

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Pohon Mangga

Mangga adalah tanaman buah asli dari India. Kini, tanaman ini tersebar di berbagai penjuru dunia termasuk Indonesia. Tanaman Mangga dapat tumbuh dengan baik di dataran rendah dan berhawa panas. Akan tetapi, ada juga yang dapat tumbuh di daerah yang memiliki ketinggian hingga 600 meter di atas permukaan laut. Batang pohon Mangga tegak, bercabang agak kuat. Kulit tebal dan kasar dengan banyak celah-celah kecil dan sisik-sisik bekas tangkai daun. Warna kulit batang yang sudah tua biasanya coklat keabuan sampai hitam.

Daun yang masih muda biasanya berwarna kemerahan, keunguan, atau kekuningan yang kemudian hari akan berubah pada bagian permukaan sebelah atas menjadi hijau mengkilat, sedangkan bagian permukaan bawah berwarna hijau muda.

Bunga Mangga biasanya bertangkai pendek, jarang sekali yang bertangkai panjang, dan berbau harum seperti bunga lili. Kelopak bunga biasanya bertaju 5. Buah Mangga termasuk buah batu yang berdaging, dengan ukuran dan bentuk yang sangat berubah-ubah bergantung pada macamnya, mulai dari bulat, bulat telur, hingga lonjong memanjang. Panjang buah kira-kira 2.5 -3.0 cm. Kulit buah agak tebal berbintik-bintik kelenjar, hijau kekuningan atau kemerahan bila masak. Daging buah jika masak berwarna merah jingga, kuning, berserat atau tidak, manis sampai masam dengan banyak air dan berbau kuat sampai lemah. Biji berwarna putih, gepeng memanjang tertutup endokarp yang tebal, mengayu dan berserat. Biji ini terdiri

dari, ada yang monoembrional dan ada pula yang poliembrional (Rukmana,1997).

Mangga merupakan buah tropis yang kehadirannya di dunia perbuahan, Indonesia khususnya dan dunia umumnya, masih tetap populer. Bahkan saat ini pembudidayaannya sudah meluas ke berbagai belahan dunia. Kepopuleran buah mangga masih lebih bagus daripada buah apel, walaupun buah apel cukup digemari masyarakat luas. Karena kepopulerannya ini, tidak heran kalau sebagian besar masyarakat dunia menjuluki buah mangga sebagai king of the fruits (Iswanto, 2002).

Mangga dikenal sebagai tanaman tingkat tinggi yang struktur batangnya (habitus) termasuk kelompok arboreus, yaitu tumbuhan berkayu yang mempunyai tinggi batang lebih dari 5 m. (www.wikipedia.com)

Pracaya (1985), menyatakan bahwa mangga yang biasa dikonsumsi sehari-hari seperti, Arumanis, Indramayu, Manalagi, gedong dan lalijiwa adalah termasuk :

Spesies (jenis)	: Mangifera Indica L.
Genus	: Mangifera
Family	: Anacardiaceae
Ordo	: Sapindales
Kelas	: Dicotyledoneae (biji berkeping dua)
Sub-divisi	: Angiospermae (berbiji tertutup)
Divisi	: Spermatophyta (tumbuhan berbiji)

Varietas mangga banyak sekali dan memiliki perbedaan besar buahnya, warna kulit buah, warna daging buah, rasa, aroma demikian juga bentuk pohon dan daunnya. (Pracaya : 1985)

2.1.1 Jenis Pohon Mangga

Mangga atau yang disebut dengan nama ilmiah *Mangifera Indica* memiliki banyak jenis. Jenis pohon mangga yang banyak ditanam di Indonesia adalah arumanis, golek, gadung, manalagi.

a. Mangga Golek

Mangga golek merupakan merupakan salah satu jenis atau varian mangga yang pertama kali dikembangkan ditanah india. Mangga golek memiliki ukuran yang begitu besar dengan bentuk yang lonjong, ujungnya meruncing dan tak berparuh. Warna buah yang masih muda berwarna hijau, sedangkan buah yang tua berwarna kuning pada pangkalnya dan kehijauan pada ujungnya. Kulit tidak begitu tebal dan halus. Daging buah yang tebal dan tak berserat dan rasanya yang begitu manis saat matang dan aromanya yang tajam. Mangga jenis ini sangat digemari oleh pecinta mangga dan merupakan varietas unggul. Berikut bentuk mangga golek, seperti yang terlihat pada gambar 2.1 :



Gambar 2.1 Mangga Golek

<https://buahbuahku.files.wordpress.com/2011/03/mangga-golek.jpg>

b. Mangga Gadung

Mangga gadung adalah mangga yang paling populer di Indonesia. Juga dikenal dengan nama mangga arumanis di daerah Jawa Barat, namun di Jawa Timur khususnya daerah probolinggo, malang, jember dan sekitarnya lebih dikenal dengan nama mangga gadung. Mangga gadung atau mangga arumanis berbentuk agak panjang, melengkung sedikit dengan ujung yang sedikit bundar. Berkulit tipis dengan warna hijau tua dan memiliki tekstur buah yang lunak, serta berdaging tebal dengan warna keemasan dan memiliki bau yang harum. Berikut bentuk mangga gadung seperti yang terlihat pada gambar 2.2 :



Gambar 2.2 Mangga Gadung

<http://zettabuah.files.wordpress.com/2010/01/dsc00162.jpg>

c. Mangga Manalagi

Mangga manalagi merupakan salah satu varietas jenis mangga yang sangat digemari. Mangga manalagi memiliki bentuk yang sedikit kecil/pendek jika dibandingkan dengan mangga golek, namun berperawakan sebanding dengan mangga gadung. Mangga yang satu ini memiliki kulit buah yang tebal dan berwarna hijau saat muda maupun tua, namun sedikit keabuan dengan kulit dipenuhi dengan bintik-bintik putih. Mangga manalagi memiliki daging

yang padat dan berserat berwarna kuning keemasan. Berikut bentuk mangga manalagi, seperti yang terlihat pada gambar 2.3 :



Gambar 2.3 Mangga Manalagi

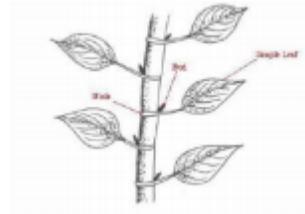
https://buahbuahku.files.wordpress.com/2011/03/mangga_manalagi_jtg.jpg

2.1.2 Daun

Daun adalah organ fotosintesis utama bagi tumbuhan, meskipun batang yang berwarna hijau juga melakukan fotosintesis. Bentuk daun sangat bervariasi, namun pada umumnya terdiri dari suatu helai daun (blade) dan tangkai daun (petiola) yang menghubungkan daun dengan batang. Pola daun dapat dibedakan sebagai berikut:

a. Pola daun sederhana (daun tunggal)

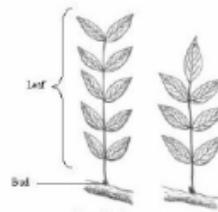
Sebuah daun tunggal memiliki helai daun tunggal yang tidak terbagi. Tunas aksiler (bud) terletak di tempat tangkai daun menyatu dengan batang (stem). Node adalah bagian pada batang sebagai tempat melekatnya daun. Seperti yang terlihat pada gambar 2.4 :



Gambar 2.4 Pola daun sederhana (daun tunggal)

b. Pola daun majemuk

Helai daun majemuk terbagi menjadi beberapa helai anak daun (leaflet), yang kemudian dibagi lagi menjadi daun ganda. Seperti yang terlihat pada gambar 2.5 :



Gambar 2.5 Pola daun majemuk

2.1.3 Karakter Daun Mangga

Daun pohon mangga umumnya tunggal, dengan letak tersebar, tanpa daun penumpu. Panjang tangkai daun bervariasi dari 1,25-12,5 cm, bagian pangkalnya membesar dan pada sisi sebelah atas ada alurnya. Aturan letak daun pada batang biasanya $3/8$, tetapi makin mendekati ujung, letaknya makin berdekatan sehingga nampaknya seperti dalam lingkaran (roset). Helai daun bervariasi namun kebanyakan berbentuk jorong sampai lanset, $2-10 \times 8-40$ cm, agak liat seperti kulit, hijau tua berkilap, berpangkal melancip dengan tepi daun bergelombang dan ujung meluncip, dengan 12-30 tulang daun sekunder. Beberapa variasi bentuk daun mangga :

1. Lonjong dan ujungnya seperti mata tombak.
2. Berbentuk bulat telur, ujungnya runcing seperti mata tombak.
3. Berbentuk segi empat, tetapi ujungnya runcing.
4. Berbentuk segi empat, ujungnya membulat.

Daun yang masih muda biasanya bewarna kemerahan, keunguan atau kekuningan yang di kemudian hari akan berubah pada bagian permukaan sebelah atas menjadi hijau mengkilat, sedangkan bagian permukaan bawah berwarna hijau muda. Umur daun bisa mencapai 1 tahun atau lebih. (Agustin dan Prasetyo : 2011)

Berikut bentuk daun mangga, seperti yang terlihat pada gambar 2.6 :



Gambar 2.6 Bentuk daun mangga

<http://4.bp.blogspot.com/-P2aubcvvwJU/UGvi-TZoP4I/AAAAAAAAAkc/wHUVQ9q6-ps/s1600/images.jpg>

2.2 Pengolahan Citra

Istilah pengolahan citra, analisis citra, pemahaman citra, dan kompuuter vision ini sering dijumpai dalam mempelajari pengolahan

citra digital. Namun keempat istilah diatas seringkali dibedakan dari proses masukan dan keluarannya. Pengolahan citra memiliki masukan dan keluarannya berupa citra, analisa citra memiliki masukan berupa citra dengan keluaran bukan citra akan tetapi berupa hasil pengukuran terhadap citra tersebut, pemahaman citra memiliki masukan berupa citra dengan keluarannya adalah deskripsi tingkat tinggi dari citra tersebut (keluarannya bukan berupa citra), komputer vision bertujuan untuk mengkomputerisasi penglihatan manusia atau dengan kata lain membuat citra digital dari citra sebenarnya (sesuai dengan penglihatan manusia). (Putra, 2010)

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 vision (Prasetyo, 2011).

