

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Pada penelitian ini penulis membutuhkan beberapa penelitian terkait yang pernah dilakukan sebelumnya dan yang berhubungan dengan tulang punggung atau dengan metode ekstraksi ciri *Grey Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) serta algoritma klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM).

Teknologi citra digital dalam bidang medis saat ini memiliki kualitas output yang jauh lebih tinggi yang dapat melakukan diagnostik berbasis perangkat lunak komputer alih-alih manusia (dokter atau profesional kesehatan lainnya) seperti yang digunakan pada penelitian *rule-based fuzzy classifier for spinal deformities*. Penelitian ini menggunakan teknologi pemrosesan dan peningkatan gambar untuk kemudian dilanjutkan pada proses klasifikasi dengan metode *fuzzy* menggunakan pendekatan *King-Moe*. Penelitian ini menggunakan 25 model skoliosis dan 10 database citra X-Rays yang diperoleh dari berbagai rumah sakit di Istanbul. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini *fuzzy classifier* mencapai tingkat keberhasilan 80% pada model skoliosis dan 50% pada skoliosis X-Rays (Birtane & Korkmaz, 2014).

Penelitian terkait lainnya yaitu aplikasi identifikasi motif batik yang bertujuan untuk memberikan pengetahuan mengenai motif batik dan memperkenalkan batik kepada orang banyak. Metode yang digunakan yaitu GLCM untuk proses ekstraksi ciri dan KNN untuk klasifikasi motif batik. Penelitian berbasis android ini juga dapat mengetahui berapa besar tingkat performansi (akurasi dan waktu komputasi) yang dihasilkan, yaitu akurasi tertinggi mencapai 81% pada sudut 45° dengan jarak pixel 2 pada parameter GLCM, pada penggunaan parameter $k = 1$ pada KNN didapat akurasi sebesar 82% dan akan menurun secara signifikan jika parameter k bertambah besar. Perbedaan resolusi kamera smartphone android dapat mempengaruhi tingkat akurasi, tingkat akurasi maksimum yaitu pada 80% dengan resolusi 13MP dan akan menurun jika resolusi semakin kecil. Sedangkan

waktu koputasi rata-rata dengan RAM 512MB dan 2GB adalah 163ms dan 29.25ms (Rullist, Irawan, & Osmond, 2015).

Pada penelitian deteksi tulang belakang yang menggunakan metode ekstraksi ciri *Principal Component Analysis* (PCA) dan metode klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM). Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode-metode tersebut agar dapat dihasilkan akurasi yang baik, data latih yang mampu memberikan akurasi tertinggi yaitu 59 buah data latih. Hasil pengujian pada penelitian ini menghasilkan 3 parameter yang paling baik, yaitu : Median filter 7x7, *BW threshold* 245, nilai $c=7000$, dan ukuran *resize* 500x650. Dimana dalam penggunaan dua metode ini dapat dikatakan cukup baik dengan tingkat akurasi paling tinggi 91.87% (Karina et al., 2017).

Penelitian klasifikasi jenis kualitas keju juga dilakukan dengan metode yang sama yaitu metode ekstrak ciri dengan GLCM dan metode klasifikasi dengan SVM. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui bahwa keju yang sudah dibuka layak makan atau tidak, sehingga masyarakat Indonesia tidak lagi mengalami kesulitan dalam mengetahui jenis kualitas keju yang sejatinya tidak bisa dilihat dengan kasat mata. Citra yang digunakan sebanyak 48 citra keju yang sudah diamati selama 15 hari dengan komposisi masing-masing kelas memiliki 16 citra keju sangat layak makan, 16 citra keju layak makan, dan 16 citra keju tidak layak makan. Penelitian ini mendapatkan hasil akurasi terbaik sebesar 97.9167% dengan waktu komputasi 0.0286s menggunakan ekstraksi ciri berdasarkan tekstur dan warna dengan parameter orde dua yaitu kontras dan homogenitas, arah 0° , $d= 2$ pixel, karnel polynomial, dan jenis multiclass OAO(Anggraini, 2017).

Dalam penelitian sistem deteksi sel kanker servik yang ditentukan berdasarkan analisis tekstur dari gambar hasil pemindaian mikroskop elektron (FE-SEM). Terdapat 2 langkah teknik pemrosesan yang dilakukan pada penelitian ini, yaitu langkah pertama disebut dengan *intensity transformation and morphological operation* (ITMO) yang digunakan untuk meningkatkan kualitas gambar. langkah kedua, yaitu Ekstraksi ciri dengan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yang digunakan untuk mengekstraksi fitur tektur dari 3 kelas yang akan di klasifikasi.

Hasil akurasi yang diperoleh yaitu akurasi = 95,7%, sensitifitas = 95,7%, dan spesifitas = 95,8% untuk masing-masing (Jusman et al., 2017).

Penentuan kurva kelengkungan tulang belakang dengan bantuan komputer dalam bentuk citra X-ray yang bertujuan untuk menentukan tingkat keparahan sudut kurva kelengkungan penyakit skoliosis dengan sudut cobb. Penentuan tingkat keparahan penyakit skoliosis pada penelitian ini dapat dilakukan secara cepat dan dengan tingkat kesalahan yang masih dalam batas toleransi. Penelitian ini menggunakan metode algoritma pengelompokan *Fuzzy C-Means* setelah melakukan segmentasi pra-pemrosesan deteksi titik tepi canny yang selanjutnya melakukan pembentukan kurva tulang belakang dengan metode *polynomial curve fitting* dengan hasil akurasi 2.450 (Kusuma, 2019).

