

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terkait

Studi Kepustakaan dalam melakukan sebuah penelitian merupakan sesuatu yang harus dilakukan sebagai sumber referensi penelitian yang akan dilakukan. Berikut merupakan beberapa penelitian terkait dengan penelitian yang akan dibuat.

- 1.1.1 Pada Penelitian ini artikel ilmiah yang digunakan berjudul “Sistem Identifikasi Telapak Tangan Menggunakan Ekstraksi Ciri Berbasis Dimensi Fraktal” disusun oleh M. Ikhsan Mulyadi, R.Rizal Isnanto, dan Achmad Hidayatno. Penelitian dilakukan untuk memecahkan permasalahan pengenalan identitas seseorang. Presentase pengenalan terbaik adalah 83,3% dari 30 citra uji dari 10 individu dengan 25 citra uji dikenali dengan tepat sedangkan 5 citra uji lainnya dikenali sebagai individu yang salah[16].

- 1.1.2 Penelitian kedua berjudul “*GLCM Texture Features For Brain Tumor Classification*” ditulis oleh Nitish Zulpe dan Vrushsen Pawar menyatakan bahwa dalam penelitiannya penulis mengelompokkan empat kelas tumor yang berbeda seperti *Astrocytoma meningioma*, *Metastatic bronchogenic carcinoma* dan *Sarcoma*. Menghasilkan akurasi sebesar 97%. Dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa GLCM cukup baik dalam pengenalan tekstur[5].”

- 1.1.3 Penelitian ketiga berjudul “Analisis Tekstur Citra Anatomi Stomata untuk Klasifikasi *Freycinetia* Menggunakan *K-Nearest Neighbor*” ditulis oleh Arie Qur’ania, Aji Hamim Wigena, dan Aziz Kustiyo. Penelitian ini menggunakan citra anatomi stomata yang dianalisis

berdasarkan tekstur. Dan mengklasifikasikannya ke dalam 4(empat) kelas yaitu *Freycineta Angustifolia*, *Freycinetia Imbricate*, *Freycinetia Javanica*, dan *Freycinetia Sumatrana* dan menghasilkan akurasi sebesar 84,46% untuk nilai fitur tanpa proses transformasi data dan 94,79% untuk nilai fitur dengan proses transformasi data. Dari penelitian ini bisa disimpulkan bahwa K-NN tergolong mempunyai akurasi tinggi yaitu sebesar 94,79%.

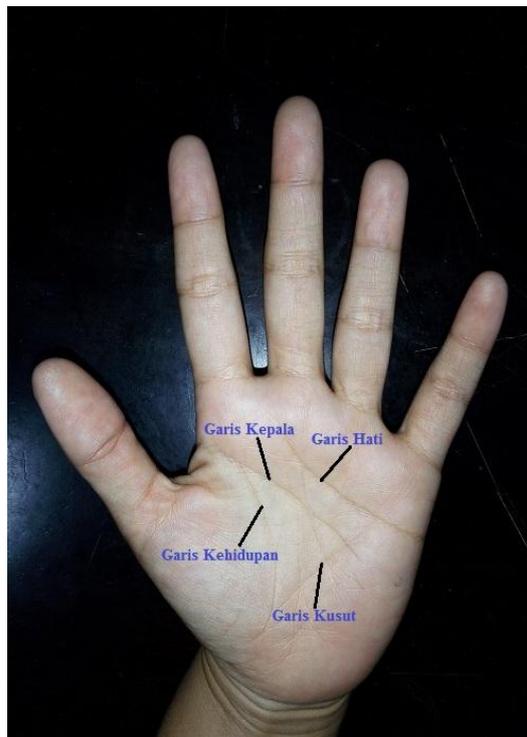
Tabel 2.1 : Tabel Penelitian Terkait

No	Nama Peneliti	Tahun	Judul	Metode	Hasil
1	M. Ikhsan Mulyadi, R.Rizal Isnanto, dan Achmad Hidayatno	2013	Sistem Identifikasi Telapak Tangan Menggunakan Ekstraksi Ciri Berbasis Dimensi Fraktal	Dimensi Fraktal	Akurasi pengenalan terbaik adalah 83,3%.
2	Nitish Zulpe dan Vrushen Pawar	2012	GLCM Texture Features for Brain Tumor Classification	GLCM	Akurasi sebesar 97,5%
3	Arie Qur'ania, Aji Hamim Wigena, dan Aziz Kustiyo	2012	Analisis Tekstur Citra Anatomi Stomata untuk Klasifikasi <i>Freycinetia</i> Menggunakan <i>K-Nearest Neighbor</i>	K-NN	Tingkat akurasi sebesar 94,79%.

1.2 Landasan Teori

2.2.1 Telapak Tangan

Telapak tangan merupakan salah satu biometrika yang memiliki karakteristik unik berupa garis-garis utama pada telapak tangan dan bersifat stabil^[8]. Telapak tangan memiliki karakteristik unik yang sangat menjanjikan untuk digunakan, antara lain: ciri geometri, ciri garis-garis utama. Ciri-ciri garis kusut atau lemah, ciri titik delta, dan ciri minusi^[2]. Telapak tangan menjadi sangat menarik untuk dikembangkan sebagai biometrika karena memiliki ciri yang lebih banyak dibandingkan dengan sidik jari dan geometri tangan. Permukaan area telapak tangan yang lebih luas dibandingkan sidik jari diharapkan dapat menghasilkan ciri yang memiliki kemampuan membedakan yang lebih dapat diandalkan^[9].



Gambar 2.1: Ciri garis telapak tangan pra pengolahan.

Menurut Satria Bagus (2013)^[4]. Ciri yang dimiliki oleh telapak tangan adalah sebagai berikut :

1. Ciri Geometrik (*geometry features*)

Ciri ini menyangkut bentuk geometri telapak tangan seperti panjang, lebar, dan luas area tangan. Ciri ini jumlahnya sedikit, mudah diperoleh, dan mudah dipalsukan.

2. Ciri garis-garis utama (*principal-line features*)

Garis-garis utama dapat digunakan untuk membedakan antara satu orang dengan orang lain. Garis-garis ini bersifat unik, stabil, dan sedikit mengalami perubahan dalam satu kurun waktu yang cukup lama. Terdapat tiga jenis garis utama, yaitu garis hati (*heart line*), garis kepala (*head line*), dan garis kehidupan (*life line*).