2.2.1 Operasi Pengolahan Citra

Operasi-operasi yang dilakukan di dalam pengolahan citra banyak ragamnya. Namun secara umum, operasi pengolahan citra dapat diklasifikasikan dalam beberapa jenis sebagai berikut :

1. Perbaikan kualitas citra (*image enhancement*)

Jenis operasi ini bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra dengan cara memanipulasi parameter-parameter citra.

Contoh-contoh operasi perbaikan citra :

- a. Perbaikan kontras gelap / terang
- b. Perbaikan tepian objek (*edge enhancement*)
- c. Penajaman (*sharpening*)
- d. Pemberian warna semu (*pseudocoloring*)

- e. Penapisan derau (*noise filtering*)
2. Pemugaran citra (*image restoration*)

Operasi ini bertujuan menghilangkan/ meminimumkan cacat pada citra. Tujuan pemugaran citra hampir sama dengan operasi perbaikan citra. Bedanya, pada pemugaran citra penyebab degradasi gambar diketahui. Contoh operasi pemugaran citra :

 - a. Penghilangan kesamaran (*deblurring*)
 - b. Penghilangan derau (*noise*)
 3. Pemampatan citra

Jenis operasi ini dilakukan agar citra dapat direpresentasikan dalam bentuk yang lebih kompak sehingga memerlukan memori yang lebih sedikit. Hal penting yang harus diperhatikan dalam pemampatan adalah citra yang telah dimampatkan harus tetap mempunyai kualitas gambar yang bagus. Contoh metode pemampatan citra adalah metode JPEG.
 4. Segmentasi citra (*image segmentation*)

Jenis operasi ini bertujuan untuk memecah suatu citra ke dalam beberapa segmen dengan suatu kriteria tertentu. Jenis operasi ini berkaitan erat dengan pengenalan pola.
 5. Pengorakan citra (*image analysis*)

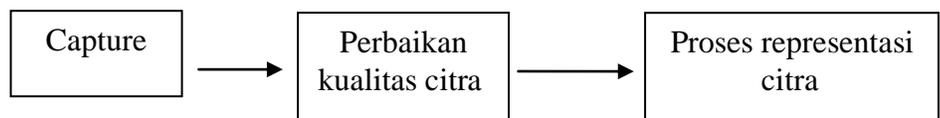
Jenis operasi ini bertujuan menghitung besaran kuantitatif dari citra untuk menghasilkan deskripsinya. Teknik pengorakan citra mengekstraksi ciri-ciri tertentu yang membantu dalam identifikasi objek. Proses segmentasi kadangkala diperlukan untuk melokalisasi objek yang diinginkan dari sekelilingnya. Contoh-contoh operasi pengorakan citra:

 - a. Pendeteksian tepi objek (*edge detection*)

- b. Ekstraksi batas (*boundary*)
 - c. Representasi daerah (*region*)
6. Rekontruksi citra (*image reconstruction*)
- Jenis operasi ini bertujuan untuk membentuk ulang objek dari beberapa citra hasil proyeksi. Operasi rekonstruksi citra banyak digunakan dalam bidang medis. Misalnya beberapa foto *rontgen* dengan sinar *X* digunakan untuk membentuk ulang gambar organ tubuh.

2.2.2 Teknik Pengambilan Gambar Citra Digital

Proses pengolahan citra secara diagram proses dimulai dari pengambilan citra, perbaikan kualitas citra, sampai dengan pernyataan representatif citra digambarkan dengan gambar 2.7 :



Gambar 2.7 Proses Pengolahan Citra

Ada beberapa teknik pengambilan digital yang bisa dilakukan, antara lain dengan menggunakan kamera digital, webcam atau menggunakan scanner. Teknik pengambilan citra selain membutuhkan peralatan input, juga dibutuhkan suatu card yang disebut dengan *frame grabber* yang berupa rangkaian untuk mengolah citra secara hardware.

Teknik pengambilan gambar akan membedakan proses citra yang akan digunakan didalamnya. Misalnya kamera dan scanner akan menghasilkan citra dalam bentuk gambar tunggal,

kamera video, dan webcam akan menghasilkan citra dalam format video. Demikian juga dengan resolusi dan format warna yang juga akan berbeda.

Dalam skripsi ini teknik pengambilan gambar sampel daun mangga menggunakan dropbox dan pencahayaan lampu pijar. Gambar diambil menggunakan kamera DSLR Canon 1100D dengan sudut horizontal. Kamera ditempatkan sejajar dengan objek daun mangga yang diambil dengan jarak 20cm.

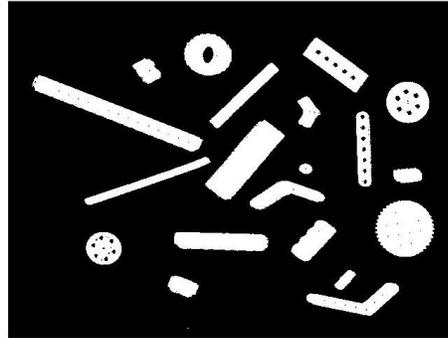
2.2.3 Jenis Citra

Nilai suatu piksel memiliki nilai dalam rentang tertentu, dari nilai minimum sampai nilai maksimum. Jangkauan yang digunakan berbeda-beda tergantung dari jenis warnanya. Namun secara umum jangkauannya adalah antara 0-255. Citra dengan penggambaran seperti ini digolongkan kedalam citra *integer*. Jenis-jenis citra berdasarkan nilai pikselnya dibagi menjadi 3 yaitu : citra biner, citra grayscale, citra warna. (Putra, D. : 2010)

2.2.3.1 Citra Biner

Citra biner adalah citra digital yang hanya memiliki dua kemungkinan nilai pixel yaitu hitam dan putih. Citra biner juga disebut sebagai citra B&W (Black and White) atau citra monocrom. Hanya dibutuhkan 1 bit untuk mewakili nilai setiap pixel dari citra biner. Citra biner sering kali muncul sebagai hasil dari proses pengolahan seperti segmentasi, pengambangan, morfologi ataupun dithering. (Putra, D. : 2010)

Berikut contoh citra biner, seperti yang terlihat pada gambar 2.8 :



Gambar 2.8 Citra Biner

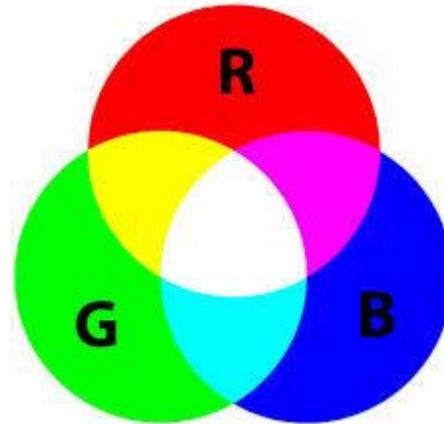
Sumber : <https://donipunya.files.wordpress.com/2008/05/citra-biner-negasi.jpg>

2.2.3.2 Citra RGB

RGB sering disebut sebagai warna additive. Hal ini karena warna yang dihasilkan oleh cahaya yang ada. Beberapa alat yang menggunakan color model RGB antara lain : mata manusia, projector, TV, kamera video, kamera digital, dan alat-alat yang menghasilkan cahaya. Proses pembentukan cahayanya adalah dengan mencampur ketiga warna tadi. Skala intensitas tiap warnanya dinyatakan dalam rentang 0 sampai 255.

Ketika warna Red memiliki intensitas sebanyak 255, begitu juga dengan Green dan Blue, maka terjadilah warna putih. Sementara ketiga warna tersebut mencapai intensitas 0, maka terjadilah warna hitam, sama seperti ketika berada di ruangan gelap tanpa cahaya, yang nampak hanya warna hitam. (Novi, D.E. : 2012)

Berikut pencampuran warna RGB, seperti yang terlihat pada gambar 2.9 :



Gambar 2.9 Pencampuran Warna RGB

Sumber : http://t2.gstatic.com/images?q=tbn:ANd9GcT3n_FZBEU2l-QHUf5BfKe6EEULnNC58iQTdNdGuNVMBAU91PSSUA

2.2.3.3 Citra Grayscale

Citra Grayscale merupakan citra digital yang hanya memiliki satu nilai kanal pada setiap pixelnya. Dengan kata lain nilai bagian RED = GREEN = BLUE. Nilai tersebut digunakan untuk menunjukkan nilai intensitas. Warna yang dimiliki adalah warna dari hitam, keabuan dan putih. Tingkat keabuan disini merupakan warna abu dengan berbagai tingkatan dari hitam hingga mendekati putih. (Putra, D. : 2010)

Berikut contoh citra grayscale, seperti yang terlihat pada gambar 2.10 :



Gambar 2.10 Citra Grayscale

Sumber :

<https://mulinnuha.files.wordpress.com/2010/01/lena2.jpg>

2.3 Pemrosesan Data Awal (*preprocessing*)

Preprocessing adalah melakukan pengolahan awal agar dapat di olah lebih lanjut untuk di ambil cirinya. Proses ini di harapkan agar mendapatkan nilai yang bagus.