Berdasarkan penelitian terkait yang pernah dilakukan oleh peneliti-peneliti sebelumnya maka, penulis akan melakukan penelitian deteksi kelainan tulang punggung dengan metode ekstrak ciri *Grey Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk mendapatkan ciri dari citra tulang punggung yang digunakan, yaitu sebanyak 40 citra dan untuk mengklasifikasi citra tersebut peneliti menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM).

Tabel 2. 1 Penelitian terkait

Penulis (Tahun)	Judul	Objek	Metode	Hasil Akurasi
Sibel Birtane and Hayriye Korkmaz (2014)	<i>Rule-based fuzzy classifier for spinal deformities</i>	Tulang Belakang	Fuzzy classifier dengan pendekatan King-Moe.	Model skoliosis = 80% skoliosis X-Rays = 50%
Rullist, Y., et al (2015)	Aplikasi Identifikasi Motif Batik Menggunakan Ekstraksi Fitur GLCM Berbasis Android	Motif Batik	Ekstraksi Fitur = GLCM Klasifikasi = KNN.	GLCM : $\theta=45^\circ, d=2$ akurasi = 81% KNN : $k = 1$ akurasi = 82%.

Tabel 2. 2 Penelitian terkait (Lanjutan)

Karina, Y., et al (2017)	Deteksi Kelainan Tulang Belakang Berdasarkan Citra Medis Digital Dengan metode SVM	Tulang Belakang	Ekstraksi = PCA Klasifikasi = SVM.	akurasi = 91.87%.
Anggraini,R., et al (2017)	Klasifikasi Kualitas Keju Dengan Menggunakan Metode GLCM dan SVM	Keju	Ekstraksi Fitur = GLCM Klasifikasi = SVM.	Akurasi=97.9167%
Jusman et al (2017)	<i>A system for detection of cervical precancerous in eld emission scanning electron microscope images using tecture festures</i>	Kanker Serviks	Preprocessing = ITMO (Intensity Transformation And Morphological Operation) Ekstraksi Fitur = GLCM	Akurasi = 95,7% Sensitifitas=95,7% Spesifitas = 95,8%
Kusuma (2019)	Penentuan Kurva Kelengkungan Tulang Belakang pada Citra X-ray Skoliosis Menggunakan Metode Fuzzy C-Means	Tulang Belakang	Segmentasi deteksi titik tepi dan klasifikasi Fuzzy C-Means	Hasil akurasi sebesar 2.45o.

2.2 Dasar Teori

2.2.1 Skoliosis

Skoliosis merupakan salah satu kelainan dari tulang belakang, dimana terjadinya pembengkokkan tulang belakang ke sisi kiri atau kanan yang biasanya berbentuk huruf C dan S (Azhari, Hidayat, & Rizal, 2015). Kelainan ini tidak hanya bersifat 2 dimensi, namun dapat terjadi dalam bentuk 3 dimensi. Jadi tulang belakang pada manusia tidak hanya dapat melengkung pada sumbu Y, namun juga dapat terjadi pada sumbu X dan Z. Kelainan ini sepintas tampak sederhana, namun apabila diamati lebih jauh sesungguhnya pada tulang belakang terdapat perubahan yang luar biasa. Gambar 2.1 merupakan bentuk dari tulang belakang yang melengkung membentuk huruf C, dan membentuk huruf S



Gambar 2. 1 Bentuk *scoliosis*, a) tipe C, dan b) tipe (Kusuma, 2019)

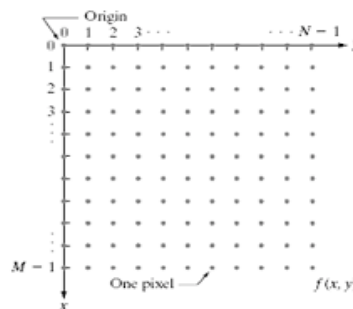
Tingkat keparahan pada tulang punggung biasanya di tentukan dengan menghitung kurva sudut kemiringan tulang punggung (*cobb angle*). Apabila sudut kemiringan pada tulang punggung semakin besar, maka akan berpotensi mengakibatkan gangguan pada organ-organ dalam lainnya, saraf tulang punggung terjepit dan bahkan dapat mengakibatkan kelumpuhan. Seseorang dapat dinyatakan memiliki skoliosis apabila *cobb angle* nya lebih dari 10°. Derajat kurva skoliosis dapat di klasifikasikan menjadi 3 bagian, yaitu:

1. Skoliosis Ringan : memiliki kelengkungan kurva 11° - 20° .
2. Skoliosis Sedang : memiliki kelengkungan kurva 21° - 40° .
3. Skoliosis Berat : memiliki kelengkungan kurva $\geq 41^{\circ}$.

Secara umum, skoliosis dibagi menjadi 2 kategori yaitu skoliosis fungsional dan skoliosis struktural. Skoliosis fungsional adalah skoliosis yang di sebabkan karena posisi postur tubuh yang salah, seperti posisi duduk atau berdiri yang tidak tegak lurus. Sedangkan skoliosis structural adalah skoliosis yang memang disebabkan kerena tulang belakang tidak berkembang secara seimbang, sehingga skoliosis ini perlu penanganan karena tulang belakang melengkung secara permanen.

