaruh Graylevel terhadap Klasifikasi Fuzzy Logic

Pelatihan keenam merupakan pelatihan dengan mengubah Granlevel. Ukuran citra yang digunakan adalah 256×256 piksel. Parameter lain yang digunakan adalah radius 4, nilai sudut yang digunakan adalah 45° dan jenis jarak yang digunakan adalah *Cosine* karena memiliki performansi terbaik di scenario sebelumnya. GranLevel yang akan dirubah adalah 1,5,10,15,20.

Tabel 4.5 Pengaruh jenis *GrayLevel* pada akurasi dan waktu komputasi

<i>GrayLevel</i>	Akurasi	Waktu komputasi
1	65,83%	107,70 s
5	69,58%	102,51 s
10	70,83%	105,17 s
15	70,83%	106,87 s
20	70,83%	106,10 s

Berdasarkan Tabel 4.5 menunjukkan bahwa pengaruh Granlevel terbaik adalah 20 dengan akurasi 70,83% dan waktu komputasi 106,10 s. Kesimpulan dari pengujian diatas diambil dari waktu komputasi tercepat karena pada graylevel 10,15, dan 20 akurasi yang di dapatkan sama tetapi waktu komputasinya berbeda.

4.7 Pengaruh Jumlah Data terhadap Masing-masing Akurasi

Jumlah Data	Akurasi Latih	Waktu Komputasi	Akurasi Uji	Waktu Komputasi
240 latih, 60 uji	70,83%	105,63 s	63,33%	27,90 s
225 latih, 75 uji	71,11%	105,19 s	61,33%	34,93 s
210 latih, 90 uji	74,28%	105,17 s	56,67%	42,29 s

Pada Jumlah data latih 240 dan 60 data uji akurasi latih yang di dapatkan adalah 70,83% dan akurasi uji 63,33%. Pada pengujian ini jumlah data yang di gunakan adalah 240 data latih dan 60 data uji karena mendapatkan nilai akurasi tertinggi dan tercepat.

4.8 Pengaruh radius citra terhadap klasifikasi Fuzzy Logic

Pelatihan ketujuh merupakan pelatihan mengubah radius citra. Ukuran citra yang digunakan adalah 256×256 piksel. Parameter lain yang digunakan adalah radius 4, nilai sudut yang digunakan adalah radius 4, nilai sudut yang digunakan adalah 45° dan jenis jarak yang digunakan adalah cosine. Granlevel yang digunakan adalah 20. Radius citra yang akan dirubah adalah 1,2,3,4,5.

Tabel 4.7 Pengaruh Radius pada akurasi dan waktu komputasi

Radius	Akurasi	Waktu Komputasi
1	65,58%	144,01 s
2	69,58%	139,78 s
3	69,16 %	141,12 s
4	70,41 %	141,34 s
5	72,08 %	147,86 s

Pada Tabel 4.7 menunjukkan bahwa pengaruh radius terbaik adalah 5 dengan akurasi 72,08% dan waktu komputasi 147,86 s, karena semakin tinggi radius semakin bagus akurasi yang di dapatkan.

4.9 Pengaruh Ukuran Citra Terhadap Metode KNN

Pelatihan kedelapan merupakan pelatihan mengubah radius citra. Ukuran citra yang digunakan adalah 256×256 piksel. Parameter lain yang digunakan adalah radius 4, nilai sudut yang digunakan adalah radius 4, nilai sudut yang digunakan adalah 45° dan jenis jarak yang digunakan adalah cosine. Granlevel yang digunakan adalah 20, radius yang digunakan adalah 5 karena memiliki performansi terbaik pada scenario sebelumnya. Ukuran citra yang dirubah adalah 128×128, 256×256, 512×512, 1024×1024.

Tabel 4.8 Pengaruh ukuran citra terhadap akurasi dan waktu komputasi

Ukuran Citra	Akurasi	Waktu Komputasi
128×128	76,66%	104,09 s
256×256	75,83%	102,98 s
512×512	74,58 %	113,03 s
1024×1024	72,08 %	142,08 s

Berdasarkan Tabel 4.8 pengaruh ukuran citra terbaik adalah 128×128 dengan akurasi 76,66% dan waktu komputasi 104,09 s.