2.3.1 Convert image array to double precision

`Im2double` mengambil gambar sebagai masukan, dan mengembalikan sebuah gambar ganda kelas. Jika gambar input adalah ganda kelas, output gambar identik dengan itu. Jika gambar input kelas `uint8` atau `uint16`, `im2double` mengembalikan citra ganda setara kelas, *rescaling* atau pemindahan data yang diperlukan.

2.3.2 Image Enhancement (Perbaikan Kualitas Citra)

Teknik image enhancement atau perbaikan citra bertujuan untuk meningkatkan kualitas tampilan citra untuk

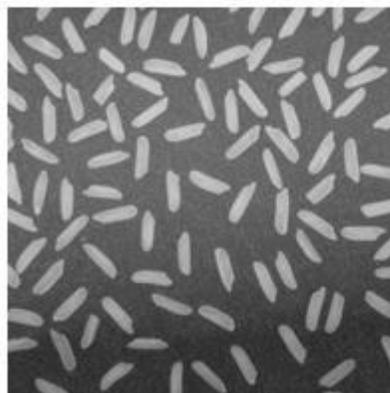
pandangan manusia atau untuk mengkonversi suatu citra agar memiliki format yang lebih baik sehingga citra tersebut lebih mudah diolah. Perbaikan kualitas citra (image enhancement) merupakan salah satu proses awal pengolahan citra (image presrocessing). Perbaikan kualitas citra diperlukan karena seringkali citra yang diuji mempunyai kualitas yang tidak bagus, misalnya citra mengalami derau (noise) pada saat pengiriman melalui saluran transmisi, citra terlalu terang/gelap, citra kurang tajam, kabur, dan sebagainya. (P. Darma. 2010).

2.3.2.1 Perbaikan Kontras dan Smoothing

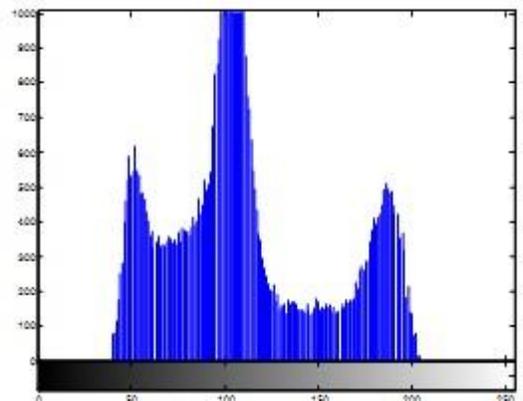
2.3.2.1.1 Perbaikan Kontras

Pada perbaikan kontras ini digunakan operasi titik, yaitu dengan memodifikasi histogram citra masukan agar sesuai dengan karakteristik yang diharapkan. Operasi titik yang digunakan dalam perbaikan kontras adalah *Intensity Adjustment*. *Intensity Adjustment* bekerja dengan cara melakukan pemetaan linier terhadap nilai intensitas pada histogram awal menjadi nilai intensitas pada histogram yang baru.

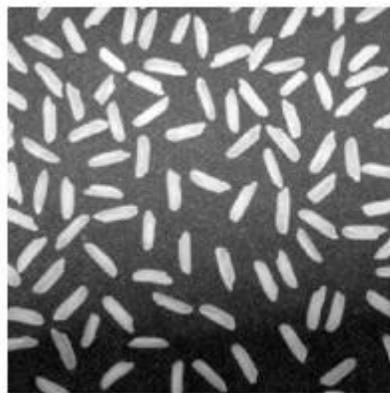
Contoh citra hasil perbaikan kontras dengan operasi titik *intensity adjustment*, seperti yang terlihat pada gambar 2.11 Dibawah ini :



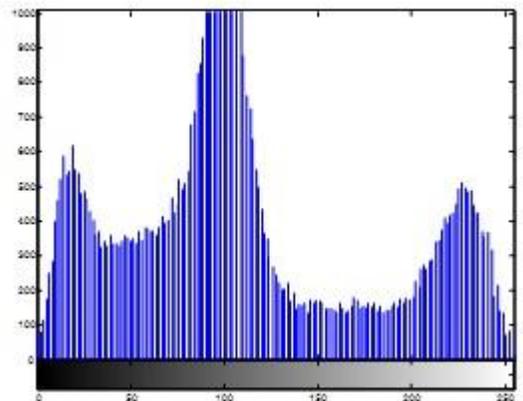
(a) Citra asli
asli



(b) Histogram citra



(c) Hasil peningkatan Kontras
Kontras



(d) Histogram hasil peningkatan

Gambar 2.11 Peningkatan kontras pada citra grayscale

Sumber:

<https://pemrogramanmatlab.files.wordpress.com/2014/03/untitled.jpg>

2.3.2.2 Sharpening (Penajaman Citra)

Penajaman citra bertujuan memperjelas tepi pada objek dalam citra. Penajaman citra dilakukan dengan melewatkan citra pada penapis lolos tinggi

(*high-pass filter*). Karena penajaman citra lebih berpengaruh pada tepi (*edge*) objek, maka penajaman citra disebut (*edge sharpening*) atau peningkatan kualitas tepi (*edge enhancement*). Sehingga citra yang dihasilkan terlihat lebih tajam pada pinggiran objek dibandingkan area sekitarnya. (Munir : 2004)

2.4 Segmentasi Citra

Segmentasi citra adalah proses pengolahan citra yang bertujuan memisahkan wilayah (*region*) objek dengan wilayah latar belakang agar objek mudah dianalisis dalam rangka mengenali objek yang banyak melibatkan persepsi visual.

Segmentasi adalah memisahkan citra menjadi bagian-bagian yang diharapkan sesuai dengan kriteria. Kriteria merupakan suatu tanda yang khas, yang membedakan antara satu dengan yang lain. Tidak berbeda dengan sebuah gambar, gambar juga memiliki ciri yang dapat membedakannya dengan gambar yang lain (Usman:2005). Masing-masing ciri gambar didapatkan dari proses ekstraksi ciri.

Ciri – ciri dasar dari gambar :

1. Warna

Ciri warna suatu gambar dapat dinyatakan dalam bentuk histogram dari gambar tersebut yang dituliskan dengan: $H(r,g,b)$, dimana $H(r,g,b)$ adalah jumlah munculnya pasangan warna r (red), g (green) dan b (blue) tertentu.

2. Bentuk

Ciri bentuk suatu gambar dapat ditentukan oleh tepi (*sketsa*), atau besaran moment dari suatu gambar. Pemakaian besaran moment pada ciri bentuk ini banyak digunakan orang

dengan memanfaatkan nilai-nilai *transformasi fourier* dari gambar.

Proses yang dapat digunakan untuk menentukan ciri bentuk adalah deteksi tepi, *threshold*, segmentasi dan perhitungan descriptor bentuk (meliputi indeks kebundaran, area, perimeter dan *compactness*).

3. Tekstur

Ciri tekstur dari suatu gambar dapat ditentukan dengan menggunakan filter *gabor* atau metode *morfologi*. Ciri tekstur ini sangat handal dalam menentukan informasi suatu gambar bila digabungkan dengan ciri warna gambar.

Dari ketiga ciri diatas, dalam Tugas Akhir ini hanya menggunakan ciri bentuk dan tekstur.

2.4.1 Segmentasi dengan K-means Clustering

K-means dalam pengolahan citra merupakan salah satu metode segmentasi berbasis clustering menggunakan data multidimensi untuk mengelompokkan pixel citra ke dalam beberapa cluster. Metode iterasi adalah bentuk khusus dari k-means di mana $K=2$. Metode iterasi di mulai dengan memilih nilai *threshold* secara sembarang sebagai nilai awal, lalu secara iterasi nilai tersebut diperbaiki berdasarkan sebaran nilai intensitas citra yang bersangkutan. Nilai *threshold* yang baru di harapkan akan menghasilkan pemisahan yang lebih baik dari citra sebelumnya.

2.5 Morfologi

Morfologi adalah teknik pengolahan citra digital dengan menggunakan bentuk (*shape*) sebagai pedoman dalam pengolahan. Nilai dari setiap pixel dalam citra digital hasil diperoleh melalui

proses perbandingan antara pixel yang bersesuaian pada citra digital masukan dengan pixel tetangganya. Operasi morfologi bergantung pada urutan kemunculan dari pixel, tidak memperhatikan nilai numeric dari pixel sehingga teknik morfologi sesuai apabila digunakan untuk melakukan pengolahan binary image dan grayscale image.

Operasi morfologi banyak digunakan dalam pengolahan dan analisis citra misalkan untuk operasi perbaikan citra (image enhancement), ekstraksi fitur, deteksi tepi, analisis bentuk dan beberapa implementasi operasi pengolahan citra lainnya.

Dalam operasi morfologi, pemilihan structuring element (strel) sangat mempengaruhi hasil pemrosesan citra . penggunaan dua buah structuring element yang berbeda akan menghasilkan hasil yang berbeda meskipun objek citra yang dianalisa sama.