2.2.2 Citra Digital

Citra digital dapat didefinisikan sebagai fungsi dua dimensi $f(x,y)$, dimana x dan y merupakan koordinat spasial, dan amplitudo f di titik koordinat (x,y) yang dikenal dengan intensitas atau tingkat keabuan dari suatu citra pada titik tertentu. Prasetyo,Eko, (2011). Titik awal pada sebuah citra di definisikan dengan $(x,y) = (0,0)$ dan nilai koordinat berikutnya adalah $(0,1)$ di sepanjang baris pertama. Range untuk x dimulai dari 0 sampai $M-1$ dan y mulai dari 0 sampai $N-1$. Gambar 2.2 adalah konversi sistem koordinat citra.



Gambar 2. 2 Konversi sistem koordinat citra

Citra digital adalah sebuah nilai yang sudah ditangkap oleh kamera dan sudah di konversi dalam bentuk diskrit yang terdiri dari baris (M) dan kolom (N). Dimana diantara perpotongan dari kolom dan baris tersebut terdapat sebuah *pixel* (*picture element*) yang berarti elemen terkecil menyatakan tingkat keabuan pada sebuah citra. Dalam sebuah citra terdiri dari beberapa piksel yang memiliki nilai

dengan rentang tertentu tergantung dengan jenis warnanya. Namun biasanya rentang yang sering digunakan adalah 0 – 255. Citra digital secara matematis dapat ditulis dalam bentuk matriks sebagai berikut :

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

Besar intensitas yang diterima sensor disetiap titik (x,y) dapat disimbolkan dengan f(x,y), dimana besarnya tergantung pada intensitas cahaya yang dipantulkan oleh objek. Hal tersebut berarti bahwa f(x,y) sebanding dengan energi yang dipancarkan oleh sumber cahaya, sehingga besar intensitas f(x,y) adalah sebagai berikut :

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

Fungsi f(x,y) dapat dipisahkan menjadi dua komponen, yaitu :

1. i(x,y) adalah jumlah cahaya yang berasal dari sumbernya (illumination).
2. r(x,y) adalah derajat kemampuan objek memantulkan cahaya (reflection).

Besarnya $f(x,y) = i(x,y) r(x,y)$, dimana : $0 < i(x,y) < \infty$ dan $0 < r(x,y) < 1$

Berdasarkan nilai piksel pada sebuah citra, maka citra digital dapat dikelompokkan menjadi 3 bagian, yaitu :

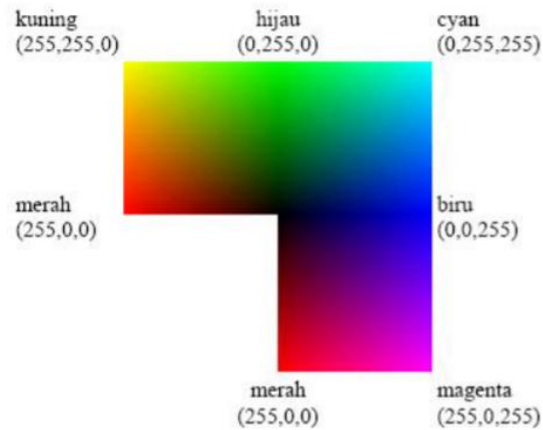
a. Citra warna atau citra RGB

Citra warna atau sering disebut dengan citra RGB adalah citra true color yang dapat mempresentasikan warna suatu objek menyerupai dengan warna aslinya. Jika dilihat dengan kaca pembesar, pada monitor komputer hanya terdiri dari triplet warna dasar, yaitu merah (*Red*), hijau (*Green*), dan biru (*Blue*) yang digabungkan dalam bentuk susunan warna yang luas (Al Fatta, 2007). Setiap warna dasar tersebut memiliki rentang nilai 0 - 255 yang dinyatakan dalam 8 bit, yaitu:

1. Bit 0 sampai 7 warna biru
2. Bit 8 sampai 15 warna hijau

3. Bit 16 sampai 24 warna merah

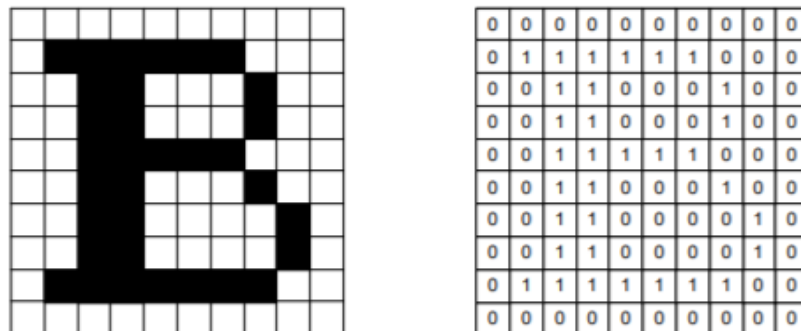
Pada tiap piksel dikombinasikan oleh intensitas dari masing-masing komponen warna dan dipetakan dalam bentuk sebuah koordinat seperti Gambar 2.3 dibawah ini



Gambar 2. 3 Representasi warna RGB (Sumber : Utami, 2011)

b. Citra biner

Citra biner disebut juga dengan citra monokrom yang hanya memiliki warna hitam dan putih saja. Diimana warna hitam memiliki angka biner 0 dan warna putih biner 1. Setiap pixel objek bernilai 1 dan setiap pixel latar belakang bernilai 0. Berikut adalah gambar representasi biner darerajat keabuan.



