

BAB II

LANDASAN TEORI

Pada bab II ini berisi tentang landasan / kajian teori yang digunakan dalam penelitian ini. Adapun landasan yang digunakan antara lain ialah mengenai kanker payudara (*breast cancer*), pengolahan citra digital, konsep ekstraksi ciri citra, dan algoritma LVQ 1 serta teori-teori yang berhubungan dengan jaringan saraf tiruan (*Neural Network*) dan akurasi.

2.1 Kanker Payudara

Kanker adalah sekelompok penyakit yang menyebabkan sel-sel di dalam tubuh berubah dan tumbuh di luar kendali. Sebagian besar sel kanker membentuk benjolan atau biasa disebut tumor dan menjadi ganas. Kanker payudara adalah pertumbuhan sel-sel pada jaringan payudara secara abnormal, terus menerus, tidak terkontrol dan tidak terbatas. Kanker payudara merupakan salah satu kanker yang banyak menyerang kaum wanita, meski ada beberapa kasus yang menyerang kaum pria, namun kemungkinannya sangat kecil. Berdasarkan hasil riset Kemenkes RI pada tahun 2013, menyatakan jumlah penderita yang terjangkit diperkirakan sebanyak 61.682 kasus yang ditemukan (Kemenkes RI, 2015). Kanker payudara dapat mulai tumbuh di bagian kelenjar susu, saluran kelenjar dan jaringan penunjang payudara (American Cancer Society, 2015).

2.1.1 Faktor Risiko

Faktor-faktor yang menyebabkan kanker payudara (*American Cancer Society*, 2013) adalah :

a. Usia

Risiko utama kanker payudara adalah bertambahnya usia. Usia lebih dari 40 tahun mempunyai risiko yang lebih besar untuk terkena kanker payudara. Berdasarkan hasil penelitian *American Society Cancer* 96% dari penderita kanker payudara didiagnosa terkena kanker payudara di atas 40 tahun (*American Society Cancer*, 2013).

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

b. Jenis kelamin

Kanker payudara lebih banyak ditemukan pada wanita. Pada pria juga dapat terkena kanker payudara, namun kemungkinannya hanya sekitar 1% daripada wanita. Hal ini disebabkan karena pria mempunyai hormon estrogen dan progesteron lebih sedikit daripada wanita.

c. Riwayat reproduksi

Riwayat reproduksi dihubungkan dengan usia melahirkan anak pertama dan riwayat menyusui anak. Wanita yang tidak memiliki anak atau wanita yang melahirkan anak pertama di usia lebih dari 30 tahun berisiko 2-4 kali lebih tinggi daripada wanita yang melahirkan pertama di bawah usia 30 tahun. Wanita yang tidak menyusui mempunyai risiko kanker payudara 2 kali lebih besar. Kehamilan dan menyusui mengurangi risiko wanita untuk terpapar dengan hormon estrogen. Pada wanita menyusui, kelenjar payudara dapat berfungsi secara normal dalam proses laktasi dan menstimulasi sekresi hormon progesteron yang bersifat melindungi wanita dari kanker payudara. Dengan menyusui setiap wanita akan lebih terlindungi dengan kanker payudara, dimana ahli kesehatan menyarankan bahwasanya wanita hendaknya menyusui bayinya selama masa sapihannya yakni lebih kurang dua tahun.

d. Riwayat Keluarga

Wanita yang mempunyai riwayat keluarga menderita kanker memiliki risiko lebih tinggi terkena kanker payudara. Kemungkinan terkena kanker payudara lebih besar 2 hingga 4 kali pada wanita yang ibu dan saudara perempuannya mengidap penyakit kanker payudara. Hal ini sering berlaku terhadap setiap penyakit yang ada.

e. Obesitas dan Konsumsi makanan lemak tinggi

Wanita yang mengalami kelebihan berat badan (obesitas) dan individu dengan konsumsi tinggi lemak berisiko 2 kali lebih tinggi daripada yang tidak obesitas dan tidak sering mengkonsumsi makanan tinggi lemak. Risiko ini terjadi karena jumlah lemak yang berlebihan dapat meningkatkan kadar estrogen dalam darah sehingga akan memicu pertumbuhan sel-sel kanker.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2.1.2 Gejala – gejala Kanker Payudara

Terdapat beberapa perubahan abnormal yang merupakan gejala kanker payudara (Mulyani & Nuryani, 2013), antara lain :

- a. Pembengkakan pada seluruh atau sebagian payudara,
- b. Iritasi pada kulit payudara,
- c. Rasa sakit pada puting,
- d. Puting payudara masuk ke dalam,
- e. Kemerahan atau penebalan pada kulit puting atau payudara,
- f. Keluarnya cairan dari puting selain air susu,
- g. Terdapat benjolan di ketiak.

2.1.3 Deteksi Dini Kanker Payudara

Salah satu tes deteksi dini kanker payudara adalah *mammografi*. *Mammografi* adalah proses pemeriksaan payudara manusia menggunakan sinar-X dosis rendah (Mulyani & Nuryani, 2013). Pemeriksaan menggunakan *mammografi* menghasilkan citra yang disebut citra *mammografi*. Metode *mammografi* relatif aman karena menggunakan sinar-X dosis rendah sekitar 0,7 miliSievert (mSv). Selain itu, dengan *mammografi* memungkinkan dokter untuk melihat lebih jelas benjolan pada payudara yang tidak teraba dan melihat perubahan pada jaringan payudara. American Cancer Society, American College of Radiology, American Medical Association, National Cancer Institute, American College of Gynecology, dan U.S. Preventive Services Task Force mengungkapkan bahwa wanita usia 40 tahun atau lebih dianjurkan melakukan mammografi satu kali per tahun untuk mendiagnosa kanker payudara sedini mungkin. Melalui tes *mammografi*, angka kematian akibat kanker payudara dapat turun sampai 30%. Jika pemeriksaan payudara menggunakan *mammografi* menimbulkan kecurigaan bahwa massa bersifat ganas, maka harus dilakukan biopsi (Mulyani & Nuryani, 2013). Kelainan pada *mammografi* yang mengisyaratkan kanker payudara adalah mikrokalsifikasi berupa deposit-deposit kecil kalsium pada jaringan payudara yang terlihat sebagai titik-titik putih yang berkumpul dalam suatu kelompok. Biopsi adalah suatu tes untuk mengambil sedikit jaringan dari benjolan dan daerah sekitar benjolan. Sampel

jaringan tersebut dianalisa di laboratorium untuk dicari perubahan-perubahan yang menunjukkan kanker. Tes biopsi dapat memberikan diagnosa secara pasti.

2.1.4 Klasifikasi Kanker Payudara

Klasifikasi kanker payudara terbagi menjadi normal dan tumor. Menurut (National Breast Cancer Foundation, 2015), ada dua jenis tumor kanker payudara, yaitu tumor jinak (benign tumor) dan tumor ganas atau kanker (malignant tumor/breast cancer). Berikut adalah penjelasan dari klasifikasi kanker payudara.

a. Normal

Payudara normal merupakan keadaan payudara dimana sel-sel pada jaringan penyusun payudara tumbuh secara normal. Pada payudara normal tidak ditemukan adanya benjolan baik di bagian kelenjar susu, saluran kelenjar maupun di jaringan penunjang payudara.

b. Tumor Jinak (Benign Tumor)

Tumor jinak (benign tumor) umumnya tidak agresif terhadap jaringan di sekitarnya. Tumor jenis ini masih dapat terus tumbuh menjadi ganas, menekan organ dan menyebabkan rasa sakit atau masalah lain jika tidak segera ditangani. Jadi pada keadaan ini, tumor harus segera diangkat agar tidak tumbuh menjadi kanker.

c. Tumor Ganas atau Kanker (Malignant Tumor or Breast Cancer)