3. Ciri garis-garis kusut (*wrinkle features*)

Telapak tangan banyak mengandung garis kusut atau tipis yang sifatnya berbeda dengan garis utama. Garis-garis ini mampu menghasilkan ciri yang lebih rinci.

4. Ciri titik delta (*delta-point features*)

Terdapat lima daerah delta, seperti daerah pada akar jari-jari dan di luar daerah jari-jari. Titik ini bersifat stabil, namun sulit untuk memperoleh ciri ini dari citra telapak tangan resolusi rendah.

5. Ciri minusi (*minutiac features*)

Minusi merupakan pola bukti dan lemba pada permukaan telapak tangan seperti pada sidik jari. Ciri minusi hanya dapat diperoleh pada citra telapak tangan yang beresolusi tinggi dan membutuhkan komputasi tinggi.

2.2.2 Biometrik

Menurut Darma Putra definisi biometrik adalah mengukur karakter pembeda (*distinguishing traits*) pada badan atau perilaku seseorang yang digunakan untuk melakukan pengenalan secara otomatis (dengan komputer) terhadap identitas orang tersebut, dengan membandingkan karakter sebelumnya yang telah disimpan dalam database.

Karakter biometrik dibagi menjadi dua, pertama kelompok fisiologis seperti DNA, telinga, sidik jari, wajah, geometrik tangan, telapak tangan, selaput pelangi, selaput jala, jejak panas pada pembuluh darah, gigi, dan bibir. Dan kedua kelompok perilaku seperti gaya berjalan, tendangan tombol, tanda tangan, dan suara, bau (kelompok kimiawi).

Ada beberapa persyaratan agar bagian tubuh bisa dijadikan sebagai biometrika :

1. Universal (Universality), artinya karakteristik yang dipilih harus dimiliki setiap orang.
2. Membedakan (*distinctiveness*), artinya karakteristik yang dipilih memiliki kemampuan untuk membedakan setiap orang.
3. Permanen (*Permanence*), artinya karakter yang dipilih tidak cepat berubah dalam kurun waktu yang lama.
4. Kolektabilitas (*collectability*), artinya karakteristik yang dipilih mudah diperoleh dan dapat diukur secara kuantitatif.

2.2.3 Sistem Biometrika

Sistem biometrika menggunakan karakteristik fisiologi atau perilaku untuk melakukan otentifikasi secara otomatis terhadap identitas seseorang dengan membandingkan identitas yang terdaftar sebelumnya. Sistem biometrika dapat menentukan apakah hasil

pengenalan diterima atau tidak (dikenali atau tidak dikenali). Sistem biometrika memiliki dua model, yaitu sistem identifikasi (*identification system*) dan sistem verifikasi (*verification system*) [1].

1. Sistem Identifikasi

Sistem identifikasi (*identification system*) bertujuan untuk mengidentifikasi identitas seseorang. Dalam sistem identifikasi diperlukan pencocokan “satu ke banyak”, yaitu pencarian keseluruhan citra latih yang ada di basis data.

2. Sistem Verifikasi

Sistem verifikasi (*verification system*) bertugas menerima atau menolak identitas yang dimasukkan oleh seseorang. Dalam sistem verifikasi diperlukan pencocokan “satu ke satu” dari sampel yang diberikan terhadap acuan yang terdaftar atas identitas tersebut.

2.2.4 Tekstur

Tekstur adalah konsep intuitif yang mendeskripsikan tentang sifat kehalusan, kekasaran, dan keteraturan dalam suatu daerah/wilayah (*region*). Dalam pengolahan citra digital, tekstur didefinisikan sebagai distribusi spasial dari derajat keabuan di dalam sekumpulan piksel yang bertetangga. Secara umum tekstur mengacu pada pengulangan elemen-elemen tekstur dasar yang disebut primitif atau teksel (*texture element-textel*) [10].

Syarat-syarat terbentuknya suatu tekstur antara lain :

- a. Adanya pola-pola primitif yang terdiri dari satu piksel atau lebih. Bentuk-bentuk pola primitif ini dapat berupa titik, garis lurus, garis lengkung, dan luasan yang merupakan elemen dasar dari sebuah tekstur.

- b. Pola-pola primitif tersebut muncul berulang-ulang dengan interval dan arah tertentu sehingga dapat diprediksi atau ditemukan karakteristik pengulangannya.

Suatu citra memberikan interpretasi tekstur yang berbeda apabila dilihat dengan jarak dan sudut yang berbeda. Manusia memandang tekstur berdasarkan deskripsi yang bersifat acak seperti halus, kasar, teratur, tidak teratur, dan sebagainya. Hal ini merupakan deskripsi yang tidak tetap dan non-kuantitatif, sehingga diperlukan adanya suatu deskripsi yang kuantitatif (matematis) untuk memudahkan analisis.

2.2.5 Analisis Tekstur

Analisis tekstur merupakan dasar dari berbagai macam aplikasi, aplikasi dari analisis tekstur antara lain: penginderaan jarak jauh, pencitraan medis, identifikasi kualitas suatu bahan (kayu, kulit, tekstil) [10].

Pengukuran tekstur dikategorikan menjadi lima yaitu:

- a. Pendekatan Statistik yaitu mempertimbangkan bahwa intensitas dibangkitkan oleh medan acak dua dimensi, metode ini berdasar pada frekuensi-frekuensi ruang. Contoh fungsi autokorelasi, matriks ko-okurensi, transformasi fourier, frekuensi tepi.
- b. Teknik Struktural berkaitan dengan penyusunan bagian-bagian terkecil suatu citra. Contoh model fraktal.
- c. Metode Geometri berdasar atas perangkat geometri yang ada pada elemen tekstur.
- d. Model dasar seperti pada medan acak.
- e. Pengolahan sinyal adalah metode yang berdasarkan analisis frekuensi seperti transformasi Gabor dan transformasi wavelet.