Gambar 2. 4 Huruf B dan representasi biner dari derajat keabuan (Sumber: Munir, 2004)

c. Citra *grayscale*

Citra *grayscale* adalah suatu citra yang memiliki nilai tunggal pada setiap piksel nya. Warna yang ditampilkan pada citra ini adalah warna abu-abu dengan variasi warna hitam sebagai intensitas terlemah dan putih sebagai intensitas terkuat. Namun citra ini berbeda dengan citra “hitam-putih” karena pada citra *grayscale* terdapat berbagai variasi warna abu-abu, sedangkan citra hitam putih hanya mengandung warna hitam dan putih saja. Citra *grayscale* dapat mempresentasikan citra digital dengan derajat keabuan dengan hasil pemangkatan nilai bit yang ada terhadap angka $2(2^n)$ (zulqarnain.2019). Berikut adalah representasi warna citra grayscale.



Gambar 2. 5 Representasi citra grayscale (Sumber: Rizal, 2014)

2.2.3 Pengolahan Citra (*Image Processing*)

Pengolahan citra adalah suatu sistem dengan inputan berupa citra (gambar) dan juga menghasilkan output dalam bentuk citra (gambar). Pengolahan citra ini bertujuan untuk memanipulasi citra dengan bantuan komputer agar mendapatkan kualitas citra yang lebih baik menyerupai citra asli (Kadir & Susanto, 2013).

Pengolahan citra memiliki berbagai macam jenis operasi. Berikut adalah beberapa operasi yang dapat dilakukan diantaranya adalah sebagai berikut (Handayani, 2015):

- a. Operasi perbaikan citra (*image restoration*)
- b. Operasi peningkatan kualitas citra (*image enhancement*)
- c. Operasi registrasi citra (*image registration*)
- d. Operasi penempatan data citra (*image data compaction*)
- e. Operasi pemilihan citra (*image segmentation*)

Dalam pengolahan citra ada beberapa langkah-langkah penting yang dapat dilakukan, yaitu:

1. Akuisisi citra

Akuisisi citra atau sering disebut juga dengan proses pra-pengolahan merupakan proses tahapan awal pada pengolahan citra digital. Akuisisi ini bertujuan untuk menentukan data dan metode perekaman citra digital yang akan digunakan. Tahapan ini dilakukan dari objek yang akan diambil, menyiapkan peralatan sampai pada pencitraan. Dimana pencitraan adalah kegiatan untuk mengubah informasi analog menjadi digital atau dengan kata lain dapat mengubah citra tampak seperti gambar (non-digital) menjadi citra diskrit (digital). Peralatan yang digunakan pada tahap ini adalah kamera digital, scanner, kamera sinar-x, sinar infra merah dan lain sebagainya.

2. *Preprocessing*

Preprocessing merupakan tahapan yang dilakukan sebelum masuk pada tahap penginputan citra, tahapan yang dilakukan adalah sebagai berikut:

- a. Meningkatkan kualitas citra (kontras, kecerahan, dll)
- b. Menghilangkan gangguan geometri/radiometri (*noise*)
- c. Perbaikan citra (*image restoration*)
- d. Transformasi (*image transformation*)
- e. Menentukan bagian citra yang akan diobservasi

3. Segmentasi

Segmentasi merupakan proses yang bertujuan untuk membagi objek citra menjadi beberapa bagian hingga terpisah dalam bentuk beberapa objek dari objek gambar aslinya.

4. Representasi dan deskripsi citra

Representasi merupakan suatu proses pada tahap pengolahan citra yang mempresentasikan suatu wilayah sebagai salah satu daftar titik koordinat dalam kurva yang tertutup, dengan deskripsi luasan dan parameternya. Umumnya suatu citra dipresentasikan kedalam bentuk file dengan mekanisme mengisi suatu elemen matriks dengan angka yang mewakili warna yang dapat dilihat oleh mata. Kumpulan warna tersebut disimpan oleh komputer dengan berbagai format citra

yang ada, sehingga memerlukan program khusus untuk membukanya seperti Ms. Paint, Photoshop dan lain sebagainya (Chahyati & Kom, 2004). Selanjutnya adalah proses deskripsi citra yang dapat dilakukan dengan cara seleksi ciri dan ekstraksi ciri. Seleksi ciri bertujuan untuk memilih informasi kuantitatif dan membedakan kelas-kelas objek yang ada pada suatu citra, sedangkan ekstraksi ciri dilakukan untuk mengukur besaran kuantitatif ciri setiap pikselnya.

2.2.4 Segmentasi

Segmentasi adalah langkah utama dalam pengolahan citra yang berfungsi untuk membagi citra kedalam beberapa region atau objek. Level yang digunakan untuk pembagian tergantung pada masalah yang diselesaikan (Prasetyo, 2011). Berdasarkan cara kerjanya, terdapat 2 jenis teknik segmentasi, yaitu segmentasi berdasarkan intensitas warna dan segmentasi berdasarkan karakteristik (Wijaya & Prayudi, 2010). Segmentasi berdasarkan warna (derajat keabuan) termasuk teknik *mean clustering* yang melakukan pembagian citra dengan membagi histogram citra. Sedangkan segmentasi berdasarkan karakteristik dilakukan dengan mengelompokkan bagian-bagian citra yang memiliki karakteristik yang sama berupa perubahan warna antara titik yang berdekatan, nilai rata-rata dari bagian citra tersebut. Salah satu teknik segmentasi berdasarkan karakteristik adalah *split and merge*. Adapun metode segmentasi yang sering digunakan, yaitu :