Ada beberapa bentuk structuring element (SE) yang biasa digunakan, ada yang berbentuk rectangle, square, disk, linier, dan diamond. setiap bentuk structuring element (SE) memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing. Structuring element berbentuk rectangle dan square, dapat digunakan untuk mendeteksi tepi bagian atas, bawah, tepi kiri dan kanan bagian objek. Sedangkan structuring element berbentuk disk dapat digunakan untuk melakukan operasi dilasi atau rotasi yang tidak berhubungan dengan arah karena structuring element berbentuk disk simetris terhadap objek aslinya. Structuring element berbentuk line atau linier hanya dapat mendeteksi single border.

Belum ada pedoman dalam penelitian bentuk structuring element. Umumnya pemilihan bentuk structuring element hanya didasarkan pada kemiripan dengan bentuk objek yang diteliti. Salah satu atribut yang penting untuk mengenali sebuah objek adalah shape

(bentuk). Bentuk merupakan representasi dari sebuah objek. Shape (bentuk) adalah salah satu atribut yang penting untuk mengenali sebuah objek. Pemilihan bentuk structuring element lebih didasarkan pada kemiripan dengan bentuk objek. Oleh karena itu bentuk objek dapat digunakan sebagai penentuan bentuk structuring element (Prasetyo.2012).

2.5.1 Operasi Dasar Morfologi

1. Dilasi

Dilasi adalah suatu proses menambahkan piksel pada batasan dari objek dalam suatu gambar sehingga nantinya apabila dilakukan operasi ini maka gambar hasilnya lebih besar ukurannya dibandingkan dengan gambar citra aslinya. Operasi dilasi akan melakukan proses pengisian pada citra asal yang memiliki ukuran lebih kecil dibandingkan structuring element (Prasetyo.2012).

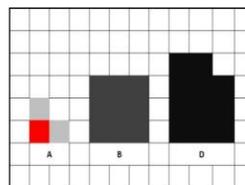
Dilasi A oleh B dinotasikan dengan $A \oplus B$ dan didefinisikan sebagai berikut :

$$D(A,B) = A \oplus B = \{ x : B_x \cap A \neq \emptyset \}$$

.....(2.4)

Dengan \emptyset menyatakan himpunan kosong.

Gambar 2.12 Menunjukkan proses operasi dilasi, terdapat objek awal A dan B sedangkan objek D adalah hasil.



Gambar 2.12 Proses Dilasi

2. Erosi

Operasi erosi merupakan kebalikan dari operasi dilasi. Pada operasi ini, ukuran objek diperkecil dengan mengikis sekeliling objek. Sehingga citra hasil cenderung mengikis. Operasi erosi akan melakukan pengurangan pada citra asal yang lebih kecil dibanding structuring element.

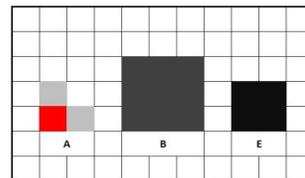
Erosi A oleh B dinotasikan $A \ominus B$ didefinisikan sebagai berikut :

$$E(A,B) = A \ominus B = \{x : B_x \subseteq X\}$$

.....(2.5)

Sama seperti dilasi, proses erosi dilakukan dengan membandingkan setiap piksel citra input dengan nilai pusat SE dengan cara melapiskan SE dengan citra sehingga SE tepat dengan posisi piksel citra yang diproses (Prasetyo : 2012).

Gambar 2.13 Menunjukkan proses erosi, terdapat objek awal A dan B sedangkan objek E objek hasil erosi.

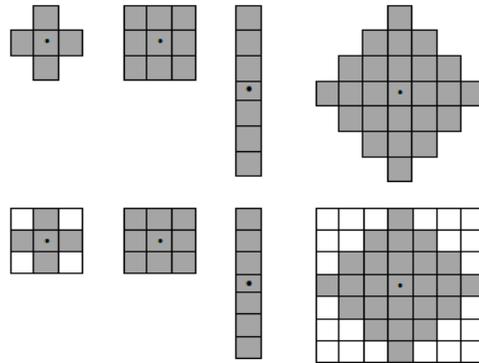


Gambar 2.13 Proses Erosi

2.5.2 Structure Element (SE)

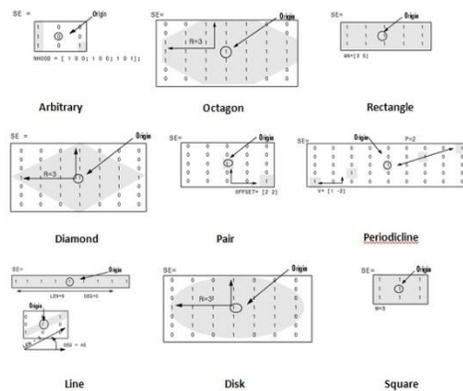
Structure Element adalah himpunan sub-image kecil yang digunakan untuk meneliti citra dalam pembelajaran propertinya. Untuk element yang menjadi anggota strel, original strel, juga harus ditetapkan. Origin dari strel ditandai

dengan tanda titik hitam, jika tidak ada titik hitam maka diasumsikan origin berada dipusat simetri. Karena origin tidak harus berada di pusat, tetapi juga bisa berada dipinggir strel. Seperti yang terlihat pada gambar 2.14 :



Gambar 2.14 Contoh Gambar Strel

Pada gambar 2.15 menunjukkan berbagai macam tipe yang dapat digunakan.



Gambar 2.15 Penjelasan dari masing-masing SE

2.6 Analisis Ekstraksi Ciri

2.6.1 Analisis Ciri 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).

Syarat-syarat terbentuknya suatu tekstur antara lain :

1. Adanya pola-pola primitif yang terdiri dari satu piksel atau lebih. Bentuk-bentuk pola primitif ini dapat berupa titik, garis lurus, garis lengkung, luasan, dan lain lain yang merupakan elemen dasar dari sebuah tekstur.
2. Pola-pola primitif tersebut muncul berulang-ulang dengan interval dan arah tertentu sehingga dapat diprediksi atau ditemukan karakteristik pengulangannya.

Analisis tekstur lazim dimanfaatkan sebagai proses untuk melakukan klasifikasi dan interpretasi citra. Suatu proses klasifikasi citra berbasis analisis tekstur pada umumnya membutuhkan tahapan ekstraksi ciri, yang terdiri dari tiga metode yaitu metode statistic, metode spektral, dan metode structural. Metode GLCM termasuk dalam metode statistic dimana dalam perhitungan statistiknya menggunakan distribusi derajat keabuan (histogram) dengan mengukur tingkat kontras, granularitas, dan kekasaran suatu daerah dari hubungan ketetanggaan antar piksel didalam citra. Metode statistic terdiri dari ekstraksi ciri orde pertama dan ekstraksi ciri orde kedua. Ekstraksi ciri orde pertama dilakukan melalui histogram citra, sedangkan ekstraksi ciri statistic orde kedua

dilakukan dengan Co Occurrence Matriks, yaitu suatu matriks yang mempresentasikan hubungan ketetanggaan antar piksel dalam citra pada berbagai arah orientasi dan jarak spasial.

2.6.2 CO-occurrence Matrix

Co-occurrence berarti kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian satu level nilai piksel bertetangga dengan satu level nilai piksel lain dalam jarak (d) dan orientasi sudut 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.

Co-occurrence Matrix merupakan matriks bujursangkar dengan jumlah elemen sebanyak kuadrat jumlah level intensitas piksel pada citra. Setiap titik (p,q) pada co-occurrence matrix berorientasi 0 berisi peluang kejadian piksel bernilai p bertetangga dengan piksel bernilai q pada jarak d serta orientasi θ dan $(180-\theta)$.

Berikut contoh perhitungan co-occurrence matrix :

- Citra dengan intensitas 0,1,2,3 seperti yang terlihat pada tabel 2.1 :

Tabel 2.1

1	0	3	2	1	0	2
0	1	2	3	2	1	0
2	0	1	2	3	0	2
3	2	0	1	0	3	0
1	3	2	0	1	2	3

Menghitung arah sudut 0° , 45° , 90° , dan 135°

- Sudut 0° $\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$

Banyaknya pasangan piksel pada sudut 0° . Seperti yang terlihat pada tabel 2.2 :

Tabel 2.2 Pasangan piksel sudut 0° dan hasil transpose sudut 0°

	0	1	2	3		0	1	2	3	
0	0	4	2	2	Di Transpose →	0	0	4	3	2
1	4	0	3	1		1	4	0	2	0
2	3	2	0	3		2	2	3	0	4
3	2	0	4	0		3	2	1	3	0

Penjumlahan antara banyaknya pasangan piksel dengan piksel pada matrik transpose. Seperti yang terlihat pada tabel 2.3 :

Tabel 2.3 Penjumlahan matriks sudut 0° dengan matriks hasil transpose

0	8	5	4	Jumlah seluruh piksel = 60
8	0	5	1	
5	5	0	7	
4	1	7	0	

Hasil bagi antara hasil penjumlahan piksel dengan jumlah seluruh piksel. Seperti yang terlihat pada tabel 2.4 :

Tabel 2.4

	1	2	3	4
1	0	0,13333	0,08333	0,066667
2	0,13333	0	0,08333	0,01667
3	0,08333	0,08333	0	0,116667
4	0,066667	0,01667	0,116667	0

- Sudut 45° $\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$

Banyaknya pasangan piksel sudut 45° . Dan hasil penjumlahan antara banyaknya pasangan piksel dengan piksel pada matriks transpose. Seperti yang terlihat pada tabel 2.5 dan tabel 2.6 :