Tumor ganas (malignant tumor) adalah kanker dan agresif karena mereka menyerang dan merusak jaringan di sekitarnya. Sel-sel kanker pada tumor ganas dapat menyerang bagian tubuh lain atau jaringan di sekitar payudara. Ketika tumor diduga menjadi ganas, dokter akan melakukan biopsi untuk menentukan keparahan atau agresivitas tumor.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

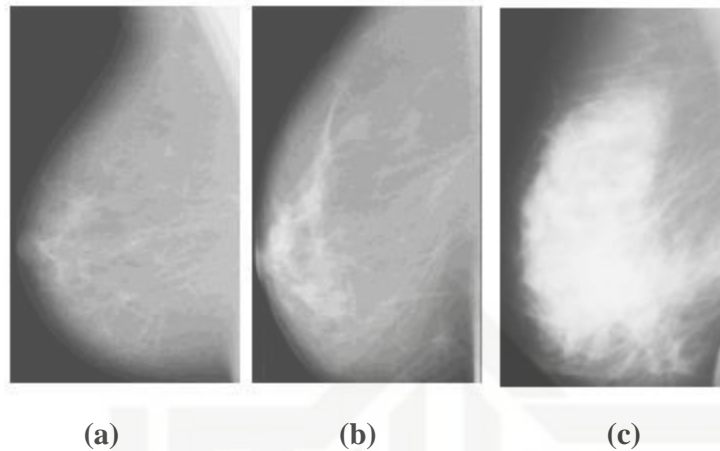
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Gambar 2.1 Klasifikasi Citra Mammogram Kanker

(a) Citra mammogram untuk payudara normal, (b) Citra mammogram untuk tumor payudara dan (c) Citra mammogram untuk kanker payudara.

2.1.5 Jenis Mammogram

Mammogram ialah suatu citra hasil dari *screening* alat MRI (*Magnetic resonance imaging*) dengan menggunakan sinar-x dengan dosis rendah. (American Society, 2015). *Mammogram* terdiri atas 3 jenis karakter *tissue*. *Tissue* merupakan massa jenis yang terkandung pada citra *mammogram*, dimana massa ini tergantung pada kondisi dari pasien (American Society, 2015), adapun pembagian jenis *tissue* terbagi menjadi 3 jenis, sebagaimana yang dilansir dalam situs cancer.org yakni situs lembaga riset American Cancer Society yang telah dirangkum dalam publikasinya (American Society, 2015) :

1. *Fatty* merupakan bagian jaringan payudara yang berupa jaringan lemak, pada penggambarannya jenis ini memiliki sedikit *noise* terhadap citra *mammogram*, jaringan payudara terlihat bersih dari *noise* disekitarnya. Menurut lembaga riset National Cancer Institute yang dilansir pada websitenya jaringan *fatty* merupakan jenis jaringan payudara yang terdiri dari jaringan lemak, jenis ini memudahkan untuk menemukan tumor (kanker) atau keadaan abnormal pada payudara. Dalam pendeteksian kanker payudara dengan standarisasi BIRADS (*Breast Imaging Reporting and Data System*) jenis karakter dengan *tissue fatty* ini adalah salah satu cara mudah mengamati citra *mammogram* dengan secara *visual*. Jenis *tissue* ini

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

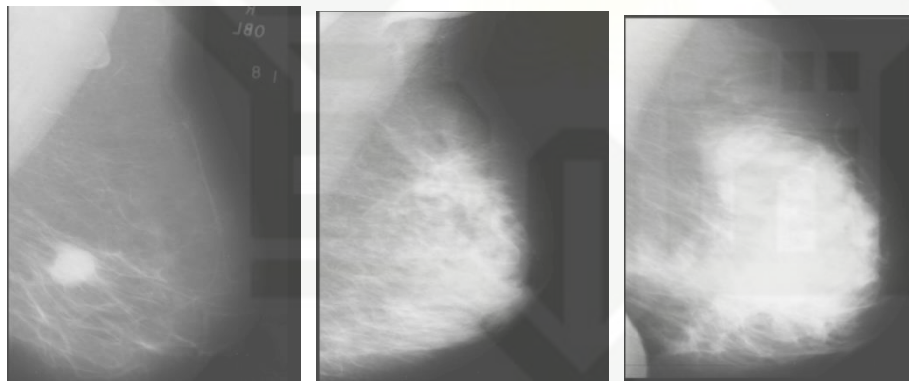
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

tidak memiliki jenis masa atau bagian *micro-calcifications* atau butiran-butiran kecil (*noise*).

2. *Fatty Glandular* merupakan jaringan payudara yang berupa jaringan lemak dan kelenjar. Pada jenis *tissue* ini terdapat bagian kelenjar payudara yang memiliki butiran mikrokalsifikasi dan kelenjar yang padat. Sehingga sulit dilihat atau dibedakan secara visual. Menurut lembaga riset American cancer society butuh konsep khusus dalam membaca citra *mammogram* dengan jenis *tissue fatty glandular* ini
3. *Dense Glandular* ialah jaringan payudara yang berupa jaringan lemak dan kelenjar serta gabungan dari berbagai macam jaringan yang ada pada payudara. Jenis *tissue* ini sangatlah padat. Hal tersebut mengakibatkan kecilnya fokus terhadap daerah kanker yang akan diteliti. Berbagai macam jaringan tersebut dapat mengaburkan bagian payudara yang infeksi (kanker).



(a)

(b)

(c)

Gambar 2.2 Tissue Citra Mammogram

(a) Citra *tissue fatty*, (b) Citra *tissue fatty glandular* dan (c) Citra *tissue dense glandular*.

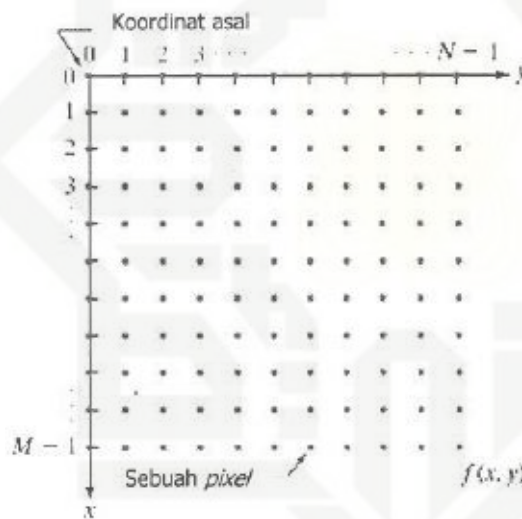
Gambar 2.2 merupakan citra *mammogram* (kanker ganas) berdasarkan jenis *tissue* yang ada.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2.2 Citra Digital

Citra digital merupakan suatu gambaran atau bentuk representasi atau peniruan sebuah objek. Citra digital merupakan sebuah larik (*array*) yang berisi nilai-nilai real maupun kompleks yang direpresentasikan dengan deretan bit tertentu (Putra, 2010). Suatu citra dapat didefinisikan sebagai fungsi $f(x,y)$ berukuran M baris dan N kolom, dengan x dan y adalah koordinat spasial dan amplitudo f dititik koordinat (x,y) dinamakan intensitas dari citra pada titik tersebut. Apabila nilai x , y , dan nilai amplitudi f secara keseluruhan berhingga (*finite*) dan bernilai diskrit. Maka, dapat dikatakan bahwa citra tersebut adalah citra digital. Gambar 2.3 berikut menunjukkan posisi koordinat citra digital (Putra, 2010)



Gambar 2.3 Koordinat Citra Digital

Citra digital dapat ditulis dalam bentuk matriks sebagai berikut :

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

Gambar 2.4 Bentuk Matriks Citra Digital

Nilai pada suatu irisan antara baris dan kolom (pada posisi x,y) disebut dengan *picture elements*, *image elements*, *pels*, atau *pixels*. Istilah terakhir (*pixel*) paling sering digunakan pada citra digital. Berikut tipe citra digital berdasarkan nilai warna yang terkandung didalamnya :

2.2.1 Jenis-jenis Ctra

Berdasarkan nilai warna (pikselnya) citra digital dibagi menjadi 3 tipe (Putra, 2010), yakni sebagai berikut :

a. Citra RGB (berwarna)

Citra RGB atau dikenal dengan citra yang berwarna memiliki tiga layer matirks atau kanal yakni *R-Layer*, *G-Layer* dan *B-Layer* (red, green, blue). Dengan total *range* warna 0-255, maka dapat ditotalkan sebanyak 16.581.375 variasi warna yang berbeda. Setiap *layer* warna diwakili beberapa bit, dengan arti setiap poin informasi piksel (RGB) disimpan kedalam 1 byte data. 8 bit pertama menyimpan nilai biru, kemudian diikuti dengan nilai hijau pada 8 bit kedua dan pada 8 bit terakhir merupakan warna merah Dimana jumlah yang ada telah melampaui batas jumlah mata manusia dalam membedakan warna yakni sebanyak 10 juta warna saja.