4.10 Pengujian Sudut GLCM terhadap Metode KNN

Pelatihan kesembilan merupakan pelatihan mengubah radius citra. Ukuran citra yang digunakan adalah 126×126 piksel. Parameter lain yang digunakan adalah radius 4, nilai sudut yang digunakan adalah radius 4, nilai sudut yang digunakan adalah 45° dan jenis jarak yang digunakan adalah cosine. Granlevel yang digunakan adalah 20, radius yang digunakan adalah 5. Sudut GLCM yang akan di rubah adalah -radius -radius, -radius radius, -radius 0.

Tabel 4.9 Pengaruh sudut GLCM terhadap akurasi dan waktu komputasi

Sudut GLCM	Akurasi	Waktu Komputasi
-radius -radius	76,66%	119,31 s
-radius radius	77,08%	104,26 s
-radius 0	72,50%	103,12 s

Tabel 4.9 menunjukkan pengaruh sudut GLCM terbaik adalah -radius radius dengan akurasi 77,08% dan waktu komputasi 119,31 s

4.11 Pengujian Jenis Distance

Pelatihan kesembilan merupakan pelatihan mengubah radius citra. Ukuran citra yang digunakan adalah 126×126 piksel. Parameter lain yang digunakan adalah radius 4, nilai sudut yang digunakan adalah radius 4 mili sudut yang digunakan adalah 45° dan jenis jarak yang digunakan adalah cosine. Granlevel yang digunakan adalah 20, radius yang digunakan adalah 5. Sudut GLCM yang digunakan adalah -radius radius, jenis distance yang akan di rubah adalah *cosine, cityblock, correlation, Euclidean*

Tabel 4.10 Pengaruh Jenis Distance terhadap akurasi dan waktu komputasi

Jenis Distance	Akurasi	Waktu Komputasi
<i>Cosine</i>	77,08%	104,26 s
<i>Cityblock</i>	71,66%	102,56 s
<i>Corelation</i>	71,23%	172,76 s
<i>Euclidean</i>	71,25%	120,49 s

Berdasarkan Tabel 4.10 nilai akurasi tertinggi didapatkan pada saat digunakan jenis *distance cosine*, yaitu 77,08%. Dari hasil pengujian dapat disimpulkan bahwa hasil pengujian jenis *distance cosine* adalah jenis *distance* yang ditetapkan karena cosine mempunyai dimensi lebih daripada tipe jarak yang lain.

4.12 Pengaruh Nilai K

Pelatihan kesembilan merupakan pelatihan mengubah radius citra. Ukuran citra yang digunakan adalah 126×126 piksel. Parameter lain yang digunakan adalah radius 4, nilai sudut yang digunakan adalah radius 4, nilai sudut yang digunakan adalah 45° dan jenis jarak yang digunakan adalah cosine. Granlevel yang digunakan adalah 20, radius yang digunakan adalah 5. Sudut GLCM yang digunakan adalah -radius radius, jenis distance yang digunakan adalah Cosine. Nilai K-NN yang akan di rubah adalah 1,3,5,7,9

Tabel 4.11 Pengaruh Nilai K terhadap akurasi dan komputasi

K	Akurasi	Komputasi
1	100%	108,03 s
3	74,58%	112,92 s
5	77,08%	104,26 s
7	68,75%	106,66 s
9	68,33%	104, 13 s

Berdasarkan Tabel 4.11 nilai akurasi tertinggi didapatkan pada saat nilai K=1, akurasi terbesar yaitu 83,33% dengan waktu komputasi 108,03 detik saat nilai K=1. Dari hasil pengujian semakin besar nilai k maka tingkat similaritasnya semakin sulit diketahui, karena ketetanggaannya yang terlalu jauh.

5. Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

Pada penelitian ini telah dirancang suatu system untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kopi menggunakan metode perbandingan Fuzzy logic dan KNN untuk ekstraksi menggunakan GLCM. Tugas akhir ini adalah membuat perbandingan antara dua metode, yaitu metode *fuzzy logic* dan KNN. Berdasarkan hasil pengujian system metode KNN di peroleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Pengaruh ukuran radius GLCM terbaik untuk system adalah 5 dengan akurasi 72,08%.
2. Ukuran *resize* citra terbaik adalah 128×128 piksel dengan akurasi 76,66%.
3. Sudut GLCM terbaik adalah -radius radius dengan akurasi 77,08%.
4. Jenis Distance terbaik adalah Cosine dengan akurasi 77,08%.
5. Pada scenario 5, parameter K pada KNN terbaik adalah nilai parameter K=1 dengan akurasi 100%.