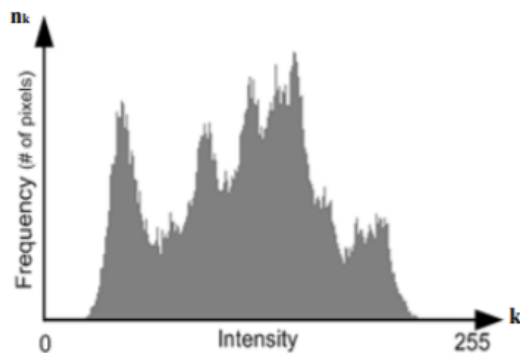
a. Deteksi Tepi (*Edge Detection*)

Deteksi tepi merupakan sebuah metode segmentasi yang dijalankan untuk mendeteksi garis tepi pada sebuah citra digital dengan tujuan untuk memperbaiki citra yang kabur karena error atau karena adanya proses akuisisi gambar. Deteksi tepi ini dapat dilakukan dengan mencari lokasi intensitas *pixel discontinue* dengan intensitas *pixel* yang berdekatan, jadi titik tepi suatu citra dapat diketahui dengan melihat perbedaan nilai tertinggi dengan titik tetangganya (Yunus, 2012). Deteksi tepi suatu citra dapat dilakukan dengan operator gradien pertama, yaitu operator gradien selisih terpusat, operator Sobel, operator Prewitt, operator Roberts, operator Canny (Munir, 2004).

b. Thresholding

Thresholding merupakan salah satu metode segmentasi yang bertujuan untuk membedakan suatu objek dengan latar belakang (*background*) dengan menerapkan nilai ambang tertentu. Hasil dari metode *thresholding* ini berupa citra biner yang memiliki dua derajat keabuan, yaitu hitam dan putih (Gonzalez & Woods, 2008). Dimana biasanya warna objek di set dengan warna hitam sedangkan untuk latar belakang di set dengan warna putih (atau sebaliknya).

Proses *thresholding* ini tidak lepas dari pembuatan histogram yang berfungsi untuk mengetahui informasi penting yang terdapat sebuah citra. Histogram citra merupakan sebuah grafik yang menggambarkan penyebaran kuantitatif nilai derajat keabuan pixel pada bagian tertentu dari suatu citra (Harsadi, 2014). Berikut adalah contoh gambar histogram citra, dimana k menyatakan derajat keabuan dan n_k menyatakan jumlah pixel yang memiliki nilai derajat keabuan k .



Gambar 2. 6 Histogram citra (Harsadi, 2014)

Persamaan 2.1 digunakan untuk menentukan nilai *thresholding*.

$$T = \frac{f_{maks} + f_{min}}{2} \quad (2. 1)$$

2.2.5 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur merupakan suatu teknik pengambilan ciri atau *feature* dari suatu citra yang menghasilkan nilai untuk dilakukan analisis pada tahap selanjutnya

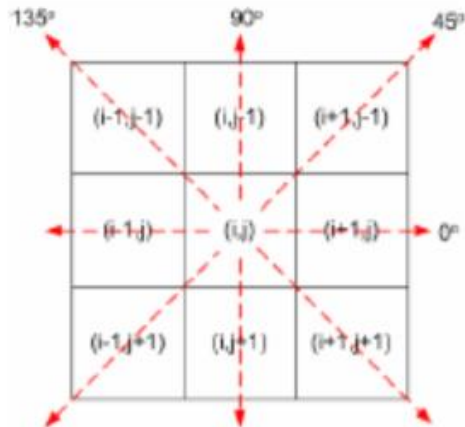
seperti klasifikasi. Ekstraksi fitur dilakukan dengan cara menghitung jumlah titik atau *pixel* dari citra yang akan diteliti dengan berbagai arah *tracking*, yaitu vertikal, horizontal, diagonal kanan, dan diagonal kiri (Nasir, 2016).

Fitur merupakan karakteristik atau ciri unik dari suatu objek citra yang dapat dibedakan menjadi dua, yaitu fitur alami dan fitur buatan. Fitur alami merupakan bagian dari gambar, misalnya kecerahan dan tepi objek, sedangkan fitur buatan merupakan fitur yang diperoleh dengan operasi tertentu pada gambar, misalnya histogram tingkat keabuan. Sehingga ekstraksi fitur digunakan sebagai pembeda untuk mendapatkan ciri – ciri dari suatu citra dengan citra lainnya (Gatc, 2015)

a. *Gray Level Co-occurrence (GLCM)*

GLCM adalah salah satu metode ekstraksi fitur dari suatu citra, dimana fitur merupakan ciri atau karakteristik suatu objek yang diamati. Ekstraksi ciri merupakan suatu proses untuk mendapatkan ciri dari sebuah citra yang hasilnya akan dijadikan inputan untuk proses klasifikasi suatu citra. Berdasarkan orde statistiknya ekstraksi ciri dapat dikelompokkan menjadi 3, yaitu: statistik orde kesatu, statistik orde kedua, dan statistik orde ketiga (Adi Putraa, Adi, & Isnanto, 2013). GLCM merupakan proses ekstraksi ciri statistik orde kedua yang memerlukan matriks kookurensi, yaitu matriks antara yang mempresentasikan hubungan ketetanggaan antar piksel dalam citra pada berbagai arah orientasi (θ) dan jarak spasial (d).