Yellow R = 255 G = 255 B = 0	Orange R = 255 G = 102 B = 0	Green R = 0 G = 255 B = 0
Cyan R = 0 G = 255 B = 255	Violet R = 204 G = 102 B = 204	White R = 255 G = 255 B = 255
Black R = 0 G = 0 B = 0	Turquoise R = 102 G = 255 B = 204	Brown R = 153 G = 102 B = 51

Gambar 2.5 Representasi Piksel dengan Kombinasi Warna RGB

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

- b. Citra *Grayscale* (abu-abu)

Citra *grayscale* hanya memiliki satu nilai kanal pada setiap pikselnya, citra *grayscale* terdiri dari warna hitam, putih dan skala keabuan. Nilai nol merespresentasikan warna hitam sedangkan 255 merespresentasikan warna putih, dengan kedalaman warna 8 bit (256 kombinasi warna keabuan)

- c. Citra Biner (hitam putih)

Citra biner atau sering dikenal dengan citra hitam putih atau *monokrom* ialah jenis citra yang hanya memiliki dua nilai piksel yaitu 0 dan 1. Nilai 0 merepresentasikan warna hitam dan nilai 1 merepresentasikan warna putih.

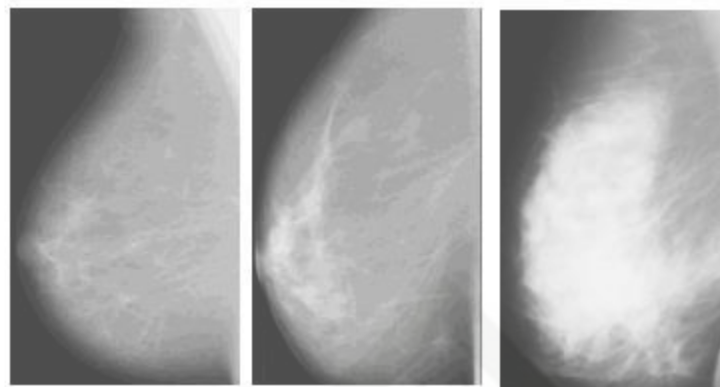
2.3 Pengolahan Citra Digital

Menurut (Putra, 2010), pengolahan citra digital menunjuk pada pemrosesan gambar 2 dimensi menggunakan komputer. Dalam konteks yang lebih luas, pengolahan citra digital mengacu pada pemrosesan setiap data 2 dimensi. Citra digital merupakan sebuah larik (array) yang berisi nilai-nilai real maupun kompleks yang direpresentasikan dengan deretan bit tertentu.

Salah satu jenis citra digital adalah citra *grayscale*. Citra *grayscale* merupakan citra digital yang hanya memiliki satu nilai kanal pada setiap pikselnya, dengan kata lain nilai bagian RED=GREEN=BLUE. Warna yang dimiliki adalah warna dari hitam, keabuan dan putih. (Putra, 2010). Citra *grayscale* yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah citra *mammogram* yang merupakan hasil dari pencitraan *mammografi*, dan digolongkan menjadi 3 kelompok, Gambar 2.3 menyajikan citra *mammogram* normal, citra *mammogram* tumor dan citra *mammogram* kanker.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



(b) (b) (c)

Gambar 2.6 Citra Mammogram

(a) Citra mammogram untuk payudara normal, (b) Citra mammogram untuk tumor payudara, dan (c) Citra mammogram untuk kanker payudara.

Untuk memperbaiki dan meningkatkan kualitas citra *mammogram* payudara dilakukan preprocessing dengan menggunakan operasi pengolahan citra, yaitu operasi titik yakni *intensity adjustment*. Operasi titik merupakan operasi pengolahan citra yang paling sederhana. Menurut (Munir, 2004) operasi titik yang dikenal dengan nama operasi pointwise terdiri dari pengaksesan pixel pada lokasi yang diberikan, memodifikasinya dengan operasi-operasi linjar (linear) atau nirlinjar (nonlinear) dan menempatkan nilai pixel baru pada lokasi yang bersesuaian di dalam citra yang baru. Operasi diulangi untuk keseluruhan pixel di dalam citra. Setiap pixel mewakili tidak hanya satu titik dalam sebuah citra melainkan sebuah bagian berupa kotak yang merupakan bagian terkecil (sel) (Putra, 2010). Secara matematis, operasi titik dinyatakan sebagai berikut (persamaan 2.9).

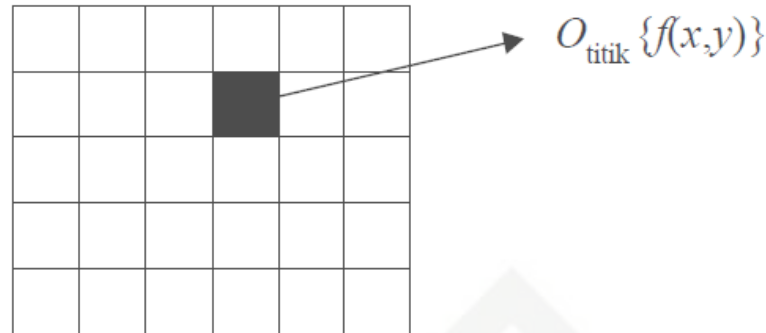
$$f_B(x,y) = O_{\text{titik}} \{f_A(x,y)\} \quad (2.1)$$

Keterangan:

f_A = citra masukan

f_B = citra keluaran

O_{titik} = operasi linear atau nonlinear.



Gambar 2.7 Operasi titik pada citra digital

Operasi titik merupakan suatu teknik operasi pengolahan citra yang bertujuan untuk memodifikasi histogram citra masukan agar sesuai dengan karakteristik yang diharapkan. Histogram citra adalah grafik yang menggambarkan penyebaran nilai-nilai intensitas pixel dari suatu citra atau bagian tertentu di dalam citra (Munir, 2004). Beberapa teknik operasi pengolahan citra melalui operasi titik adalah *intensity adjustment*, *histogram equalization*, dan *thresholding*. Teknik operasi titik yang digunakan pada tugas akhir ini adalah operasi titik *intensity adjustment*. Teknik operasi titik dilakukan pada tahapan *preprocessing* citra.