2.2.6 Pengolahan Citra (*Image Processing*)

Dalam buku [14], citra adalah representasi (gambaran), kemiripan, atau imitasi gambaran dari suatu objek. Citra dibagi menjadi dua yaitu citra analog dan citra digital. Citra analog memiliki sifat kontinu seperti gambar yang terdapat dalam televisi, foto yang tercetak dalam kertas, lukisan dan hasil CT scan. Citra analog tidak bisa direpresentasikan pada komputer sehingga komputer tidak bisa mengolah sebuah citra analog. Sedangkan citra digital adalah citra yang dapat diolah oleh komputer.



Gambar 2.2 : Skema Pengolahan Citra

Secara umum istilah pengolahan citra digital adalah disiplin ilmu yang melahirkan teknik-teknik untuk mengolah citra :

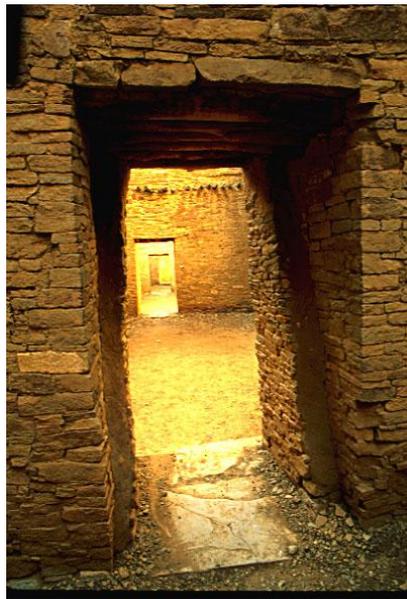
1. Pembentukan Citra (*data acquisition*)

Menentukan data yang diperlukan dan memilih metode perekam citra digital.

2. Segmentasi Citra (*image segmentation*) dan Deteksi Sisi (*edge detection*)

Operasi penajaman citra bertujuan memperjelas tepi pada objek di dalam citra. Operasi penajaman dilakukan dengan melewati citra pada penapis logis-tinggi akan meloloskan atau memperkuat komponen yang berfrekuensi tinggi (misalkan tepi atau pinggiran objek) dan akan menurunkan komponen berfrekuensi rendah. Pendeteksi tepi (*edge detection*) bertujuan untuk mengidentifikasi parameter-parameter yang diasosiasikan dengan ciri(feature) dari objek di dalam citra, untuk selanjutnya

parameter tersebut digunakan dalam menginterpretasi citra. Analisis citra pada dasarnya terdiri dari tiga tahapan, yaitu ekstraksi ciri (feature extraction), segmentasi dan klasifikasi. Pendeteksian tepi merupakan langkah pertama untuk melingkupi informasi di dalam citra dan digunakan untuk mempertajam garis batas suatu daerah atau objek di dalam citra^[3].



Gambar 2.3: Garis tepi [Sumber : www.petitcolas.net]

2. Seleksi dan Ekstraksi Ciri (*feature extraction and selection*)

Seleksi ciri memilih informasi yang mempunyai nilai angka (value) dari ciri yang ada, yang dapat membedakan kelas-kelas objek secara baik. Ekstraksi ciri mengukur besaran nilai angka dari ciri setiap piksel.

3. Representasi dan Deskripsi

Suatu wilayah dapat ditampilkan kembali sebagai suatu kumpulan titik-titik koordinat dalam loop yang tertutup dengan deskripsi luasan.

4. Pengenalan Pola (*pattern recognition*)

Pengenalan Pola yaitu mengelompokkan data numerik dan simbolik (termasuk citra) secara otomatis oleh komputer. Tujuan

pengelompokkan adalah untuk mengenali suatu objek di dalam citra. Komputer menerima masukkan berupa citra objek yang akan diidentifikasi, memproses citra tersebut, dan memberikan keluaran berupa deskripsi objek di dalam citra_[3].



Gambar 2.4: Pengenalan Pola Citra

5. Interpretasi Citra

Memberikan arti pada objek yang sudah berhasil dikenali.

6. Penyusunan basis pengetahuan

Basis pengetahuan ini digunakan sebagai sumber acuan pada proses pencocokan atau *object recognition*.

Tujuan dari pengolahan citra adalah memperbaiki kualitas citra agar mudah dibaca oleh manusia atau komputer, merupakan teknik pengolahan citra dengan mentransformasikan citra menjadi citra lain dan merupakan proses awal dari prapemrosesan dari komputer_[13].

2.2.7 Citra

Citra merupakan representasi (gambaran), kemiripan atau imitasi dari suatu objek. Sebuah citra mengandung informasi tentang objek yang direpresitasikan. Citra dapat dikelompokkan menjadi citra tampak dan citra tak tampak. Untuk dapat dilihat mata manusia, citra tak tampak harus dirubah menjadi citra tampak, misalnya dengan penampilannya dimonitor, dicetak dikertas dan sebagainya. Citra digital merupakan contoh citra tak tampak_[12]. Citra sebagai keluaran suatu sistem perekaman data optik berupa foto, bersifat

analog berupa sinyal-sinyal video seperti gambar pada monitor televisi, atau bersifat digital yang dapat langsung disimpan pada suatu media penyimpanan. Pengambilan citra bisa dilakukan oleh kamera atau alat lain yang bisa digunakan untuk menstransfer gambar. Proses transformasi ini dari bentuk tiga dimensi ke bentuk dua dimensi untuk menghasilkan citra akan dipengaruhi oleh berbagai faktor yang mengakibatkan penampilan citra suatu benda tidak sama persis dengan bentuk aslinya. Faktor-faktor tersebut merupakan efek degradasi atau penurunan kualitas yang dapat berupa rentang kontras benda yang terlalu sempit atau terlalu lebar, distorsil, kekaburan(*blur*), kekaburan akibat objek citra yang bergerak (*monitor blur*), gangguan yang disebabkan oleh interferensi peralatan pembuat citra, baik itu berupa *transducer*, peralatan elektronik ataupun peralatan optik^[14].

2.2.8 **Piksel**

Piksel adalah Sebuah citra yang disimpan kedalam sebuah komputer digital harus disimpan ke dalam format yang dapat diolah oleh sebuah program komputer digital. Yaitu dengan cara membagi citra ke dalam sekumpulan sel-sel diskret. Piksel ini sendiri adalah sebuah kisi-kisi persegi yang kecil. Selanjutnya setiap piksel diberi nilai sesuai dengan nilai kecerahan warna piksel itu sendiri, biasa disebut intensitas piksel^[3].