Tabel 2.5 Pasangan piksel sudut 45°

	1	2	3	4
1	4	0	2	0
2	0	0	2	4
3	2	3	2	0
4	2	2	1	0

Di Transpose
→

	1	2	3	4
1	4	0	2	2
2	0	0	3	2
3	2	2	2	1
4	0	4	0	0

Tabel 2.6 Penjumlahan matriks sudut 45° dan hasil transpose

	1	2	3	4
1	8	0	4	2
2	0	0	5	6
3	4	5	4	1
4	2	6	1	0

Jumlah seluruh piksel = 48

Hasil bagi antara hasil penjumlahan piksel dengan jumlah seluruh piksel. Seperti yang terlihat pada tabel 2.7 :

Tabel 2.7

	1	2	3	4
1	0.1666667	0	0.08333333	0.0416667
2	0	0	0.1041667	0.125
3	0.08333333	0.1041667	0.08333333	0.02083333
4	0.0416667	0.125	0.02083333	0

- Sudut 90° $\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$

Banyaknya pasangan piksel pada sudut 90° dan hasil

penjumlahan antara banyaknya pasangan piksel dengan piksel pada matriks transpose. Seperti yang terlihat pada tabel 2.8 dan tabel 2.9 :

Tabel 2.8 Pasangan piksel sudut 90°

	1	2	3	4
1	0	3	4	2
2	5	0	1	0
3	2	2	0	4
4	1	1	3	0

ditranspose
→

	1	2	3	4
1	0	5	2	1
2	3	0	2	1
3	4	1	0	3
4	2	0	4	0

Tabel 2.9 Hasil penjumlahan pasangan piksel sudut 90° dengan piksel hasil transpose

	1	2	3	4
1	0	8	6	3
2	8	0	3	1
3	6	3	0	7
4	3	1	7	0

**Jumlah seluruh piksel =
56**

Hasil bagi antara hasil penjumlahan piksel dengan jumlah seluruh piksel. Seperti yang terlihat pada tabel 2.10 :

Tabel 2.10

	1	2	3	4
1	0	0.142857	0.107143	0.053571
2	0.142857	0	0.053571	0.017857
3	0.107143	0.053571	0	0.125
4	0.053571	0.017857	0.125	0

- Sudut 135° $\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$

Banyaknya pasangan piksel sudut 135° dan hasil penjumlahan antara banyaknya pasangan piksel dengan piksel pada matriks transpose. Seperti yang terlihat pada tabel 2.11 dan tabel 2.12 :

Tabel 2.11 Pasangan piksel sudut 135°

	1	2	3	4		1	2	3	4	
1	5	0	2	0	di transpose →	1	5	0	2	0
2	0	5	0	0		2	0	5	1	0
3	2	1	4	0		3	2	0	4	0
4	0	0	0	5		4	0	0	0	5

Tabel 2.12 Hasil jumlah pasangan piksel sudut 135° dan hasil transpose

	1	2	3	4	
1	10	0	4	0	Jumlah seluruh piksel = 48
2	0	10	1	0	
3	4	1	8	0	
4	0	0	0	10	

Hasil bagi antara hasil penjumlahan piksel dengan jumlah seluruh piksel. Seperti yang terlihat pada tabel 2.13 :

Tabel 2.13

	1	2	3	4
1	0.208333	0	0.083333	0
2	0	0.208333	0.020833	0
3	0.083333	0.020833	0.166667	0
4	0	0	0	0.208333

Hasil perhitungan arah sudut 0° , 45° , 90° , dan 135° . Seperti yang terlihat pada tabel 2.14, 2.15, 2.16. dan 2.17 :

Tabel 2.14 Sudut 0°

	1	2	3	4
1	0	0.13333	0.08333	0.06667
2	0.13333	0	0.08333	0.01667
3	0.08333	0.08333	0	0.11667
4	0.06667	0.01667	0.11667	0

Tabel 2.15 Sudut 45°

	1	2	3	4
1	0.16667	0	0.08333	0.04167
2	0	0	0.10417	0.125
3	0.08333	0.10417	0.08333	0.02083
4	0.04167	0.125	0.02083	0

Tabel 2.16 Sudut 90°

	1	2	3	4
1	0	0.14286	0.10714	0.05357
2	0.14286	0	0.05357	0.01786
3	0.10714	0.05357	0	0.125
4	0.05357	0.01786	0.125	0

Tabel 2.17 Sudut 135°

	1	2	3	4
1	0.20833	0	0.08333	0
2	0	0.20833	0.02083	0
3	0.08333	0.02083	0.16667	0
4	0	0	0	0.20833

Normalisasi mean (Jumlah tiap piksel sudut derajat dibagi 4).
Seperti yang terlihat pada tabel 2.18 :

Tabel 2.18 Normalisasi mean sudut derajat

	1	2	3	4
1	0.09375	0.069048	0.089286	0.040476
2	0.069048	0.052083	0.065476	0.039881
3	0.089286	0.065476	0.0625	0.065625
4	0.040476	0.039881	0.065625	0.052083

Setelah memperoleh nilai matriks normalisasi mean, selanjutnya dapat menghitung ciri *statistik* orde dua yang mempresentasikan citra yang diamati. Haralick et al mengusulkan berbagai jenis ciri tekstural yang dapat diekstraksi matriks Co Occurrence. Dalam skripsi ini dicontohkan perhitungan 6 ciri *statistik* orde dua, yaitu *Angular Second Moment, Contrast, Correlation, Variance, Inverse Difference Moment, dan Entropy*.

- Menghitung fitur Co Occurrence Matriks (**ASM, CON, VAR, IDM, dan ENT**)
 - **Menghitung nilai ASM (*Angular Secind Moment*)**

Menunjukkan ukuran sifat homogenitas citra

$$\sum_i \sum_j \{p(i,j)\}^2 \dots\dots\dots(3.1)$$

Dimana $p(i,j)$ menyatakan nilai pada baris i dan kolom j pada matriks co-occurrence. Berikut adalah perhitungan nilai ASM.

Matriks Normalisasi Mean

0.09375	0.069048	0.089286	0.040476
0.069048	0.052083	0.065476	0.039881
0.089286	0.065476	0.0625	0.065625
0.040476	0.039881	0.065625	0.052083

Hasil pangkat 2 dari masing-masing piksel pada matriks normalisasi mean. Seperti yang terlihat pada tabel 2.19 :

Tabel 2.19

0.00879	0.00477	0.00797	0.00164
0.00477	0.00271	0.00429	0.00159
0.00797	0.00429	0.00391	0.00431
0.00164	0.00159	0.00431	0.00271

Jumlah Seluruh
Matriks

ASM = 0.067244854

- **Menghitung Nilai CON (Contrast)**

Contras menunjukkan ukuran penyebaran (momen inersia) elemen-elemen matriks pada citra. Jika letaknya jauh dari diagonal utama, nilai kekontrasan besar. Secara visual nilai kekontrasan adalah ukuran variasi antar derajat keabuan suatu daerah citra. Berikut adalah perhitungan nilai CON.

$$\sum_i k^2 [\sum_i \sum_j p(i, j)] \dots\dots\dots(3.2)$$

$$|i - j| = k \dots\dots\dots(3.3)$$

Matriks Normalisasi Mean

0.09375	0.069048	0.089286	0.040476
0.069048	0.052083	0.065476	0.039881
0.089286	0.065476	0.0625	0.065625
0.040476	0.039881	0.065625	0.052083

Tabel 2.20

1	2	3	4
1	2	3	4
1	2	3	4
1	2	3	4

(a)

1	1	1	1
2	2	2	2
3	3	3	3
4	4	4	4

(b)

<table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr><td>0</td><td>-1</td><td>-2</td><td>-3</td></tr> <tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td><td>-2</td></tr> <tr><td>2</td><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr> <tr><td>3</td><td>2</td><td>1</td><td>0</td></tr> </table> <p>(c)</p>	0	-1	-2	-3	1	0	-1	-2	2	1	0	-1	3	2	1	0	<p>Nilai K</p> <p>→</p>	<p>nilai K²</p> <table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr><td>0</td><td>1</td><td>4</td><td>9</td></tr> <tr><td>1</td><td>0</td><td>1</td><td>4</td></tr> <tr><td>4</td><td>1</td><td>0</td><td>1</td></tr> <tr><td>9</td><td>4</td><td>1</td><td>0</td></tr> </table> <p>(d)</p>	0	1	4	9	1	0	1	4	4	1	0	1	9	4	1	0
0	-1	-2	-3																															
1	0	-1	-2																															
2	1	0	-1																															
3	2	1	0																															
0	1	4	9																															
1	0	1	4																															
4	1	0	1																															
9	4	1	0																															
<p>k * matriks normalisasi mean</p> <table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr><td>0</td><td>0.06905</td><td>0.35714</td><td>0.36429</td></tr> <tr><td>0.06905</td><td>0</td><td>0.06548</td><td>0.15952</td></tr> <tr><td>0.35714</td><td>0.06548</td><td>0</td><td>0.06563</td></tr> <tr><td>0.36429</td><td>0.15952</td><td>0.06563</td><td>0</td></tr> </table> <p>(e)</p>			0	0.06905	0.35714	0.36429	0.06905	0	0.06548	0.15952	0.35714	0.06548	0	0.06563	0.36429	0.15952	0.06563	0	<p>Jumlah Seluruh matriks</p> <p>CON = 2.162202381</p>															
0	0.06905	0.35714	0.36429																															
0.06905	0	0.06548	0.15952																															
0.35714	0.06548	0	0.06563																															
0.36429	0.15952	0.06563	0																															