2.3.1 Preprocessing Citra

Preprocessing memerlukan tahapan untuk menjamin kelancaran pada proses berikutnya, dimana *preprocessing* dilakukan setelah pengakuisisian citra dilakukan, *preprocessing* yang antara lain:

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

Preprocessing yang digunakan pada penelitian ini yaitu operasi titik yakni *intensity adjustment* yang terdapat pada bagian peningkatan kualitas citra. Cara kerja *intensity adjustment* yaitu mengubah nilai intensitas dari histogram yang lama dengan suatu transformasi persamaan linear menjadi nilai intensitas pada histogram yang baru. Histogram dapat digunakan untuk menentukan suatu konstanta yang

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

merupakan faktor penyesuaian pada operasi titik intensity adjustment. Secara matematis, operasi intensity adjustment ditulis sebagai berikut.

$$f(x,y)'=f(x,y)+b \quad (2.2)$$

dengan $f(x,y)'$ adalah citra setelah penyesuaian dan $f(x,y)$ adalah citra sebelum penyesuaian, sedangkan b adalah suatu konstanta yang merupakan faktor penyesuaian. Jika b positif, kecerahan gambar bertambah, sebaliknya jika b negatif maka kecerahan gambar berkurang (Munir, 2004).

2.3.2 Thresholding

Dalam pengolahan citra, proses operasi ambang batas atau sering disebut *thresholding* ini merupakan salah satu operasi yang sering digunakan dalam menganalisis suatu objek citra. *Threshold* merupakan suatu cara bagaimana mempertegas citra dengan mengubah citra menjadi hitam dan putih (nilainya hanya tinggal menjadi antara 0 dan 1). Di dalam proses *threshold* ini harus ditetapkan suatu variabel yang berfungsi sebagai batas untuk melakukan konversi elemen matriks citra menjadi hitam atau putih. Jika nilai elemen matriks dibawah ini dikonversi menjadi nilai 0 (hitam) dan jika diatas nilai ini elemennya dikonversi menjadi 1. (Sutoyo *et al.*, 2009)

Pengembangan citra (*image thresholding*) merupakan metode yang paling sederhana untuk melakukan segmentasi. Thresholding digunakan untuk mengatur jumlah derajat keabuan yang ada pada citra. Proses *thresholding* ini pada dasarnya adalah proses pengubahan kuantisasi pada citra. Untuk mendapatkan hasil segmentasi yang bagus, beberapa operasi perbaikan kualitas citra dilakukan terlebih dahulu untuk mempertajam batas antara objek dengan latar belakangnya. (Arifin, 2011)

Dalam pemanfaatan *threshold* biasanya untuk citra RGB (Red, Green, Blue) akan dirubah dulu menjadi citra grayscale (keabuan) terlebih dahulu baru nantinya akan dilakukan proses *thresholding*. Pada operasi ini nilai pixel yang memenuhi syarat ambang batas dipetakan ke suatu nilai yang dikehendaki. Dalam hal ini syarat ambang batas dan nilai yang dikehendaki disesuaikan dengan kebutuhan. (Sutoyo *et al.*, 2009)

2.3.3 Segmentasi *Otsu*

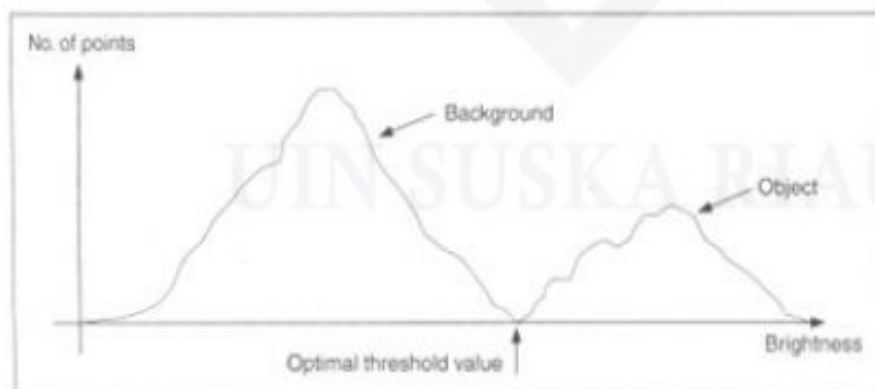
Metode *Otsu* menghitung nilai ambang T secara otomatis berdasarkan citra masukan. Pendekatan yang digunakan oleh metode *otsu* adalah dengan melakukan analisis diskriminan yaitu menentukan suatu variabel yang dapat membedakan antara dua atau lebih kelompok yang muncul secara alami. Analisis diskriminan akan memaksimalkan variabel tersebut agar dapat memisahkan objek dengan latar belakang (Putra, 2004).

Untuk memilih nilai ambang batas secara otomatis, Gonzalez dan Woods (2002) menggambarkan prosedur iterasi sebagai berikut. (Cahyaningsih, 2010) :

1. Dipilih dahulu perkiraan awal untuk T . (disarankan estimasi awal adalah titik tengah antara nilai-nilai intensitas minimum dan maksimum citra).
2. Bagi citra menggunakan T . Ini akan menghasilkan dua kelompok pixel G_1 , yang terdiri dari semua pixel dengan nilai-nilai intensitas $\geq T$, dan G_2 yang terdiri dari pixel dengan nilai-nilai $< T$.
3. Menghitung nilai rata-rata intensitas μ_1 dan μ_2 untuk pixel di daerah G_1 dan G_2 .
4. Menghitung nilai ambang baru dengan persamaan :

$$T = \frac{1}{2}(\mu_1 + \mu_2) \quad (2.3)$$

5. Ulangi langkah 2 hingga langkah 4 sampai perbedaan t di iterasi berturut-turut lebih kecil dari T_0 parameter standar.



Gambar 2.8 Pengambilan Nilai Thresholding Dengan Metode *Otsu*

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Sebuah fungsi yang menghitung *graythresh* disebut batas menggunakan metode *otsu* (Otsu, 1979). Formulasi dari metode *otsu* adalah sebagai berikut (Cahyaningsih, 2010) :

Nilai ambang yang akan dicari dari suatu citra gray level dinyatakan dengan k . Nilai k berkisar antara 1 sampai dengan L , dengan nilai $L = 255$. Sedangkan jumlah pixel pada tingkat keabuan i dilambangkan oleh n_i dan jumlah pixel pada citra oleh $N = n_1 + n_2 + \dots + n_L$. (Cahyaningsih, 2010).

Misalkan nilai ambang yang akan dicari dinyatakan dengan k . Nilai k berkisar antara 1 sampai dengan L , dengan $L = 255$ (Putra, 2004).

Probabilitas untuk pixel i dinyatakan dengan :

$$P_i = \frac{n_i}{N} \quad (2.4)$$

Dengan n_i menyatakan jumlah *pixel* dengan tingkat keabuan I dan N menyatakan banyaknya *pixel* pada citra.

Nilai momen kumulatif ke nol, momen kumulatif ke satu, dan nilai rata-rata berturut-turut dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$w(k) = \sum_{i=1}^k p_i \quad (2.5)$$

$$\mu(k) = \sum_{i=1}^k i \cdot p_i \quad (2.6)$$

$$\mu_T = \sum_{i=1}^k i \cdot p_i \quad (2.7)$$

Nilai ambang k dapat ditentukan dengan memaksimumkan persamaan :

$$\delta_B^2(k^*) = \max_{1 \leq k < L} \delta_B^2(k) \quad (2.8)$$

Dengan :

$$\delta_B^2(k) = \frac{[\mu_T w(k) - \mu(k)]^2}{w(k) - [1 - w(k)]} \quad (2.9)$$

Keterangan :

p_i : probabilitas pixel

n_i : jumlah pixel pada tingkat keabuan

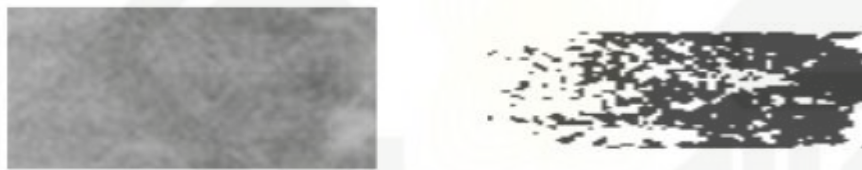
N : jumlah pixel pada citra

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

- k : nilai ambang suatu citra
- w : momen kumulatif
- μ : nilai rata-rata
- μ_T : nilai rata-rata total
- δ : varians kelas

Metode ini adalah metode yang sangat populer diantara semua metode *thresholding* yang ada. Teknik *Otsu* ini memaksimalkan kecocokan dari sebuah *threshold* sehingga dapat memisahkan objek dengan latar belakangnya. Semua ini didapatkan dengan memilih nilai *threshold* yang memberikan pembagian kelas yang terbaik untuk semua piksel yang ada dalam *image*. Dasarnya adalah dengan menggunakan histogram yang telah dinormalisasi dimana jumlah tiap poin pada setiap level dibagi dengan jumlah total poin pada *image* (Putra, 2004).