Matriks kookurensi adalah matriks berukuran $L \times L$, dimana L merupakan banyaknya tingkat keabuan pada citra *grayscale* dengan elemen $P(x1,x2)$ yang merupakan distribusi probabilitas bersama dari pasangan piksel dengan tingkat keabuan $x1$ yang berlokasi pada koordinat (j,k) dengan $x2$ berlokasi pada koordinat (m,n) (Putra, 2010). GLCM adalah suatu matriks yang elemennya merupakan pasangan piksel yang memiliki tingkat kecerahan tertentu yang terpisah dengan jarak (d) dan dengan sudut (θ). Parameter yang digunakan pada metode ini yaitu kontras, korelasi, energy, homogenitas, dan lain sebagainya. Untuk menentukan hubungan antar piksel yang mempunyai pola ketetanggaan dalam suatu citra digital maka terdapat empat sudut, yaitu: 0° , 45° , 90° , 135° . Sedangkan untuk jarak antar piksel ditetapkan sebesar 1 piksel, 2 piksel, 3 piksel dan seterusnya.



Gambar 2. 7 Hubungan Ketetangaan antar piksel dan jarak spasial (Adi Putraa et al., 2013)

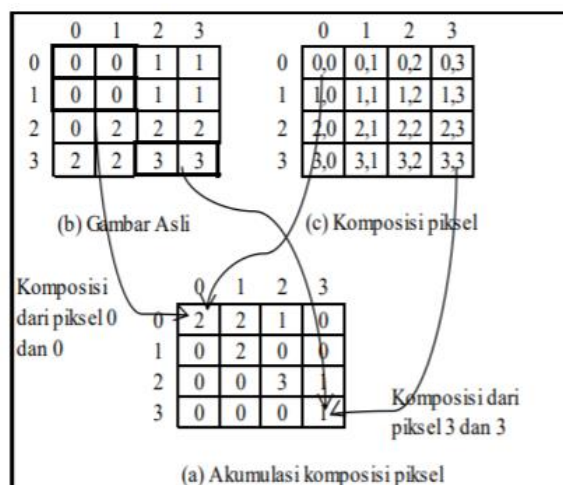
Berikut adalah beberapa langkah yang dapat dilakukan untuk menentukan nilai ciri suatu piksel pada metode GLCM :

1. Kuantisasi

Penentuan nilai kuantisasi bergantung pada kebutuhan sistem, misalkan ditetapkan nilai kuantisasi = 8 yang berarti menggunakan rentang (0 – 7).

Contoh terdapat matriks 4x4 : $A = \begin{bmatrix} 30 & 62 & 33 & 20 \\ 15 & 2 & 21 & 25 \\ 10 & 23 & 110 & 35 \\ 21 & 28 & 31 & 40 \end{bmatrix}$

maka didapat matriks (b) seperti Gambar 2.8 dari hasil kuantisasi matriks A



Gambar 2. 8 Langkah pertama mengubah GLCM (Adi Putraa et al., 2013)

2. Co-occurrence

Co-occurrence merupakan proses penjumlahan kejadian satu level intensitas piksel bertetangga dengan level intensitas piksel lain yang ditentukan jarak (d) dan sudut (θ) tertentu. Misalkan pada contoh ini ditetapkan jarak = 1 dan sudut = 0° . Maka diperoleh matriks (a) dari akumulasi komposisi piksel seperti Gambar 2.8 sebagai matriks kookurensi.

3. Symmetric

Symmetric merupakan kemunculan posisi piksel yang sama pada sel-sel di sisi lain dari berbagai arah diagonal dengan cara menghitung matriks simetris dengan menjumlahkan matriks kookurensi dengan matriks transposenya

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

4. Normalisasi

Normalisasi matriks simetris bertujuan untuk menghapus ketergantungan pada ukuran citra dengan mengatur semua elemen dalam matriks sehingga menghasilkan nilai yang sama pada semua elemen. Tahap ini akan membagi seluruh angka pada matriks simetris dengan jumlah seluruh angka pada matriks tersebut.

$$\begin{bmatrix} \frac{4}{24} & \frac{2}{24} & \frac{1}{24} & \frac{0}{24} \\ \frac{2}{24} & \frac{4}{24} & \frac{0}{24} & \frac{0}{24} \\ \frac{1}{24} & \frac{0}{24} & \frac{6}{24} & \frac{1}{24} \\ \frac{0}{24} & \frac{0}{24} & \frac{1}{24} & \frac{2}{24} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,1667 & 0,0833 & 0,0416 & 0 \\ 0,0833 & 0,1667 & 0 & 0 \\ 0,0416 & 0 & 0,25 & 0,0416 \\ 0 & 0 & 0,0416 & 0,0833 \end{bmatrix}$$

5. Fitur Ekstraksi

Tahap selanjutnya adalah Analisa tekstur dengan menghitung ciri statistik dari matriks kookurensi dengan 4 fitur, yaitu korelasi, kontras, energy, dan homogenitas.

a) Korelasi

Korelasi menunjukkan ukuran ketergantungan linear derajat keabuan dari piksel-piksel yang saling bertetangga dari sebuah citra yang diamati, sehingga dapat memberikan petunjuk adanya sebuah struktur linear dalam citra tersebut (Susanto, 2015). Korelasi dapat dihitung dengan rumus seperti pada Persamaan (2.2).

$$Korelasi = \frac{\sum_{i=1} \sum_{j=1} (i-\mu_i)(j-\mu_j)(GLCM(i,j))}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2.2)$$

b) Kontras

Kontras dapat menunjukkan penyebaran elemen-elemen pada matriks citra yang dapat dihitung dengan rumus seperti pada Persamaan (2.3) (Purnomo, 2014).