Keterangan tabel 2.20 :

- a : Nilai variable matrik i
- b : Nilai variable matrik j
- c : Hasil pengurangan nilai variable i dengan variabel j dan hasilnya adalah nilai K
- d : Nilai K setelah dikaudratkan
- e : Hasil perkalian antar piksel pada matrik K dengan matriks normalisasi mean

- **Menghitung Nilai COR (Correlation)**

Menunjukkan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur linear dalam citra. Berikut adalah perhitungan nilai COR.

$$\text{COR} = \frac{\sum_i \sum_j (i,j) p(i,j) - \mu_x \mu_y}{\mu_x \mu_y}$$

.....(3.4)

Dimana :

μ_x : nilai rata-rata elemen kolom pada matriks $p(i,j)$

μ_y : nilai rata-rata elemen baris pada matriks $p(i,j)$

σ_x : nilai standar deviasi elemen pada kolom matriks $p(i,j)$

σ_y : nilai standar deviasi elemen pada baris matriks $p(i,j)$

Normalisasi mean pada matrik $p(i,j)$. seperti yang terlihat pada tabel 2.21 :

Tabel 2.21 Normalisasi mean matrik $p(i,j)$

	0.09375	0.069048	0.089286	0.040476
	0.06905	0.052083	0.065476	0.039881
	0.08929	0.065476	0.0625	0.065625
	0.04048	0.039881	0.065625	0.052083
Jumlah	0.29256	0.226488	0.282887	0.198065

Berikut proses perhitungan nilai *Correlation*. Seperti yang terlihat pada beberapa tabel dibawah ini :

Tabel 2.22 Perkalian nilai rata-rata (x,y) dan nilai deviasi (x,y)

Nilai $\mu_x * \mu_y$ dan Nilai $\sigma_x * \sigma_y$				
<i>i</i>	1	2	3	4
<i>i</i>*Jumlah	0.29256	0.452976	0.848661	0.792262
μ_x		2.386458	σ_x	1.103793
μ_y		2.386458	σ_y	1.103793
$\mu_x * \mu_y$		5.695182	$\sigma_x * \sigma_y$	1.218359

Tabel 2.23 Variabel matrik (*i,j*)

Matriks <i>i</i>				Matriks <i>j</i>			
1	2	3	4	1	1	1	1
1	2	3	4	2	2	2	2
1	2	3	4	3	3	3	3
1	2	3	4	4	4	4	4

Tabel 2.24

Perkalian matriks <i>i*j</i>			
1	2	3	4
2	4	6	8
3	6	9	12
4	8	12	16

Tabel 2.25

Hasil perkalian matriks (<i>i*j</i>)*normalisasi mean			
0.0938	0.1381	0.2679	0.1619
0.1381	0.2083	0.3929	0.3190
0.2679	0.3929	0.5625	0.7875
0.1619	0.3190	0.7875	0.8333

$$a = \sum_i (i * j) * c = 5,83244$$

$$b = a - (\mu_x * \mu_y) = 0,137257$$

ket :

a : Hasil jumlah seluruh matriks dari hasil perkalian matriks (*i*j*) dengan normalisasi mean.

b : Hasil pengurangan dari nilai a dengan hasil kali μ_x dengan μ_y

c : Normalisasi mean

Nilai COR merupakan hasil pembagian antara b dengan $\sigma_x * \sigma_y$

$$COR = \frac{b}{\sigma_x * \sigma_y} = \frac{0,137257}{1.218359}$$

COR = **0,11266**

- **Menghitung Nilai Variance**

Menunjukkan variasi elemen-elemen matriks Co Occurrence. Citra dengan transisi derajat keabuan kecil akan memiliki variansi yang kecil. Berikut adalah perhitungannya.

$$\sum_i \sum_j (i - \mu_x) (p - \mu_j) p(i, j) \dots\dots\dots(3.5)$$

Normalisasi mean pada matrik $p(i,j)$. seperti yang terlihat pada tabel 2.26 :

Tabel 2.26 Matriks Normalisasi Mean

0.09375	0.069048	0.089286	0.040476
0.06905	0.052083	0.065476	0.039881
0.08929	0.065476	0.0625	0.065625
0.04048	0.039881	0.065625	0.052083

$$\mu_x = 2,386458$$

$$\mu_y = 2,386458$$

Tabel 2.27 Pengurangan dari nilai matriks pada varabel i dengan μ_x

Matriks $i - \mu_x$			
-1.38646	-1.38646	-1.38646	-1.38646
-0.38646	-0.38646	-0.38646	-0.38646
0.61354	0.61354	0.61354	0.61354
1.61354	1.61354	1.61354	1.61354

Tabel 2.28 Pengurangan dari nilai matriks pada variabel j dengan μ_y

Matriks $j - \mu_y$			
-1.38646	-0.38646	0.61354	1.61354
-1.38646	-0.38646	0.61354	1.61354
-1.38646	-0.38646	0.61354	1.61354
-1.38646	-0.38646	0.61354	1.61354

Tabel 2.29 Perkalian dari nilai antar matriknya

$(i - \mu_x) * (j - \mu_y)$			
1.92227	0.53581	-0.85065	-2.23711
0.53581	0.14935	-0.23711	-0.62357
-0.85065	-0.23711	0.37643	0.98998
-2.23711	-0.62357	0.98998	2.60352

Tabel 2.30 Perkalian dari matriks normalisasi dengan hasil perkalian antar matriknya

Matrik Normalisasi mean * $(i - \mu_x) * (j - \mu_y)$			
0.180212	0.036996	-0.07595	-0.09055
0.036996	0.007779	-0.01552	-0.02487
-0.07595	-0.01552	0.023527	0.064967
-0.09055	-0.02487	0.064967	0.1356

Nilai Variance
VAR = 0.137257099

- Menghitung Nilai IDM

Menunjukkan kehomogenan citra yang berderajat keabuan sejenis. Citra homogen akan memiliki harga IDM yang besar. Berikut adalah perhitungan nilai IDM

$$\sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} p(i,j) \dots \dots \dots (3.6)$$

Normalisasi mean pada matrik $p(i,j)$. seperti yang terlihat pada tabel 2.31 :

Tabel 2.31 Matriks Normalisasi Mean (i , j)

0.09375	0.0690476	0.0892857	0.040476
0.0690476	0.0520833	0.0654762	0.039881
0.0892857	0.0654762	0.0625	0.065625
0.0404762	0.039881	0.065625	0.052083

Hasil 1 ditambah dengan matriks variable i dikurangi dengan matriks variable j kemudian dikuadratkan. Seperti yang terlihat pada tabel 2.32 :

Tabel 2.32 Hasil dari penjumlahan nilai 1 ditambah dengan hasil pengurangan variabel i dengan variable j dikuadratkan

$a = 1 + (i - j)^2$			
1	2	5	10
2	1	2	5
5	2	1	2
10	5	2	1

Hasil dari 1 dibagi dengan elemen matriks pada tabel a, kemudian dikalikan dengan matriks normalisasi mean. Seperti yang terlihat pada tabel 2.33 :

Tabel 2.33 Hasil dari 1 dibagi a dikalikan hasil matriks normalisasi

$\frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j)$			
0.09375	0.0345238	0.0178571	0.0040476
0.0345238	0.0520833	0.0327381	0.0079762
0.0178571	0.0327381	0.0625	0.0328125
0.0040476	0.0079762	0.0328125	0.0520833

Nilai IDM
IDM = 0.520327

- Menghitung Nilai Entropy

Menunjukkan ukuran ketidakteraturan bentuk. Harga ENT besar untuk citra dengan transisi derajat keabuan merata dan bernilai kecil jika struktur citra tidak teratur (bervariasi). Berikut perhitungan nilai ENT.

$$ENT = - \sum_i \sum_j p(i, j) \cdot 2_{\log p(i, j)} \dots \dots \dots (3.7)$$

Proses perhitungan nilai Entropy dapat dilihat pada tabel dibawah ini :

Tabel 2.34 Matriks Normalisasi Mean

0.09375	0.069048	0.089286	0.040476
0.06905	0.052083	0.065476	0.039881
0.08929	0.065476	0.0625	0.065625
0.04048	0.039881	0.065625	0.052083

Tabel 2.35 Nilai log dari matrik normalisasi

$2_{\log p(i, j)}$			
-3.4150	-3.8563	-3.4854	-4.6268
-3.8563	-4.2630	-3.9329	-4.6482
-3.4854	-3.9329	-4.0000	-3.9296
-4.6268	-4.6482	-3.9296	-4.2630

Tabel 2.36 Perkalian nilai negatif dengan nilai log normalisasi

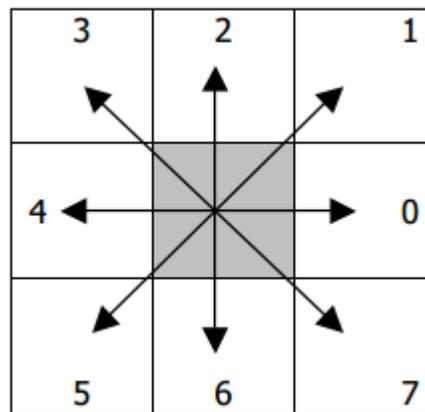
$p(i, j) * 2_{\log p(i, j)}$			
-0.3202	-0.2663	-0.3112	-0.1873
-0.2663	-0.2220	-0.2575	-0.1854
-0.3112	-0.2575	-0.2500	-0.2579
-0.1873	-0.1854	-0.2579	-0.2220

$$\sum_i \sum_j p(i, j) \cdot 2_{\log p(i, j)} = 3.9452 \quad \mathbf{ENT = -3.9452}$$