2.2.9 **Preprocessing**

Preprocessing adalah tahapan dimana gambar diberikan peningkatan kualitas citra (*image enhancement*). Tujuan utama dari peningkatan citra adalah untuk memproses citra sehingga citra yang dihasilkan lebih baik dari citra asli untuk aplikasi tertentu^[14].

Beberapa proses peningkatan kualitas citra digital adalah^{[14].} :

1. Operasi Negasi (*Invers*)

Operasi negasi dipakai untuk mendapatkan citra negatif, seperti film (negatif) dari hasil cetak foto.

2. Kecerahan (*Brightness*)

Operasi brightness digunakan untuk mengontrol nilai warna citra agar diperoleh tingkat kecerahan sesuai keinginan.

3. Kontras (*Contrast*)

Kontras adalah tingkat penyebaran piksel-piksel ke dalam intensitas warna.

4. Operasi ambang batas (*Thresholding*)

Thresholding merupakan proses mengubah citra *grayscale* menjadi citra biner dengan syarat memenuhi nilai ambang batas, piksel yang dibawah nilai ini menjadi warna hitam, sedangkan piksel yang diatas warna ini akan menjadi warna putih.

$$\text{Metode Thresholding } T = \frac{f_{maks} + f_{min}}{2} : (1)$$

$$f_o(x,y) = \begin{cases} 0, & f_i(x,y) < 128 \\ 255, & f_i(x,y) \geq 128 \end{cases} (2)$$

Piksel-piksel yang nilai intensitasnya dibawah 128 diubah menjadi hitam (nilai intensitas = 0), sedangkan piksel-piksel yang nilainya diatas 128 diubah menjadi putih (nilai intensitasnya = 255).

5. Perataan histogram (*Histogram Equalization*)

Histogram merupakan diagram yang menunjukkan jumlah kemunculan gray level (0-255) pada suatu citra, sehingga tujuan histogram equalization adalah agar pemetaan gray level pada citra berubah lebih merata.

6. Penajaman Citra (*Sharpen*)

Sharpen digunakan agar citra terlihat lebih tajam yaitu dengan mempertahankan frekuensi tinggi dan membuang frekuensi rendah. Hal ini disebut dengan prinsip *High Pass Filter* (HPF).

7. Penghalusan (*Smoothing*)

Smoothing bertujuan agar citra terlihat lebih lembut, tidak kasar, dan merata yaitu dengan mempertahankan frekuensi rendah dan membuang frekuensi tinggi. Hal ini merupakan prinsip dari *Low pass Filter* (LPF).

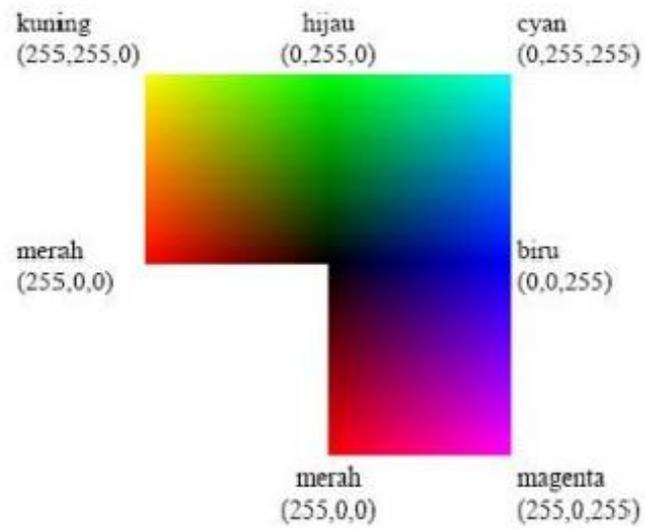
2.2.10 Normalisasi Intensitas Cahaya

Normalisasi intensitas digunakan untuk mengurangi ketidaksamaan gambar akibat adanya derau (noise) maupun ketidakseragaman pencahayaan. Proses normalisasi dilakukan terhadap setiap piksel pada citra (*pixel wise operation*).

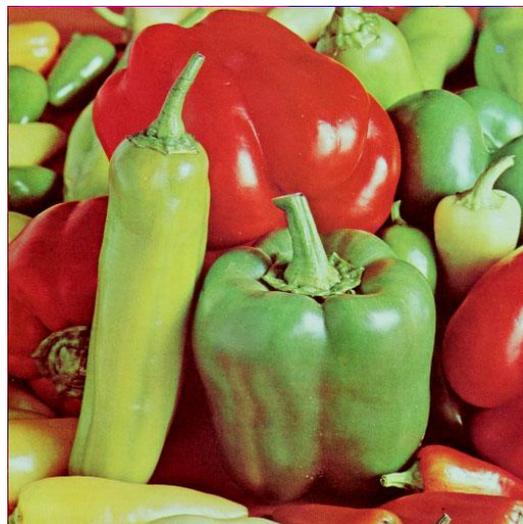
2.2.11 Citra GRB

RGB adalah model warna yang terdiri dari merah, hijau, dan biru digabungkan dalam bentuk suatu susunan warna yang luas. Setiap warna dasar misalnya merah, dapat diberi rentang nilai. Untuk monitor komputer, nilai rentang paling kecil adalah 0 dan yang paling besar adalah 255. Pilihan skala 256 ini didasarkan pada cara mengungkap 8digit bilangan biner yang digunakan oleh mesin komputer. Dengan cara ini, dapat diperoleh warna computer sebanyak $256 \times 256 \times 256 = 1677726$ jenis warna. Sebuah yang biasanya dipakai dalam matematika, koordinatnya dinyatakan dalam bentuk tiga bilangan, yaitu x,y,dan z. Untuk warna, menjadi x(red), y(green), dan z(blue). Jadi untuk warna putih =RGB

(255,255,255), sedangkan hitam RGB=(0,0,0)_[16].