Dari pengujian system dengan metode KNN dan ekstraksi GLCM di dapatkan akurasi tertinggi adalah 100% dengan waktu komputasi 108,03 s.

Sedangkan dengan pengujian system metode Fuzzy Logic di peroleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Pengaruh radius GLCM terbaik untuk sistem adalah 4 dengan akurasi 59,58%.
2. Ukuran Rcitra terbaik adalah 256×256 piksel dengan akurasi 65,83%.
3. Pengaruh nilai sudut terbaik pada system dengan menggunakan metode *fuzzy logic* adalah 45° dengan akurasi 65,83%.
4. Jenis jarak terbaik pada metode fuzzy logic adalah Cosine, dengan akurasi 65,83%.
5. Jenis *Graylevel* terbaik adalah 10 dengan akurasi 70,83% dan 105,17 s waktu komputasi.

Dari pengujian *system* dengan menggunakan metode *Fuzzy Logic* dan ekstraksi GLCM di dapatkan akurasi tertinggi dengan jumlah data 240 latih dan 60 uji adalah 70,8% dengan waktu konputasi 105,17 s.

5.2 Saran

Tugas akhir ini masih banyak kekurangan dan masih belum sempurna, berikut beberapa saran dari penulis untuk dijadikan pertimbangan untuk penelitian selanjutnya:

1. Menggunakan computer dengan spesifikasi yang lebih tinggi agar pada saat pembuatan program waktu komputasi dapat lebih efisien.
2. Penggunaan metode lain untuk mendapatkan hasil performasi yang lebih akurat dan efisien.
3. Pembuatan system dapat diimplementasikan secara real time pada android maupun ios.
4. Digunakan pada jenis kopi yang berbeda.

Daftar Pustaka:

- [1] Rachaman Jaya, “Analisis dan mitigasi risiko rantai posok kopi gayo berkelanjutan dengan pendekatan Fuzzy”, *Journal of Agroindustrial Technology, Bogor Agricultural University* , 2014.
- [2] Wijo Narto wisnu, “. Analisis CBIR (Content Based Image Interval Retrieval) untuk menentukan tingkat kematangan biji kopi jenis robusta ”, skripsi Fakultas Ilmu Computer universitas Dian Nuswantoro, 26 November 2015.
- [3] <http://www.kopimat.com/2018/05/tips-memilih-buah-dan-biji-kopi-yang.html>
- [4] <https://tipspetani.com/cara-memanen-buah-kopi-yang-baik-dan-benar/>
- [5] Agus Prijono & Marvin Ch. Wijaya, 2007. Pengolahan Citra Digital Menggunakan MatLAB Image Processing Toolbox. Bandung : Informatika.
- [6] Ig Prasetya. Wibawa, Dwi. “Rancang Bangun Sistem Pendeteksi Kualitas Air Menggunakan Metode Fuzzy Logic Universitas Telkom”. *Journal of e-proceeding of engineering*, vol.3, pp. 1321-1326, 2016.

- [7] Widhiasi, Retno Nugroho. "Klasifikasi Buah Belimbing Berdasarkan Citra *Red-Green-Blue* Menggunakan K-NN dan LDA". Jurnal Unisma Bekasi, 3 Maret 2018.
- [8] Noviardi, Wibi. 2008. Penyisipan Logo Discrete Cosine Transform Sebagai Watermark Pada Citra Digital. Jakarta: Universitas Al-Azhar Indonesia.
- [9] Syahputra Hendri, Arina Fitri, Munadi Khoirul. "Karakterisasi Kematangan Buah Kopi Berdasarkan Warna Kulit Kopi Menggunakan Histogram dan Momen Warna". March 2009.
- [10] Padraig, Cunningham, and Sarah Jane Delany, "K-nearest Neighbor Classifier". (-): Technical Report UCD-CSI, col 4, pp.1-2,2007.
- [11] S.Aksoy. 2008. "Non Bayesian Classifier, K-Nearest Neighbor Classifier and Distance Functions". Ankara Bilkent University, vol.1,pp. 5-6.
- [12] A.W. Sanjaya, Deteksi Penyakit Kulit Menggunakan Analisis Fitur Warna Dan Tekstur Dengan Metode Color Moment, Gray Level Coocurrence Matrix, Dan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagaton, Bandung: Fakultas Teknik Elektro, IT Telkom, 2011.