$$Kontras = \sum_{i=1} \sum_{j=1} |i - j|^2 * GLCM(i, j) \quad (2.3)$$

c) Energi

Energi adalah sebuah pengukuran distribusi intensitas piksel terhadap jangkauan aras keabuan dalam sebuah citra. Energi dapat dihitung dengan menggunakan rumus pada Persamaan (2.4)

$$Energy = \sum_{i=1} \sum_{j=1} GLCM(i, j)^2 \quad (2.4)$$

d) Homogenitas

Homogenitas adalah kesamaan variasi dari matriks kookurensi dalam sebuah citra. Energy dapat dihitung dengan rumus seperti pada Persamaan (2.5).

$$Homogenitas = \sum_{i=1} \sum_{j=1} \frac{GLCM(i,j)}{1+|i-j|} \quad (2.5)$$

2.2.6 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan metode penemuan fungsi yang membedakan kelas data atau konsep yang bertujuan untuk mendapatkan data baru agar bias digunakan untuk memprediksi kelas dari suatu objek yang label kelasnya tidak diketahui (Leidiyana, 2013). Berikut adalah beberapa algoritma klasifikasi yang sering digunakan, yaitu :

a. *K-nearest neighbour* (KNN)

KKN (*K-nearest neighbour*) merupakan salah satu metode klasifikasi citra dengan menggunakan konsep ketetanggaan. KNN termasuk algoritma *supervised learning* dimana hasil dari *queri instance* yang baru akan diklasifikasikan berdasarkan mayoritas dari ketegori pada KNN (Susanto, 2015). Kalas klasifikasi dapat dilihat dari banyaknya kelas yang muncul.

Algoritman KNN mengklasifikasi data baru dengan cara mencari kelompok k objek dalam data training yang paling dekat atau mirip dengan data baru (data testing). Dalam menentukan dekat atau jauhnya tetangga pada metode KNN ini dapat diketahui dengan menghitung *Euclidean Distance* yang direpresentasikan sebagai Persamaan (2.6) (Azhari et al., 2015) :

$$D(a, b) = \sqrt{\sum_{k=1}^d (ak - bk)^2} \quad (2.6)$$

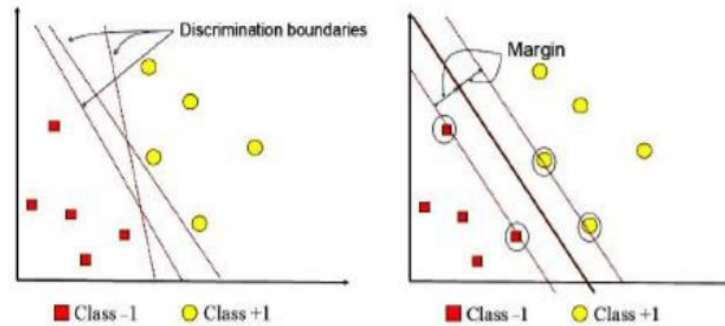
Dimana matriks $D(a,b)$ adalah jarak scalar dari kedua vector a dan b dari matriks dengan ukuran d dimensi.

b. *Support Vector Machine* (SVM)

SVM merupakan salah satu jenis metode klasifikasi yang berusaha mencari *hyperplane* terbaik dengan tujuan sebagai pemisah dua buah kelas data pada *input space* (Karina et al., 2017). Dimana kelas yang digunakan pada *input space* ini yaitu: kelas -1 (kotak warna merah) dan kelas +1 (lingkaran warna kuning). SVM menggunakan Teknik pembelajaran mesin (*machine learning*) dengan menggunakan pasangan data input dan data output berupa sasaran yang diinginkan atau disebut juga dengan pembelajaran terarah (*supervised learning*). Metode SVM hanya menyimpan sebagian data latih terpilih untuk digunakan pada saat prediksi, sedangkan pada metode klasifikasi lainnya seperti ANN dan KNN menyimpan semua data latih pada saat prediksi.

Secara sederhana SVM dapat dijelaskan sebagai usaha untuk mencari *hyperplane* terbaik untuk memisahkan antara dua kelompok kelas data pada *input space*. Untuk mencari *hyperplane* terbaik antara kedua kelas dapat dilakukan dengan mengukur margin *hyperplane* dan mencari titik maksimalnya(Fernando,

2017). Margin merupakan jarak antara *hyperplane* dengan data terdekat (*pattern*) atau disebut juga dengan *support vector*. Gambar 2.9 merupakan grafik batas yang mungkin untuk set data



Gambar 2. 9 Batas keputusan yang mungkin untuk set data (Fernando, 2017)

Prinsip dasar dari SVM adalah *linear classifier* yang hanya bekerja pada masalah linear kemudian selanjutnya dikembangkan menjadi *non-linear* yang dapat bekerja pada masalah *non linear* dengan memasukkan kernal trick pada ruang kerja berdimensi tinggi (Karina et al., 2017). *Linearly separable* data merupakan data yang dapat dipisahkan secara linear.