Gambar 2.9 Hasil *thresholding* dengan metode *Otsu* tulang rahang

2.3.4 Penandaan Komponen Terhubung (*Connected Component Labelling*)

Piksel p adalah *adjacent* (batasan) ke piksel q jika keduanya terhubung (pengertian terhubung tergantung pada jenis keterhubungan yang digunakan). Dua himpunan bagian citra S_1 adalah *adjacent* ke beberapa piksel pada S_2 (Putra, 2010). Jika p dan q adalah piksel pada suatu himpunan bagian citra S maka p adalah terhubung ke q dalam S bila ada suatu jalur dalam S yang menghubungkan p ke q . Untuk setiap piksel p dalam S , sekumpulan piksel dalam S yang terhubung ke p disebut dengan komponen terhubung (*connected component*) dari S (Putra, 2010). Aturan ketetanggaan terdiri dari 2 jenis lingkungan yaitu 4-ketetanggaan dan 8-ketetanggaan

	(x, y+1)			(x-1, y+1)	(x, y+1)	(x+1, y+1)
(x-1, y)	(x, y)	(x+1, y)		(x-1, y)	(x, y)	(x+1, y)
	(x, y-1)			(x-1, y-1)	(x, y-1)	(x+1, y-1)
	4-neighborhood			8-neighborhood		

Gambar 2.10 Jenis Lingkungan Ketetanggaan Pikel

Langkah dalam menentukan hubungan 4-ketetanggaan pada piksel (Putra, 2010)

1. Periksa citra dengan bergerak sepanjang baris sampai menemukan piksel p (nilai p berada dalam himpunan V).
2. Bila p sudah ditemukan maka periksa nilai piksel tetangga dari p, yaitu piksel di atas dan di kiri dari p.
3. Bila kedua piksel tetangga bernilai 0 maka berilah tanda (label) baru pada p.
4. Jika hanya satu saja dari piksel tetangga tersebut bernilai 1 maka berilah tanda dari piksel tetangga tersebut pada p.
5. Bila kedua piksel tetangga bernilai 1 dan memiliki tanda sama maka berilah tanda dari piksel tetangga tersebut pada p.
6. Bila kedua piksel tetangga bernilai 1 dan memiliki tanda berbeda dan buat catatan bahwa kedua tanda yang berbeda tersebut ekuivalen
7. Pada akhir proses semua piksel harus bernilai 1 (untuk citra biner) telah mendapat tanda.

Langkah dalam menentukan hubungan 8-ketetanggaan pada piksel (Putra, 2010)

Penandaan komponen terhubung untuk 8-ketetanggaan hampir sama dengan 4-ketetanggaan hanya saja piksel tetangga yang diperiksa selain piksel atas dan kiri, juga kedua piksel diagonal atas dari p, sehingga ada 4 piksel tetangga p yang diperiksa yaitu atas, kiri, diagonal atas kiri dan diagonal atas kanan dengan ketentuan sebagai berikut

1. Bila keempat piksel tetangga bernilai 0 maka berilah tanda baru pada p.

2. Bila hanya salah satu piksel tetangga bernilai 1 maka berilah salah satu tanda dari piksel tetangga tersebut pada p.
3. Bila dua atau lebih piksel tetangga bernilai 1 maka berilah salah satu tanda dari piksel tetangga tersebut pada p, kemudian buat catatan bahwa semua tanda dari piksel tetangga bernilai 1 tersebut adalah ekuivalen

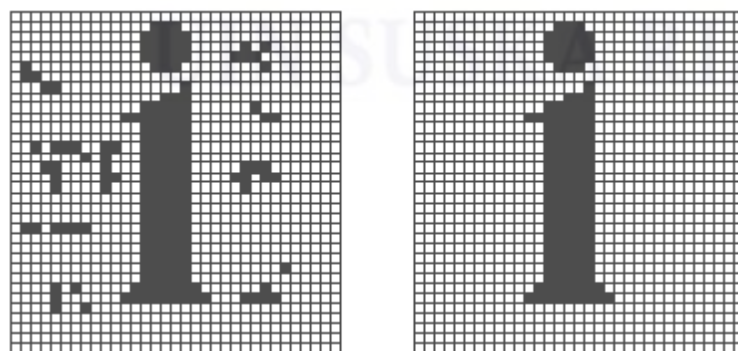
Langkah terakhir dari proses penandaan 4-ketetanggaan dan 8-ketetanggaan adalah melakukan pemeriksaan (*scanning*) kembali pada citra dan ganti setiap tanda dengan tanda dari kelas ekuivalen.

2.3.5 Penapis Luas

Citra biner yang dihasilkan dari segmentasi / *thresholding* otsu (pengembangan) kadang masih mengandung beberapa daerah yang dianggap sebagai *noise* atau gangguan. Daerah gangguan itu biasanya berukuran kecil. Penapis luas merupakan teknik untuk menghilangkan bagian tersebut dengan memberi batas (*threshold*) kembali pada daerah yang ada (Munir, 2004). Penapis luas didefinisikan sebagai berikut

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x,y) > T \\ 0 & \text{if } f(x,y) \leq T \end{cases}$$

Dengan T luasan piksel yang akan dihapus. Misalkan objek yang dianalisis diketahui mempunyai luas wilayah yang lebih besar dari T. Maka, piksel-piksel dari daerah yang luasnya dibawah T dinyatakan dengan 0. T pada teknik ini diterapkan dengan cara *trial & error* yang dilakukan. Dengan cara ini, daerah yang berupa gangguan dapat dihilangkan. Berikut contoh gambar (Munir, 2004).



Gambar 2.11 Penapisan Luas Pada Citra (T=10)

2.3.6 Pembersihan *Border* Obyek

Pembersihan *border* obyek merupakan bagian dari aplikasi rekontruksi citra yang berguna untuk menghilangkan obyek yang menyentuh *border* citra. Kunci dalam aplikasi ini adalah memilih *marker* dan *mask* citra yang tepat untuk mendapatkan efek yang diharapkan (Prasetyo, 2011). Dalam kasus ini digunakan citra original sebagai *mask* dan *marker* citra f_m . Didefinisikan sebagai :

$$f_m(x,y) = \begin{cases} f(x,y) & \text{Jika } (x,y) \text{ adalah border } f \\ 0 & \text{Lainnya} \end{cases}$$

Dimana f adalah citra input, nilai conn dapat diberi 4-ketetanggan ataupun 8-ketetanggan. Penerapan pembersihan *border* obyek citra ini menekan struktur yang lebih terang daripada sekitarnya dan yang terhubung ke citra. Input f boleh citra *grayscale* atau biner. Citra output adalah citra *grayscale* atau biner sesuai *inputnya* (Prasetyo, 2011).