2.6.3 Ekstraksi Ciri Bentuk

Bentuk merupakan fitur dasar dalam visual content pada citra. dimana setiap gambar dapat dibedakan berdasarkan

bentuk dari objek tersebut. Pada penelitian ini digunakan metode chain code untuk menentukan ekstraksi ciri bentuk. Chain code digunakan untuk mengidentifikasi descriptor bentuk, yang terdiri dari nilai area, perimeter, dan roundness. Dalam menentukan nilai area, perimeter, dan roundness, chain code menggunakan perhitungan 8 arah untuk melakukan tracing. Meliputi arah 0, arah 7, arah 6, arah 5, arah 4, arah 3, arah 2, dan arah 1 yang diputar searah jarum jam. Seperti yang terlihat pada gambar 2.16 :



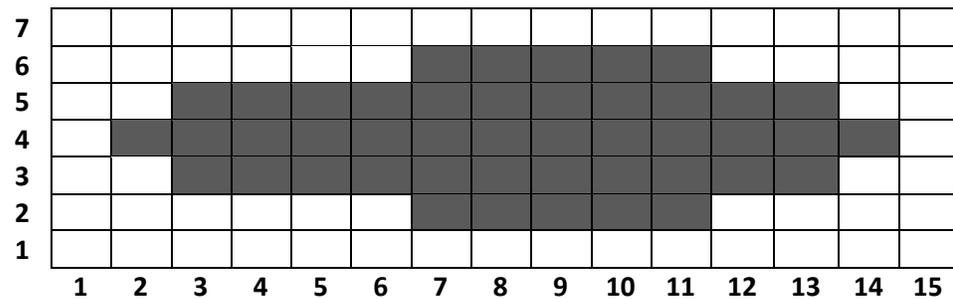
Gambar 2.16 Arah Kode Rantai (Chain Code)

Penentuan nilai descriptor bentuk :

a. Area

Area adalah jumlah piksel dalam S , sehingga bila dalam satu citra terdapat lebih dari satu komponen, S_1, S_2, \dots, S_n maka akan ada A_1, A_2, \dots, A_n . Jadi nilai area suatu objek adalah jumlah dari piksel-piksel penyusun objek tersebut dan unit yang umum digunakan adalah piksel, karena sejumlah piksel membentuk suatu luasan. Area dapat mencerminkan ukuran atau berat objek

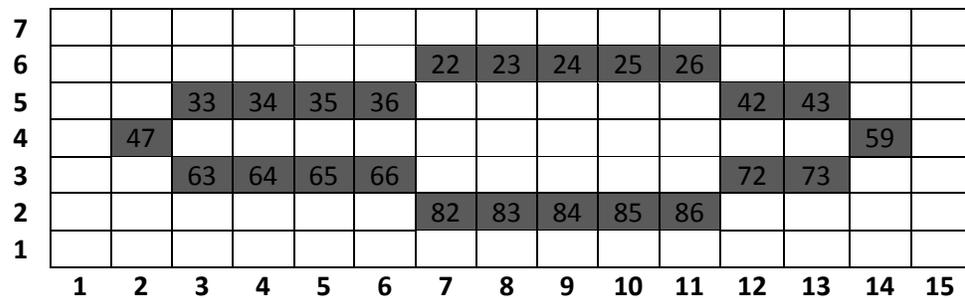
sesungguhnya pada beberapa benda dengan bentuk yang hampir seragam. Seperti yang terlihat pada gambar 2.17 :



Gambar 2.17 Contoh Area

b. Perimeter

Perimeter merupakan bagian terluar dari suatu objek yang bersebelahan dengan piksel ataupun piksel-piksel dari latar belakang. Nilai perimeter suatu objek dapat dicari dengan menghitung banyaknya piksel yang merupakan piksel-piksel yang berada pada perbatasan dari objek tersebut. Seperti yang terlihat pada gambar 2.18 :



Gambar 2.18 Contoh Perimeter

c. Roundness

Indeks kepadatan adalah pengukuran bentuk pembatas paling populer yang mengetimasi kebulatan objek 2D. Namun, pengukuran ini sangat sensitive

terhadap noise disepanjang pembatasan atau tepi area objek citra.

$$R = \frac{4 \cdot \pi \cdot \text{area}}{\text{perimeter}^2} \dots \dots \dots (2.12)$$

2.7 Klasifikasi

Klasifikasi adalah salah satu tugas yang penting dalam data mining, dalam klasifikasi, sebuah pengklasifikasi dibuat dari sekumpulan data latih dengan kelas yang telah ditentukan sebelumnya. Klasifikasi data adalah proses dua langkah. Pada langkah pertama, sebuah model dibangun menggambarkan sebuah kumpulan kelas data atau konsep dari populasi data yang telah ditentukan sebelumnya (misalkan data jenis daun mangga). Model tersebut dibangun dengan menganalisa data latih yang digambarkan oleh atribut-atribut. Tiap tuple di asumsikan untuk dimiliki oleh kelas yang telah di tentukan, seperti di tentukan oleh salah satu atribut, yang dinamakan class label attribute. Langkah kedua adalah menguji model yang telah dibangun kepada data uji untuk mengukur ketepatan atau performa model dalam mengklasifikasi data uji. Setelah pengukuran performa selesai dilakukan, pengambil keputusan dapat memutuskan untuk menggunakan model tersebut atau mengulang pembuatan model dengan data latih atau metode yang berbeda untuk menghasilkan model klasifikasi yang lebih baik. (Duda dan Hart : 1973)

2.7.1 Model Klasifikasi

Data input untuk klasifikasi adalah koleksi dari record. Setiap record dikenal sebagai instance atau contoh, yang

ditentukan oleh sebuah tuple(x, y), dimana x adalah himpunan atribut dan y adalah atribut tertentu, yang dinyatakan sebagai label kelas (juga dikenal sebagai kategori atau atribut target).

Fungsi target juga dikenal secara informal sebagai model klasifikasi. Berikut model klasifikasi yang digunakan, seperti yang terlihat pada gambar 2.19 ;

a. Pemodelan Deskriptif

Model klasifikasi dapat bertindak sebagai alat penjelas untuk membedakan objek-objek dari kelas-kelas yang berbeda.

b. Pemodelan Prediktif

Model klasifikasi juga dapat digunakan untuk memprediksi label kelas dari record yang tidak diketahui.



Gambar 2.19 Klasifikasi sebagai pemetaan sebuah himpunan atribut input x kedalam label kelas y .

2.8 Teorema Bayes

Teori Bayes adalah pendekatan statistic yang fundamental dalam pengenalan pola (pattern recognition). Pendekatan ini didasarkan kuantifikasi trade-off antara berbagai keputusan klasifikasi dengan menggunakan probabilitas dan ongkos yang ditimbulkan dalam keputusan-keputusan tersebut. Metode Bayes juga merupakan metode yang baik di dalam mesin pembelajaran berdasarkan data

training, dengan menggunakan probabilitas bersyarat sebagai dasarnya.

2.8.1 Algoritma Naive Bayes

Algoritma Naive Bayes merupakan salah satu algoritma yang terdapat pada teknik klasifikasi. Naive Bayes merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistik yang dikemukakan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes, yaitu memprediksi peluang dimasa depan berdasarkan pengalaman dimasa sebelumnya sehingga dikenal sebagai Teorema Bayes. Teorema tersebut dikombinasikan dengan Naive dimana diasumsikan kondisi antar atribut saling bebas. Klasifikasi Naive Bayes diasumsikan bahwa ada atau tidak ciri tertentu dari sebuah kelas tidak ada hubungannya dengan ciri dari kelas lainnya.

Persamaan dari teorema Bayes adalah :

$$P(H|X) = \frac{P(X|H).P(H)}{P(X)} \dots\dots\dots(2.6)$$

Keterangan :

X : Data dengan class yang belum diketahui

H : Hipotesis data X merupakan suatu class spesifik

P(H|X) : Probabilitas hipotesis H berdasarkan kondisi X (Posteriori Probability)

P(H) : Probabilitas hipotesis H (prior probability)

P(X|H) : Probabilitas hipotesis X berdasarkan kondisi H (Posteriori Probability)

P(X) : Probabilitas X

Untuk menjelaskan teorema Naive Bayes, perlu di ketahui bahwa proses klasifikasi memerlukan sejumlah petunjuk untuk menentukan kelas apa yang cocok bagi sampel yang dianalisis tersebut. Karena itu, teorema bayes diatas disesuaikan sebagai berikut :

$$P(C|F_1 \dots F_n) = \frac{P(C)P(F_1 \dots F_n|C)}{P(F_1 \dots F_n)} \dots\dots\dots(2.7)$$

Dimana variabel C merepresentasikan kelas, sementara variabel $F_1 \dots F_n$ merepresentasikan karakteristik-karakteristik petunjuk yang dibutuhkan untuk melakukan klasifikasi. Maka rumus tersebut menjelaskan bahwa peluang masuknya sampel dengan karakteristik tertentu dalam kelas C (posterior) adalah peluang munculnya kelas C (sebelum masuknya sampel tersebut, seringkali disebut prior), dikali dengan peluang kemunculan karakteristik-karakteristik sampel pada kelas C (disebut juga likelihood), dibagi dengan peluang kemunculan karakteristik-karakteristik sampel secara global (disebut juga evidence). Karena itu, rumus dapat pula ditulis secara sederhana sebagai berikut:

$$Posterior = \frac{prior \times likei hood}{evidence} \dots\dots\dots(2.8)$$

Nilai evidence selalu tetap untuk setiap kelas pada satu sampel. Nilai dari Posterior tersebut yang nantinya akan dibandingkan dengan nilai-nilai Posterior kelas lainnya untuk menentukan ke kelas apa suatu sampel akan diklasifikasikan.