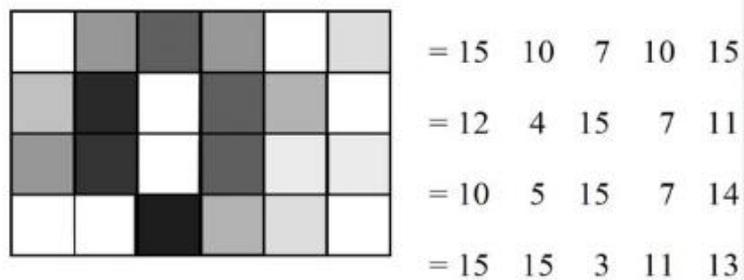
Gambar 2.5: Representasi warna RGB [16]



Gambar 2.6: Citra RGB [Sumber : www.petitcolas.net]

2.2.12 Citra Grayscale

Citra jenis ini terdiri atas warna abu-abu, bervariasi pada warna hitam pada bagian intensitas terlemah dan warna putih pada intensitas terkuat^[16]. Citra *grayscale* setiap pikselnya merupakan piksel tunggal yaitu informasi intensitas.



Gambar 2.7: Intensitas nilai citra *grayscale*



Gambar 2.8: Citra *grayscale* [Sumber : www.petitcolas.net]

Citra warna dapat diubah menjadi citra *grayscale* dengan cara menghitung rata-rata elemen warna merah, hijau, dan biru sebagai berikut :

$$f_0 = \frac{f_i^R(x,y) + f_i^G(x,y) + f_i^B(x,y)}{3} \quad (3)$$

Contoh :

Sebuah piksel citra berwarna dengan nilai intensitas warna merah adalah 40, hijau adalah 65, dan biru adalah 40, maka untuk mengubah piksel citra tersebut menjadi *grayscale*. Perhitungan sebagai berikut [14] :

$$f_0 = \frac{(40 + 65 + 40)}{3} = 50$$

jadi, piksel citra tersebut berubah nilai intensitasnya menjadi 50 dan menjadi citra *grayscale*.

2.2.13 Orde Statistik

Ekstraksi ciri merupakan langkah awal dalam melakukan klasifikasi dan interpretasi citra. Proses ini berkaitan dengan kuantitasi karakteristik citra ke dalam sekelompok nilai ciri yang sesuai.

Berdasarkan orde statistiknya, analis tekstur dapat dikategorikan menjadi tiga, yaitu analis tekstur orde satu, orde dua, dan orde tiga[17].

1. Statistik orde-kesatu merupakan metode pengambilan ciri yang didasarkan pada karakteristikhistograam citra. Histogram menunjukkan probabilitas kemunculan nilai derajat keabuan piksel pada suatu citra, dengan mengabaikan hubungan antar piksel tetangga. Analisa tekstur orde satu lebih baik dalam mempresentasikan tekstur citra dalam parameter-parameter terukur, seperti *meanm skewness*, *variancem kurtosis*, dan *Entropy*.

2. Statistik orde-kedua mempertimbangkan hubungan antara dua piksel (piksel yang bertetangga) pada citra. Untuk kebutuhan analisisnya, analisis tekstur orde dua memerlukan bantuan matriks kookurensi (*matrix co-occurrence*) untuk citra keabuan, biasanya disebut GLCM. Analisa tekstur orde dua lebih baik dalam mempresentasikan tekstur citra dalam parameter-parameter terukur, seperti korelasi, homogenitas, entropi, dan energi.
3. Statistik orde-ketiga dan yang lebih tinggi, mempertimbangkan hubungan antara tiga atau lebih piksel, hal ini secara teoritis memungkinkan tetapi belum biasa diterapkan.

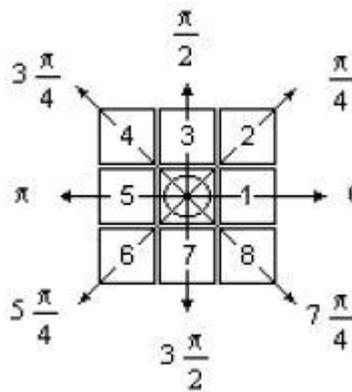
Pada beberapa kasus, ciri orde pertama tidak lagi dapat digunakan untuk mengenali perbedaan antar citra. Pada kasus seperti ini, kita membutuhkan pengambilan ciri statistik orde dua. Salah satu teknik untuk memperoleh ciri statistik orde kedua adalah dengan menghitung probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi sudut tertentu. Pendekatan ini bekerja dengan membentuk sebuah matriks kookurensi dari data citra, dilanjutkan dengan menentukan ciri sebagai fungsi dari matriks antara tersebut^[17].

2.2.14 Matriks Kookurensi

Matriks ko-okurensi adalah salah satu metode statistik yang dapat digunakan untuk analisis tekstur. Matriks ko-okurensi dibentuk dari suatu citra dengan melihat pada piksel-piksel yang berpasangan yang memiliki intensitas tertentu. Penggunaan metode ini berdasar pada hipotesis, bahwa dalam suatu tekstur akan terjadi perulangan konfigurasi atau pasangan aras keabuan^[10].

Kookurensi berarti kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian satu level nilai piksel bertetangga dengan satu level nilai piksel lain dalam jarak (d) dan orientasi sudut (θ) tertentu. Jarak dinyatakan dalam piksel dan orientasi dinyatakan dalam derajat. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut dengan interval sudut 45° , yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° . Sedangkan jarak antar piksel biasanya ditetapkan sebesar 1 piksel, 2 piksel, 3 piksel dan seterusnya^[17].

Matriks kookurensi merupakan matriks bujursangkar dengan jumlah elemen sebanyak kuadrat jumlah level intensitas piksel pada citra. Setiap titik (i,j) pada matriks kookurensi berorientasi berisi peluang kejadian piksel bernilai i bertetangga dengan piksel bernilai j pada jarak d serta orientasi dan $(180-\theta)$ ^[18]. Suatu piksel yang bertetangga yang memiliki jarak d diantaranya dapat terletak di delapan arah yang berlainan^[10].