2.3.7 Ekstraksi Citra (GLCM)

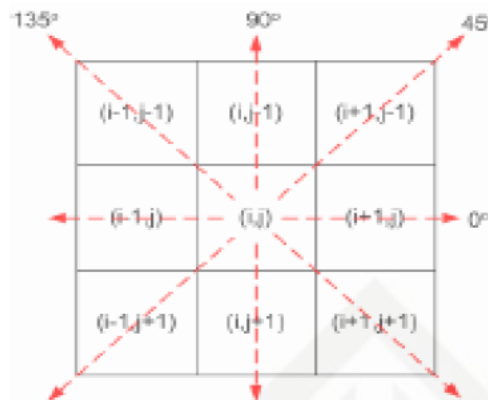
Ekstraksi citra adalah suatu teknik pengambilan nilai atau parameter suatu citra yang digunakan pada proses selanjutnya. Sebuah proses statistik yang terkenal untuk mengekstraksi informasi dari citra order kedua adalah Gray Level *Coocurrence Matrix* (GLCM) (Acharya & K. Ray, 2005).

GLCM (*Gray Level Coocurrence Matrix*) menunjukkan hubungan antara 2 piksel tetangga, dengan intensitas tertentu dalam jarak d dan orientasi arah dengan sudut θ (*tetha*) tertentu dalam citra. (Timp & Sheila, 2006). Jarak dinyatakan dalam piksel, biasanya 1,2,3 dan seterusnya. Orientasi sudut dinyatakan dalam derajat, standarnya 0° , 45° , 90° , dan 135° . Nilai dari hubungan derajat keabuan akan ditransformasikan ke matriks *co-occurrence* dengan ukuran window 3×3 , 5×5 , 7×7 , 9×9 , dan seterusnya. Dari masing-masing windows yang terbentuk kemudian ditentukan hubungan spasial antara BV-nya, yang merupakan fungsi sudut dan jarak.

Untuk ukuran windows 3×3 misalnya (terdiri dari 9 piksel), fungsi sudut dan jarak tersebut dapat digunakan sebagai berikut :

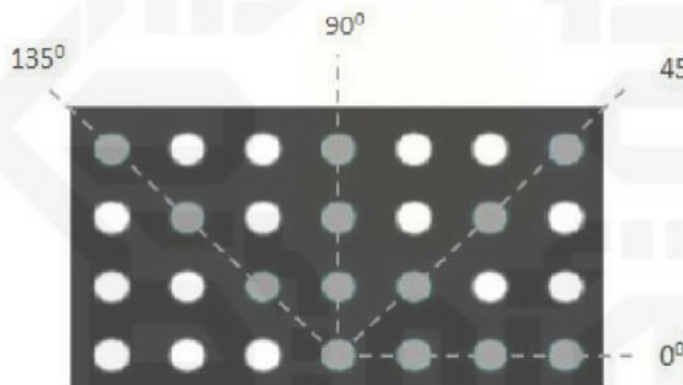
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.



Gambar 2.12 Hubungan Ketetangaan Antar Piksel dan Jarak Spasial

Arah piksel tetangga untuk mewakili jarak dapat dipilih, misalnya 0° , 45° , 90° , dan 135° atau, seperti yang diilustrasikan berikut.



Gambar 2.13 Arah Sudut GLCM

Matriks co-occurrence merupakan matriks bujursangkar dengan jumlah elemen sebanyak kuadrat jumlah level intensitas piksel pada citra. Setiap titik (i,j) pada matriks co-occurrence berorientasi berisi peluang kejadian piksel bernilai i bertetangga dengan piksel bernilai j pada jarak d serta orientasi sudut θ (Mohanty, 2011).

Sebagai contoh matriks 4×4 memiliki matriks Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dengan ukuran yang sama. Matriks co-occurrence akan dihitung dengan nilai $d=1$ dan $\theta=0^\circ$. Jumlah frekuensi munculnya pasangan (i,j) dihitung untuk keseluruhan matriks. Jumlah co-occurrence diisikan pada matriks GLCM pada posisi sel yang bersesuaian (Mohanty, 2011). Gambar 2.14, Gambar 2.15, dan

Gambar 2.16 secara berurutan menunjukkan contoh proses perhitungan matriks *co-occurrence*.

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 3 & 3 \end{pmatrix}$$

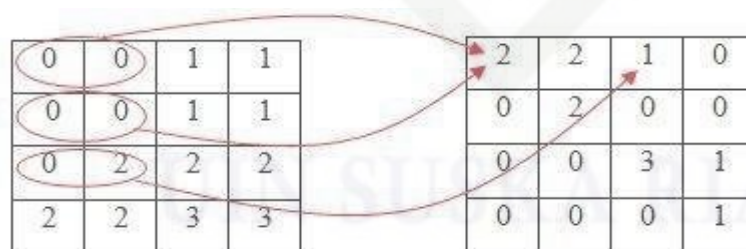
Gambar 2.14 Matriks Asal, Matriks I

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

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

Gambar 2.15 Area Kerja Matriks

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



Gambar 2.16 Pembentukan Matriks Co-occurrence dari matriks I

Menurut Mohanty (2011), sudut orientasi menentukan arah hubungan tetangga dari piksel-piksel referensi, orientasi $\theta=0^\circ$ menunjukkan acuan dalam arah horizontal atau sumbu x positif dari piksel-piksel referensi. Acuan sudut berlawanan dengan arah jarum jam. Angka 2 pada (0,0) berarti jumlah hubungan

pasangan (0,0) pada matriks asal berjumlah 2. Matriks *Co-occurrence* yang didapat kemudian ditambahkan dengan matriks transposenya untuk menjadikannya simetris terhadap sumbu diagonal. Berikut ini adalah (i, j) dari matriks asal ditambahkan dengan transposenya, dan hasilnya simetris, seperti pada Gambar 2.17.

$$\begin{matrix}
 \begin{pmatrix} 2 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} & + & \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} & = & \begin{pmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} \\
 \text{I} & + & \text{I}' & = & \text{I simetris}
 \end{matrix}$$

Gambar 2.17 Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) simetris

Matriks yang telah simetris kemudian dinormalisasi, elemen-elemennya dinyatakan dengan probabilitas. Nilai elemen untuk masing-masing sel dibagi dengan jumlah seluruh elemen spasial. Matriks yang telah dinormalisasi diperlihatkan pada gambar 2.18. Nilai 0,1667 pada (0,0) diperoleh dari 4 dibagi jumlah seluruh nilai piksel yaitu 24 (Mohanty, 2011).

0.1667	0.0833	0.0042	0
0.0833	0.1667	0	0
0.0042	0	0.2500	0.0042
0	0	0.0042	0.0833

Gambar 2.18 Hasil Matriks Normalisasi

Langkah-langkah untuk membuat GLCM simetris ternormalisasi secara berurutan adalah sebagai berikut (Mohanty, 2011)..

1. Membuat area kerja matriks.
2. Menentukan hubungan spasial antara piksel referensi dengan piksel tetangga, berapa nilai sudut θ dan jarak d .
3. Menghitung jumlah kookurensi dan mengisikannya pada area kerja.
4. Menjumlahkan matriks kookurensi dengan transposenya untuk menjadikannya simetris.