Disinilah digunakan asumsi independensi yang sangat tinggi (naïf), bahwa masing-masing petunjuk ($F_1, F_2 \dots F_n$) saling bebas (independen) satu sama lain. Dengan asumsi tersebut, maka berlaku suatu kesamaan sebagai berikut:

$$P(F_i|F_j) = \frac{P(F_i \cap F_j)}{P(F_j)} = \frac{P(F_i)P(F_j)}{P(F_j)} = P(F_i) \dots\dots\dots(2.9)$$

Untuk $i \neq j$, sehingga

$$P(F_i|C, F_j) = P(F_i|C) \dots\dots\dots(2.10)$$

Dari persamaan di atas dapat disimpulkan bahwa asumsi independensi naïf tersebut membuat syarat peluang menjadi sederhana, sehingga perhitungan menjadi mungkin untuk dilakukan. Selanjutnya, penjabaran $P(F_1, \dots, F_n|C)$ dapat disederhanakan menjadi seperti berikut:

$$P(F_1 \dots F_n|C) = P(F_1|C)P(F_2|C) \dots P(F_n|C) \dots(2.11)$$

$$P(F_1 \dots F_n|C) = \prod_{i=1}^n P(F_i|C) \dots\dots\dots(2.12)$$

Persamaan di atas merupakan model dari teorema Naïve Bayes yang selanjutnya akan digunakan dalam proses klasifikasi jenis pohon mangga.

Data yang digunakan dapat bersifat kategorial maupun kontinyu. Untuk data kontinyu dapat diselesaikan dengan menggunakan langkah-langkah berikut :

1. Hitung probabilitas (Prior) tiap kelas yang ada.
2. Hitung rata-rata (mean) tiap fitur dengan persamaan

$$\mu = \frac{\sum^n}{k} \dots\dots\dots(2.13)$$

Dimana :

K = banyaknya data

N = nilai data

3. Hitung nilai standar deviasi dari fitur tersebut dengan persamaan

$$sd = \left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \dots\dots\dots(2.14)$$

4. Selanjutnya menghitung densitas probabilitasnya dengan persamaan

$$P(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \dots\dots\dots(2.15)$$

5. Setelah didapatkan nilai densitas dan prior, hitung probabilitas masing-masing kelas dengan menggunakan persamaan

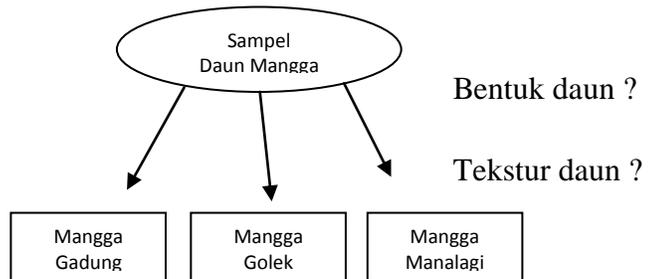
$$P = P(X|Ci) \times P(Ci) \dots\dots\dots(2.16)$$

Nilai probabilitas terbesar adalah kelas yang sesuai. Sedangkan untuk data kategorial, hanya memerlukan semua kemungkinan yang terjadi.

2.8.2 Klasifikasi Dengan Naïve Bayes classifier

Klasifikasi adalah proses untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data, dengan tujuan untuk dapat memperkirakan kelas dari suatu obyek (Mulyanto : 2009). Oleh karena itu, kelas yang ada tentulah lebih dari satu. Penentuan kelas dari suatu dokumen dilakukan dengan cara membandingkan nilai probabilitas suatu sampel berada di kelas yang satu

dengan nilai probabilitas suatu sampel berada di kelas yang lain. Seperti yang terlihat pada gambar 2.20 :



Gambar 2.20 Ilustrasi contoh proses kalsifikasi

Dengan persamaan teorema Naïve Bayes yang telah diturunkan di subbab A, kita mendapatkan nilai $P(C|F_1...F_n)$, yaitu nilai peluang suatu sampel dengan karakteristik $F_1...F_n$ berada dalam kelas C, atau dikenal dengan istilah Posterior. Umumnya kelas yang ada tidak hanya satu, melainkan lebih dari satu.

Naïve Bayes Klasifikasi adalah metode yang berdasarkan probabilitas dan Teorema Bayes dengan asumsi bahwa setiap variable bersifat bebas (independence) dan mengasumsikan bahwa keberadaan sebuah fitur (variabel) tidak ada kaitannya dengan fitur (variabel) yang lain. Naïve Bayes adalah model penyederhanaan dari metode bayes.

Salah satu penerapan Teorema Bayes adalah klasifikasi Naïve Bayes.

$$\begin{aligned}
 V_{MAP} &= \arg \max_{v_j} v P(a_1, a_2, a_3, a_n | v_j) P(v_j) \\
 &= \arg \max_{v_j} v P(a_1, a_2, a_3, a_n | v_j) P(v_j)
 \end{aligned}$$

$$P(a_1, a_2, a_3, \dots, a_n | V_j) P(V_j) = \prod P(a_i | V_j) \dots (2.16)$$

Dengan mensubstitusikan persamaan ini akan didapat pendekatan yang dipakai dalam klasifikasi naïve bayes.

$$V_{NB} = \arg \max_{v_j} P(V_j \prod_i P(a_i | v_j)) \dots (2.17)$$

Keterangan :

V_{NB} : Nilai output hasil klasifikasi naïve bayes

$P(a_1, a_2, a_3)$: Peluang A

V_j : Keadaan atau kategori j

2.8.3 Karakteristik Naïve Bayes Classifier

Naïve Bayes Classifier umumnya memiliki karakteristik sebagai berikut :

- Kokoh untuk titik noise yang di isolasi seperti titik yang dirata-ratakan ketika mensegmentasi peluang bersyarat data. Naïve bayes classifier dapat menangani missing value dengan mengabaikan contoh selama pembuatan model klasifikasi.
- Kokoh untuk attribute tidak relevan, jika X_i adalah atribut yang tidak relevan, maka $P(X_i|Y)$ menjadi hampir didistribusikan seragam. Peluang kelas bersyarat untuk X_i tidak berdampak pada keseluruhan perhitungan peluang posterior.
- Atribut yang dihubungkan dapat menurunkan performance Naïve bayes classifier karena asumsi independen bersyarat tidak lagi menangani atribut tersebut.

2.9 Penelitian Sebelumnya

Penelitian yang dilakukan oleh Agustin dan Prasetyo (2011) adalah **KLASIFIKASI JENIS POHON MANGGA GADUNG DAN CURUT BERDASARKAN TEKSTUR DAUN**. Jenis pohon mangga yang diamati oleh peneliti sebelumnya adalah pohon mangga jenis gadung dan curut. Pendekatan yang digunakan peneliti adalah menggunakan pendekatan karakter daun mangga dan analisis tekstur citra. Hasil pengujian yang didapat untuk K-fold=5 dengan metode K-NN yang dilakukan 3 kali, yaitu: 1-NN, 3-NN, dan 5-NN memberikan hasil nilai rata-rata prosentasi akurasi 58.33%. Sedangkan hasil pengujian dengan menggunakan metode JST Backpropagation yang dilakukan sebanyak 3 kali, yaitu : percobaan 1, percobaan 2, dan percobaan 3 memberikan hasil nilai rata-rata prosentasi akurasi 77.78%. (Agustin dan Prasetyo : 2011)

Penelitian yang dilakukan oleh Ahmad adalah melakukan **KLASIFIKASI KUALITAS BUAH MANGGA BERDASARKAN TEKSTUR BUAH MANGGA**. Jenis buah mangga yang diamati adalah jenis gadung dan arumanis, pengukuran tekstur yang digunakan adalah kontras pada indeks warna merah, alasannya adalah karena warna buah mangga yang sudah masak didominasi warna yang agak sedikit kemerahan pada kulitnya. Akurasi yang didapatkan mencapai 74.3%. (Ahmad, U. : 2010)

Penelitian yang dilakukan oleh Hermawan dkk adalah **PENGKLASIFIKASIAN DAUN MANGGA, SALAM DAN SAWO DENGAN MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES**. Jenis daun yang digunakan adalah daun mangga, daun salam dan daun sawo. Sedangkan fitur yang digunakan dalam penelitian ini adalah fitur warna dan bentuk daun. Ekstraksi fitur yang digunakan adalah

Kode Rantai (Chain Code). Kode rantai digunakan untuk mengambil bentuk citra. Hasil penelitian ini menunjukkan tingkat akurasi pada daun mangga adalah 80%, daun salam 80% dan daun sawo 100%.

Dari penelitian yang dilakukan sebelumnya dan melihat dari kesimpulan dan saran yang dilakukan oleh peneliti Agustin dan Prasetyo mengenai penambahan fitur bentuk daun dan penambahan kelas jenis daun mangga. Maka dapat dikaitkan bahwa klasifikasi jenis daun mangga berdasarkan bentuk dan tekstur daun dengan menambahkan jenis pohon mangga yang diidentifikasi serta menggunakan metode yang berbeda memungkinkan untuk dilakukan.