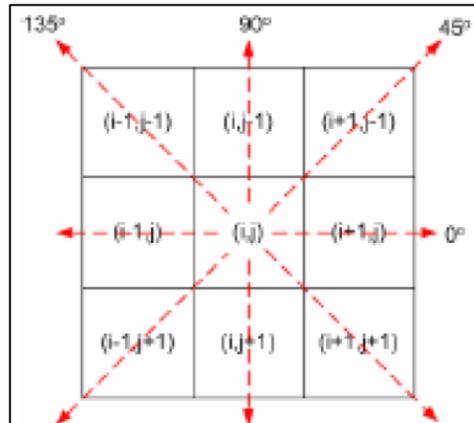
Gambar 2.9: Piksel bertetangga dalam delapan arah [10]

2.2.15 Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah suatu matriks yang elemennya merupakan jumlah pasangan piksel yang memiliki tingkat kecerahan tertentu, dimana pasangan piksel ini terpisah dengan jarak d , dan dengan suatu sudut inklinasi θ . Dengan kata

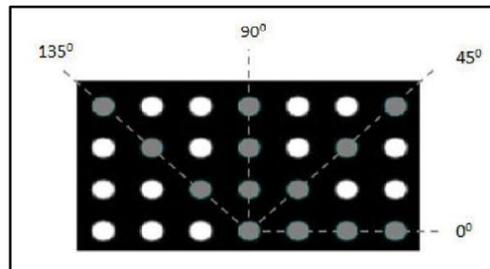
lain, matriks kookurensi adalah probabilitas munculnya gray level i dan j dari dua piksel yang terpisah pada jarak d .

Suatu piksel yang bertetangga yang memiliki jarak d diantara keduanya dapat terletak di delapan arah yang berlainan, hal ini ditunjukkan pada gambar 2.9.



Gambar 2.10: Hubungan ketetanggaan antar piksel dan jarak spasial[17]

Arah piksel tetangga untuk mewakili jarak dapat dipilih, misalnya 135° , 90° , 45° , 0° atau, seperti yang diilustrasikan pada:



Gambar 2.11: Arah sudut GLCM [17]

Dibawah ini contoh perhitungan GLCM dengan image grayscale 4×4 dengan derajat keabuan antara 0 sampai 255. Matriks kookurensi akan dihitung dengan nilai $d=1$ dan $\theta=0^\circ$. Jumlah frekuensi munculnya pasangan (i,j) dihitung untuk keseluruhan matriks [13].

$$\begin{bmatrix} 15 & 20 & 85 & 85 \\ 18 & 20 & 100 & 90 \\ 30 & 175 & 175 & 200 \\ 180 & 180 & 250 & 251 \end{bmatrix}$$

Piksel *Image I*

1. Normalisasi, yaitu proses mengubah rentang nilai intensitas pixel.

Dengan rumus min max normalization:

$$I_N = (I - Min) \frac{newMax - newMin}{Max - Min} + newMin \quad (4)$$

Dimana :

I = nilai piksel

Max = nilai maksimal variabel I

Min = nilai minimum variabel I

$newMax$ = nilai baru maksimal

$newMin$ = nilai baru minimum

Dari kasus diatas nilai piksel grayscale 0 sampai 255 akan diubah nilai rentangnya menjadi empat aras keabuan dengan min 0 dan max 3. Hasilnya seperti dibawah ini:

$$\begin{bmatrix} 15 & 20 & 85 & 85 \\ 18 & 20 & 100 & 90 \\ 30 & 175 & 175 & 200 \\ 180 & 180 & 250 & 251 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 3 & 3 \end{bmatrix}$$

Piksel *image I*

Matrik I

2. Membuat area kerja matriks.

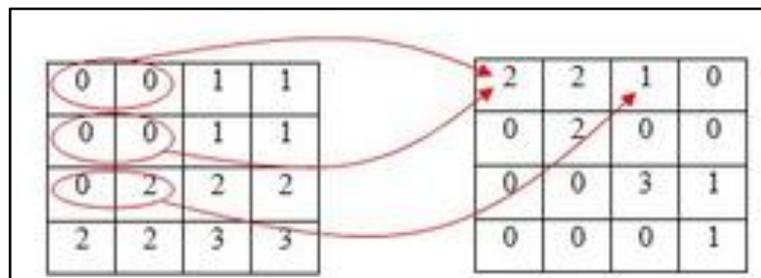
Karena matriks I memiliki empat aras keabuan, maka jumlah nilai piksel tetangga dan nilai piksel referensi pada area kerja matriks berjumlah empat. Berikut adalah area kerja matriks.

Tabel 2.2 : Area kerja matriks

Nilai piksel referensi \ Nilai piksel tetangga	0	1	2	3
0	0,0	0,1	0,2	0,3
1	1,0	1,1	1,2	1,3
2	2,0	2,1	2,2	2,3
3	3,0	3,1	3,2	3,3

- Menentukan hubungan spasial antara piksel referensi dengan piksel tetangga, berapa nilai sudut θ dan jarak d .
- Menghitung jumlah kookurensi dan mengisikannya pada area kerja.

Hubungan spasial untuk $d=1$ dan $\theta=0^\circ$ pada matriks diatas dapat dituliskan dalam matriks berikut.



Gambar 2.12: Hubungan spasial antara piksel dengan piksel tetangga

Sudut orientasi menentukan arah hubungan tetangga dari piksel-piksel referensi, orientasi $\theta=0^\circ$ berarti acuan dalam arah horizontal atau sumbu x positif dari piksel-piksel referensi. Acuan sudut berlawanan arah jarum jam. Angka 2 pada (0,0) berarti jumlah hubungan pasangan (0,0) pada matriks asal berjumlah 2. Matriks kookurensi yang didapat kemudian ditambahkan dengan matriks

transposenya untuk menjadikannya simetris terhadap sumbu diagonal. Menjumlahkan matriks kookurensi dengan transposenya untuk menjadikannya simetris.

$$\begin{bmatrix} 2 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}$$

I + I = I_{simetris}

5. Normalisasi matriks untuk mengubahnya ke bentuk probabilitas.

Tabel 2.3 : Normalisasi matrik dengan probabilititas

$\frac{4}{24}$	$\frac{2}{24}$	$\frac{1}{24}$	$\frac{0}{24}$
$\frac{2}{24}$	$\frac{4}{24}$	$\frac{0}{24}$	$\frac{0}{24}$
$\frac{1}{24}$	$\frac{0}{24}$	$\frac{6}{24}$	$\frac{1}{24}$
$\frac{0}{24}$	$\frac{0}{24}$	$\frac{1}{24}$	$\frac{2}{24}$

→

0.1667	0.0833	0.0416	0
0.0833	0.1667	0	0
0.0416	0	0.25	0.0416
0	0	0.0416	0.0833

Matriks yang telah simetris selanjutnya harus dinormalisasi, elemen-elemennya dinyatakan dengan probabilitas. Nilai elemen untuk masing-masing sel dibagi dengan jumlah seluruh elemen spasial.