5. Normalisasi matriks untuk mengubahnya ke bentuk probabilitas.

Setelah memperoleh matriks kookurensi tersebut, dapat dihitung ciri statistik orde dua yang merepresentasikan citra yang diamati. Parameter-parameter statistika yang diperoleh dari hasil ekstraksi citra antara lain sebagai berikut

1. Kontras

Kontras menunjukkan ukuran variasi antar derajat keabuan suatu daerah citra. Untuk gambar seragam, nilai kontras adalah nol, yang merupakan nilai minimum untuk kontras. Jika variasi dalam citra meningkat, maka nilai kontras juga meningkat. (Acharya & K. Ray, 2005). Rumus kontras adalah sebagai berikut (M. Haralick *et al.*, 1973):

$$\text{Kontras} = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i-j)^2 p(i,j) \tag{2.10}$$

Dengan $p(i,j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j . N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

2. Korelasi

Korelasi adalah nilai dari perhitungan derajat keabuan yang bergantung linear antara pixel satu di tempat tertentu terhadap pixel lain (Acharya & K. Ray, 2005). Rumus korelasi adalah sebagai berikut (M. Haralick *et al.*, 1973):

$$\text{Korelasi} = \frac{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i,j)p(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \tag{2.11}$$

Dimana μ_x, μ_y, σ_x dan σ_y , , dan adalah rata-rata dan standar deviasi dari p_x dan p_y , dengan (Soh *et al.*, 1999):

$$\mu_x = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} i.p(i,j), \tag{2.11a}$$

$$\mu_y = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} j.p(i,j), \tag{2.11b}$$

$$\sigma_x = \sqrt{(1-\mu_x)^2 * X}, \tag{2.11c}$$

$$\sigma_y = \sqrt{(1-\mu_y)^2 * Y}, \tag{2.11d}$$

3. Energi

Energi adalah jumlah kuadrat elemen pada GLCM. Rumus energi adalah sebagai berikut (Soh *et al.*, 1999).

$$\text{Energi} = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} [p(i,j)]^2 \quad (2.12)$$

dengan

$p(i,j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra

4. Homogenitas

Homogenitas merupakan fitur yang berkebalikan dengan kontras. Homogenitas adalah fitur untuk mengukur kehomogenan variasi intensitas dalam citra. Berikut adalah rumus dari homogenitas (Sharma & Mukherjee, 2013).

$$\text{Homogenitas} = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \frac{p(i,j)}{1+|i-j|} \quad (2.13)$$

dengan

$p(i,j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

5. Entropi

Entropi merupakan fitur untuk mengukur gangguan atau kompleksitas dari suatu citra (Renzetti & Zortea, 2011). Rumus dari entropi adalah sebagai berikut (M. Haralick *et al.*, 1973).

$$\text{Entropi} = - \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j) \log(p(i,j)) \quad (2.14)$$

dengan

$p(i,j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

6. Sum of Squares (Variances)

Rumus dari Sum of Squares (Variances) adalah sebagai berikut (M. Haralick *et al.*, 1973).

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
 1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

$$SS = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (1-\mu)^2 \cdot p(i,j) \quad (2.15)$$

dengan

$p(i,j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

μ adalah rata-rata dari $\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j)$

7. Inverse difference moment

Inverse difference moment digunakan untuk mengukur homogenitas lokal. Rumus dari Inverse difference moment adalah sebagai berikut (M. Haralick *et al.*, 1973).

$$IDM = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \frac{1}{1+(i-j)^2} p(i,j) \quad (2.16)$$

Dengan

$p(i,j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

8. Sum average

Rumus dari sum average adalah sebagai berikut (M. Haralick *et al.*, 1973).

$$SA = \sum_{k=2}^{2N_g} k p_{x+y}(k) \quad (2.17)$$

Dengan

$p_{x+y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j), i+j=k, k=2,3,\dots,2N_g$

$p(i,j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

9. Sum entropy

Rumus dari sum entropy adalah sebagai berikut (M. Haralick *et al.*, 1973).

$$SE = - \sum_{k=2}^{2N_g} p_{x+y}(k) \log \{ p_{x+y}(k) \} \quad (2.18)$$

Dengan

$p_{x+y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j), i+j=k, k=2,3,\dots,2N_g$

$p(i,j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

10. Sum variance

Rumus dari sum variance adalah sebagai berikut (M. Haralick *et al.*, 1973).

$$SV = \sum_{k=2}^{2N_g} (i-SE)^2 p_{x+y}(k) \quad (2.19)$$

Dengan

$$p_{x+y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j), i+j=k, k=2,3,\dots,2N_g$$

SE adalah *sum entropy*.

$p(i,j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

11. Difference variance

Rumus dari difference variance adalah sebagai berikut (M. Haralick *et al.*, 1973).

$$DV = \text{var}(p_{x-y}(k)) \quad (2.20)$$

Dengan

$$p_{x-y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j), |i-j|=k, k=0,1,\dots,N_g-1$$

SE adalah *sum entropy*.

$p(i,j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

12. Difference entropy

Rumus dari difference entropy adalah sebagai berikut (M. Haralick *et al.*, 1973).

$$DE = \sum_{k=0}^{N_g} p_{x-y}(k) \log(p_{x-y}(k)) \quad (2.21)$$

Dengan

$$p_{x-y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j), |i-j|=k, k=0,1,\dots,N_g-1.$$

$p(i,j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

13. Probabilitas maksimum

Probabilitas maksimum menunjukkan tingkat abu-abu yang memenuhi persamaan relasi yang diberikan dalam persamaan entropi. Berikut adalah rumus dari probabilitas maksimum (Anami & Burkpalli, 2009).

$$MP = \max_{i,j} (p(i,j)) \quad (2.22)$$

Dengan $i=1,2,\dots,N_g$; $j=1,2,\dots,N_g$:

$p(i,j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

14. Dissimilarity

Rumus dari dissimilarity adalah sebagai berikut (Anami & Burkpalli, 2009).

$$D = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j) |i-j| \quad (2.23)$$

dengan

$p(i,j)$ adalah entri pada GLCM baris ke- i dan kolom ke- j .

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

Pada proses perhitungan ekstraksi ciri orde dua, nilai-nilai ekstraksi ciri dinormalisasikan. Dengan tujuan untuk standarisasi data dengan menempatkan data dalam *range* 0 sampai 1. Berikut rumus untuk normalisasi nilai-nilai parameter yang telah diperoleh.

$$P = [(P - \min(P)) / (\max(P) - \min(P))] \quad (2.24)$$

Keterangan :

P Nilai ke p

Min (p) nilai terkecil dari seluruh parameter

Max (p) nilai terbesar dari seluruh parameter

2.4 Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Network*)

Jaringan saraf tiruan sederhana diperkenalkan oleh McCulloch dan Pitts pada tahun 1943 yang menyimpulkan bahwa kombinasi beberapa neuron sederhana menjadi sebuah sistem neural bisa meningkatkan kemampuan komputasi. Bobot dalam jaringan yang diusulkan oleh McCulloch dan Pitts diatur untuk melakukan fungsi logika sederhana. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi *threshold*. Pada tahun 1958, Rosenblatt memperkenalkan dan memulai mengembangkan model jaringan yang disebut perceptron. Metode pelatihan diperkenalkan untuk mengoptimalkan hasil iterasinya. Selain itu Widrow dan Hoff pada 1960 juga mengembangkan perceptron dengan memperkenalkan aturan pelatihan jaringan

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

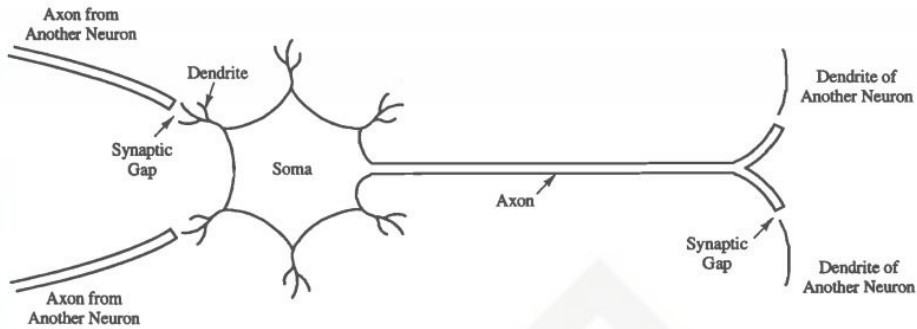
- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

yang dikenal sebagai aturan delta (kuadrat rata-rata terkecil). Peneliti terdahulu hanya menggunakan jaringan dengan layer tunggal. Rumelhart pada 1986 mengembangkan perceptron menjadi backpropagation, yang memungkinkan jaringan diproses melalui beberapa layer. (Siang, 2009). Selain itu, ada beberapa model jaringan saraf tiruan lain yang dikembangkan oleh Kohonen pada 1972, Hopfield pada 1982

Jaringan saraf tiruan mengalami peningkatan dari tahun ketahun. Artificial Neural Network atau jaringan saraf tiruan adalah sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan saraf biologi. Artificial Neural Network dibentuk sebagai generalisasi model matematika dari jaringan saraf tiruan (Fausett, 1994). Selain itu menurut pendapat lainnya, Jaringan Saraf Tiruan (JST) merupakan representasi buatan atau penggambaran kembali dari kerja otak manusia yang selalu mencoba mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Istilah representasi buatan digunakan karena jaringan saraf ini diimplementasikan dengan menggunakan bantuan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran (Kusumadewi, 2003) . Secara rinci jaringan saraf tiruan digambarkan sebagai berikut.