Data yang digunakan dinotasikan sebagai $\vec{X}_i \in \mathcal{R}^d$ sedangkan label masing-masing dinotasikan $y_i \in \{-1, +1\}$ untuk $i=1,2,\dots,l$, dimana l adalah banyaknya data. Diasumsikan kedua kelas data -1 dan +1 dapat terpisah secara sempurna oleh hyperplane berdimensi d , yang didefinisikan sebagai berikut :

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b = 0$$

Data terdekat (*pattern*) \vec{X}_i yang termasuk kelas -1 atau sampel negatif dapat dirumuskan sebagai pattern yang tidak memenuhi pertidaksamaan

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b \leq -1$$

Sedangkan *pattern* yang termasuk kelas +1 atau sampel positif dapat dirumuskan sebagai pattern yang tidak memenuhi pertidaksamaan

$$\vec{w} \cdot \vec{x} + b \geq +1$$

Dimana : \vec{x} = data ke-i

\vec{w} = nilai bobot support vector yang tegak lurus dengan hyperplane

b = nilai bias

Untuk mengetahui margin terbesar dapat dilakukan dengan memaksimalkan nilai jarak antara hyperplane dan titik terdekatnya, yaitu $1/\|\vec{w}\|$. Hal ini dapat dirumuskan sebagai *Quadratic Programming (QP) Problem*, yaitu mencari titik minimal pada persamaan (2.8) dengan memperhatikan *constraint*

$$\min_{\vec{w}} \tau(w) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 \quad (2.7)$$

$$y_i (\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1 \geq 0, \forall_i \quad (2.8)$$

permasalahan ini dapat dipecahkan dengan berbagai teknik komputasi, diantaranya *Lagrange Multiplier*.

$$L(\vec{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i (y_i (\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1) \quad (i = 1, 2, 3, \dots, l) \quad (2.9)$$

α_i adalah *Lagrange multipliers*, yang nilainya nol atau positif ($\alpha_i \geq 0$). Nilai optimal dari persamaan diatas dapat dihitung dengan meminimalkan L terhadap \vec{w} dan b, dan memaksimalkan nilai L terhadap α_i , dengan memperhatikan sifat bahwa pada titik optimal gradient $L=0$, persamaan diatas dapat dimodifikasi untuk memaksimalkan problem atau masalah yang hanya mengandung nilai α_i , seperti pada Persamaan (2.10) dan (2.11).

Maksimasi :

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \vec{x}_i \cdot \vec{x}_j \quad (2.10)$$

Dengan constraint :

$$\alpha_i \geq 0 (i = 1, 2, 3, \dots, l) \quad \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad (2.11)$$

Berdasarkan hasil dari perhitungan ini diperoleh α_i yang kebanyakan bernilai positif. Data yang berkorelasi dengan data α_i yang positif inilah yang disebut dengan *support vector* (Vapnik, 1995)

Penjelasan diatas berdasarkan asumsi bahwa kedua kelas dapat terpisah secara sempurna oleh *hyperplane (linear separable)*. Namun pada umumnya kedua kelas tidak dapat dipisahkan secara sempurna (*non linear separable*). Hal ini menyebabkan constraint yang diperoleh dari persamaan diatas tidak dapat terpenuhi, sehingga optimisasi tidak dapat dilakukan. Oleh karena itu, untuk mengatasi masalah ini, SVM dirumuskan ulang dengan memperkenalkan teknik *softmargin*.

Persamaan softmargin diperoleh dengan memasukkan *slack variabel* ξ_i ($\xi_i + 0$) pada Persamaan (2.8) diubah menjadi Persamaan (2.12).

$$y_i (x_i \cdot w + b) \geq 1 - \xi_i, \forall i \quad (2.12)$$

dengan demikian Persamaan (2.7) diubah menjadi Persamaan (2.13).

$$\min_{\bar{w}} \tau(w, \xi) = \frac{1}{2} \|\bar{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (2.13)$$

2.2.7 Matlab (Matrix Laboratory)

Matlab merupakan sebuah *software* yang dapat menyelesaikan beberapa masalah teknis yang diekspresikan dengan notasi matematika yang familiar. Matlab mengintegrasikan komputasi, visualisasi, dan pemrograman dalam satu model yang sangat mudah untuk dipakai. Penggunaan matlab dapat dimanfaatkan dalam berbagai bidang sebagai berikut :

- a. Bidang matematika dan komputasi
- b. Akuisisi data
- c. Pemodelan, simulasi, dan pembuatan portotipe
- d. Pembentukan algoritma
- e. Grafik keilmuan dan bidang rekayasa
- f. Analisa data, eksplorasi, dan visualisasi

Matlab memiliki banyak fitur yang sudah dikembangkan ke suatu lingkungan kerja matlab untuk memecahkan suatu masalah yang sering dikenal dengan *toolbox*, dimana *toolbox* tersebut adalah kumpulan dari fungsi-fungsi matlab yang di namai dengan *M-files*. Ada beberapa area yang dapat dipecahkan dengan *toolbox*, yaitu pengolahan sinyal, sistem kontrol, *neural networks*, *fuzzy logic*, *wavelets*, dan lain sebagainya.

2.2.8 GUI

GUI atau GUIDE merupakan singkatan dari *Graphical User Interface* yang mengandung beberapa fungsi, perintah yang dapat mempermudah pengguna dalam menjalankan sebuah program dalam MATLAB. GUI dibangun dengan objek grafik seperti tombol, kotak teks, slider, menu dan lain-lain. Berikut adalah kelebihan dari guide matlab dibandingkan dengan pemrograman lainnya, yaitu:

1. Dapat digunakan untuk aplikasi-aplikasi berorientasi sains, sehingga banyak digunakan untuk menyelesaikan riset atau tugas akhir.
2. Mempunyai fungsi built-in yang siap digunakan, sehingga pengguna tidak perlu membuat sendiri.
3. Ukuran file (FIG-file atau M-file) yang dihasilkan relatif kecil,
4. Memiliki kemampuan grafis yang handal dan tidak kalah dengan pemrograman lainnya