Setelah memperoleh matriks kookurensi tersebut, dapat dihitung ciri statistik orde dua yang merepresentasikan citra yang diamati.

Dalam matrik ko-okurensi, terdapat sebelas ciri tekstur yang dapat diperoleh sari suatu citra yang digunakan sebagai pembeda antara citra tertentu dengan citra yang lainnya.

Beberapa jenis ciri tekstur yang dapat diekstraksi dengan matriks kookurensi[14]. Beberapa diantaranya adalah sebagai berikut:

1. Energi (*Energy*)

menyatakan ukuran konsentrasi pasangan dengan intensitas keabuan tertentu pada matriks.

$$Energy = \sum_{i,j} P_d^2(i,j) \quad (5)$$

Dimana p (i, j) menyatakan nilai pada baris i dan kolom j pada matriks kookurensi.

2. Entropi (*Entropy*)

Menunjukkan ketidakteraturan ukuran bentuk.. Entropi mengukur informasi atau pesanyang hilang dari sebuah sinyal tranmisi juga menghitung informasi gambar[21].

$$f_2 = -\sum_i \sum_j p_d(i,j) \log(p_d(i,j)) \quad (6)$$

3. Kontras (*Contrast*)

merupakan hasil perhitungan yang berkaitan dengan jumlah keberagaman intensitas keabuan dalam citra.

$$f_3 = \sum_i \sum_j (i-j)^2 p_d(i,j) \quad (7)$$

4. Homogenitas (*Homogeneity*)

$$f_4 = \sum_i \sum_j \frac{P_d(i,j)}{1+|i-j|} \quad (8)$$

5. Korelasi(*Correlation*)

menunjukkan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur linear dalam citra.

$$F_5 = \sum_i \sum_j \frac{ijPd(i,j) - U_x U_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (9)$$

6. Momentum selisih invers (Inverse Difference Moment)

IDM merupakan homogenitas lokal. Jumlahnya akan semakin tinggi jika level keabuan lokanya seragam dan invers GLCMnya tinggi[21].

$$F_6 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} Pd(i,j) \quad (10)$$

7. Rata-rata Jumlah (*Sum Average*)

$$F_7 = \sum_{k=2}^{2N} k \sum_{i,j} Pd(i,j) \quad (11)$$

8. Entropi Jumlah (*Sum Entropy*)

$$F_8 = - \sum_{k=2}^{2NG} \sum_{i,j} Pd(i,j) \log(Pd(i,j)) \quad (12)$$

9. Varians Jumlah (*Sum Variance*)

$$F_9 = \sum_{k=2}^{2NG} \sum_{i,j} (k - F_7)^2 Pd(i,j) \quad (13)$$

Pada penelitian kali ini, saya menggunakan empat ekstraksi fitur yaitu *Energy, Entropy, Contrast, dan Homogeneity* untuk mengekstraksi citra garis telapak tangan.

2.2.16 K-Nearest Neighbour (K-NN)

Metode k-nearest neighbor adalah suatu metode yang menggunakan algoritma *supervised* dimana hasil dari *query instance* yang baru diklasifikasikan berdasarkan an mayoritas dari kategori pada KNN. Tujuan algoritma ini adalah mengklasifikasi objek baru berdasarkan atribut dan *training sample*. *Classifier* tidak menggunakan metode apapun untuk dicocokkan dan hanya berdasarkan pada memori. Diberikan titik *query*, akan ditemukan sejumlah k obyek atau (titik *training*)yang paling dekat dengan titik *query*. Klasifikasi menggunakan *votting* terbanyak diantara klasifikasi dari k obyek. Algoritma KNN menggunakan klasifikasi ketanggaan sebagai nilai prediksi dari *query instance* yang baru.

Algoritma metode KNN sangatlah sederhana, bekerja berdasarkan jarak terpendek dari *query instance* ke *training sample* untuk menentukan KNN-nya. *Training sample* diproyeksikan ke ruang berdimensi banyak, dimana masing-masing dimensi merepresentasikan fitur dari data. Ruang ini dibagi menjadi bagian-bagian berdasarkan klasifikasi *training sample*_[12]. Jarak Euclidean digunakan untuk menghitung jarak antara dua vektor yang berfungsi menguji ukuran yang bisa digunakan sebagai interpretasi kedekatan jarak antara dua objek yang direpresentasikan dalam persamaan_[7]:

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_j)^2} \quad (11)$$

dengan :

d = jarak data uji ke data pembelajaran

X_i = data uji ke- i , dengan $i = 1, 2, \dots, n$

Y_j = data uji ke- j , dengan $j = 1, 2, \dots, n$

Klasifikasi K-NN dilakukan dengan mencari k buah tetangga dari data uji dan memilih kelas dengan anggota terbanyak. Adapun langkah-langkah klasifikasi K-NN sebagai berikut [10] :

1. Jika sekumpulan data latih Y memiliki N titik data secara keseluruhan, maka dilakukan pengenalan terhadap k buah tetangga terdekat dari data uji X .
2. Dari k buah tetangga terdekat tersebut, data X diidentifikasi pada kelas W_i , $i = 1, 2, \dots, M$. M adalah jumlah kelas yang ada.
3. Data uji X dimasukkan pada kelas dengan jumlah anggota terbanyak.
4. Jika terdapat dua atau lebih kelas yang merupakan tetangga terdekat dari data uji X , maka terjadilah kondisi seimbang (konflik) dan digunakan strategi pemecahan konflik.
5. Untuk kelas-kelas yang terlibat konflik, jarak d ditentukan antara data uji X dengan anggota kelas W_1 yang terlihat konflik, yang berjumlah E .
6. Data uji X dimasukkan ke dalam kelas dengan jarak d paling kecil.

Contoh perhitungan :

Misal diketahui dua buah citra, citra ini termasuk ke dalam citra training dan kita menambah satu citra untuk diuji (citra 3). Pada penelitian ini ekstraksi fitur yang digunakan adalah 4 ekstraksi fitur diantaranya *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity*. Misal didapatkan nilai dari hasil perhitungan dari fitur ekstraksi GLCM adalah sebagai berikut :

Tabel 2.4 : Nilai hasil ekstraksi fitur GLCM

Citra	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity	Kelas
1.	0.1503	0.5945	0.5739	0.9282	Agge
2.	0.1342	0.7186	0.5630	0.9349	Dewi
3.	0.0624	0.9285	0.3870	0.9705	Diana
4.	0.0388	0.8529	0.8082	0.9862	Dyah
5.	0.0278	0.9114	0.6998	0.9861	?

Sebagai contoh citra 1 sampai citra 4 merupakan citra training. Dan citra 5 adalah citra testing yang akan diklasifikasi.

Langkah pertama yang harus dihitung adalah jarak *Euclidean*.

1. Menentukan parameter nilai k , atau tetangga terdekatnya.
Misal $k=3$.
2. Menghitung jarak *Euclidean* citra *testing* dengan semua citra *training*.

Jarak Euclidean antara citra 1 dengan citra 5

$$\sqrt{\sum_{i=1}^n (0.1503 - 0.0278)^2 + (0.5945 - 0.9114)^2 + (0.5739 - 0.6998)^2 + (0.9282 - 0.9861)^2}$$

$$= 0.3669$$

Jarak Euclidean antara citra 2 dengan citra 5

$$\sqrt{\sum_{i=1}^n (0.1342 - 0.0278)^2 + (0.7186 - 0.9114)^2 + (0.5630 - 0.6998)^2 + (0.9349 - 0.9861)^2}$$

$$= 0.2642$$

Jarak Euclidean antara citra 3 dengan 5

$$\sqrt{\sum_{i=1}^n (0.0624 - 0.0278)^2 + (0.9285 - 0.9114)^2 + (0.3870 - 0.6998)^2 + (0.9705 - 0.9861)^2}$$

$$= 0.3155$$

Jarak Euclidean antara citra 4 dengan 5

$$\sqrt{\sum_{i=1}^n (0.0388 - 0.0278)^2 + (0.8529 - 0.9114)^2 + (0.8082 - 0.6998)^2 + (0.9862 - 0.9861)^2}$$

$$= 0.1236$$

- Urutkan hasil perhitungan jarak antar citra berdasarkan jarak k minimum.

Tabel 2.5 : Urutan jarak citra *training* dengan citra *testing*

Jarak citra dengan citra 5		Rangking Jarak	Termasuk ke dalam 3 tetangga terdekat
Citra 1	0.3669	4	Tidak
Citra 2	0.2642	2	Ya
Citra 3	0.3155	3	Ya
Citra 4	0.1236	1	Ya

- Periksa kelas pada masing-masing citra *training*.

Tabel 2.6 : Jarak citra mayoritas beserta keasny.

Jarak citra dengan citra 5		Rangking Jarak	Termasuk ke dalam 3 tetangga terdekat
Citra 1	0.3669	4	Tidak
Citra 2	0.2642	2	Ya
Citra 3	0.3155	3	Ya
Citra 4	0.1236	1	Ya

- Kelompokkan kelas citra training ke dalam mayoritas kelas yang terdekat.

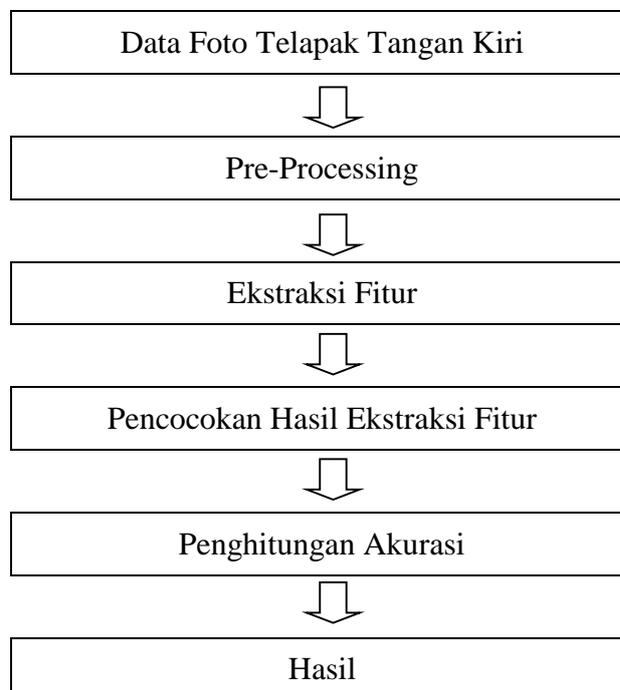
2.2.17 Perhitungan Akurasi

Tingkat akurasi adalah tingkat keakuratan jaringan yang telah dibuat dalam mengenali inputan citra yang diberikan sehingga menghasilkan outputan yang benar. Secara matematis tingkat akurasi bisa dihitung dengan rumus sebagai berikut :

$$akurasi = \frac{jumlah\ data\ benar}{jumlah\ data\ keseluruhan} \times 100$$

2.2.18 Kerangka Pemikiran

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui seberapa baik ekstraksi fitur menggunakan fitur ekstraksi *Gray Level Co-occurrence Matrix* dalam pengenalan ciri garis telapak tangan. Berikut gambaran skema:



Gambar 2.13: Arsitektur skema kerangka pemikiran

Dari gambar arsitektur diatas menunjukkan bahwa sumber data utama adalah citra garis telapak tangan kiri, selanjutnya citra tersebut akan dilakukukan *pre-processing* dengan mengubahnya menjadi citra *grayscale*. Dan citra tersebut akan di ekstraksi fitur menggunakan Gray Level Co-occurence Matrix (GLCM). Selanjutnya hasil ekstrasi fitur akan dilakukan klasifikasi dengan K-Nearest Neighbor (K-NN) dan selanjutnya akan dihitung tingkat akurasinya.