- 1) Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana yang disebut neuron.
- 2) Sinyal dikirimkan di antara neuron-neuron melalui penghubung-penghubung.
- 3) Setiap penghubung antar neuron memiliki bobot yang dapat mengalikan sinyal yang ditransmisikan.
- 4) Untuk menentukan output, setiap neuron menggunakan fungsi aktivasi (biasanya bukan fungsi linier) yang dikenakan pada jumlahan input yang diterima untuk menentukan output. Menurut (Siang, 2009) besarnya output ini selanjutnya dibandingkan dengan suatu batas ambang. Sedangkan Untuk gambaran jaringan saraf secara biologis dapat dilihat pada gambar 2.19 menunjukkan salah satu contoh jaringan saraf secara biologis.



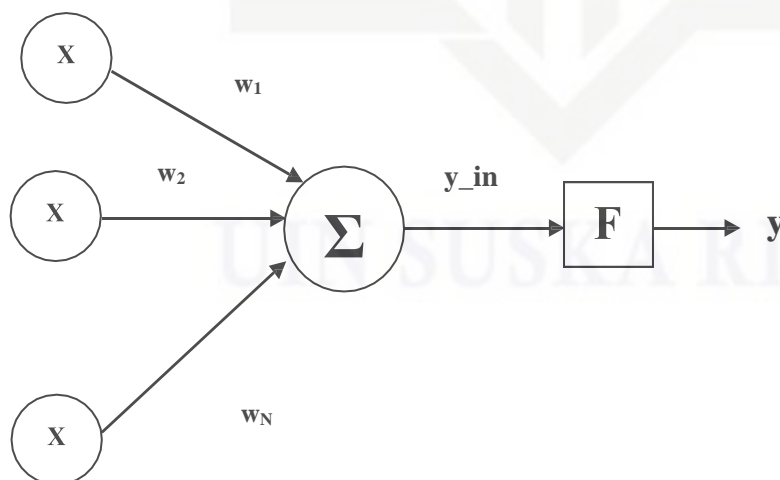
Gambar 2.19 Saraf Secara Biologis

2.4.1 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan

Dalam hubungan antar neuron *neural network* mengikuti suatu pola tertentu tergantung pada arsitektur neural network-nya. Menurut (Kusumadewi & Hartati, 2010), pada dasarnya ada 3 macam arsitektur neural network sebagai berikut.

- a. Neural network dengan lapisan tunggal (single layer net)

Jaringan dengan lapisan tunggal hanya memiliki satu lapisan dengan bobot-bobot terhubung. Jaringan ini hanya menerima input kemudian secara langsung akan mengolahnya menjadi output tanpa harus melalui lapisan tersembunyi. Dengan kata lain, ciri-ciri neural network dengan lapisan tunggal adalah hanya terdiri dari satu lapisan input dan satu lapisan output, tanpa lapisan tersembunyi. Gambar 2.20 merupakan salah satu contoh neural network dengan lapisan tunggal.

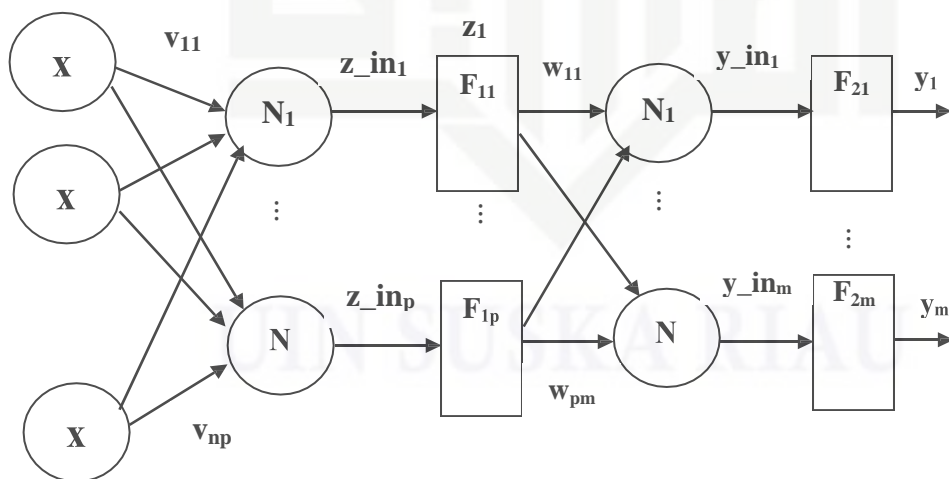


Gambar 2.20 NN dengan Lapisan Tunggal

b. Neural network dengan banyak lapisan (multilayer net)

Jaringan dengan banyak lapisan memiliki satu atau lebih lapisan yang terletak di antara lapisan input dan lapisan output (memiliki satu atau lebih lapisan tersembunyi). Umumnya, ada lapisan bobot-bobot yang terletak antara 2 lapisan bersebelahan. Jaringan dengan banyak lapisan dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih sulit daripada lapisan tunggal, tentu saja dengan pembelajaran yang lebih rumit.

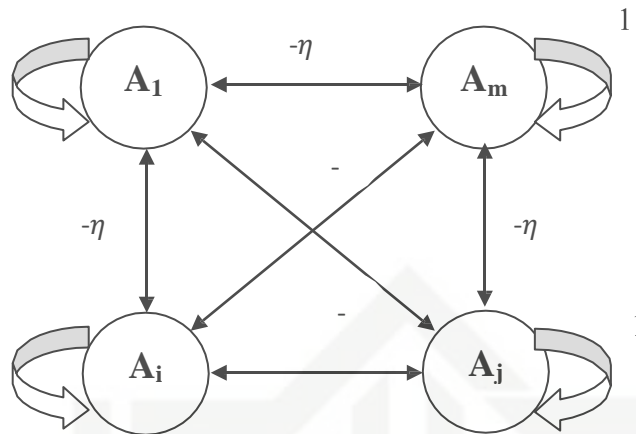
Untuk salah satu contoh arsitektur *neural network* bisa dilihat pada gambar 2.21 dimana menunjukkan salah satu contoh arsitektur neural network dengan banyak lapisan. Hanya ada satu lapisan tersembunyi pada arsitektur tersebut, v_{ij} ($i=1,2,\dots,n;j=1,2,\dots,p$) adalah bobot-bobot yang menghubungkan antara neuron-neuron pada lapisan input dengan lapisan tersembunyi. Sedangkan w_{ij} ($j=1,2,\dots,p;k=1,2,\dots,m$) adalah bobot-bobot yang menghubungkan antara neuron-neuron pada lapisan tersembunyi dengan lapisan output z_{in} . adalah hasil pengolahan data pada lapisan tersembunyi, dengan fungsi aktivasi $F1$ untuk menghasilkan z_j , sedangkan y_{in_k} adalah hasil pengolahan data pada lapisan output dengan fungsi aktivasi $F2$ untuk menghasilkan output jaringan y_k .



Gambar 2.21 Arsitektur Neural Network dengan Banyak Lapisan

c. Neural network dengan lapisan kompetitif (competitive layer net)

Arsitektur ini memiliki bentuk yang berbeda dimana antar neuron dapat saling dihubungkan. Gambar 2.22 adalah salah satu contoh dari arsitektur ini.



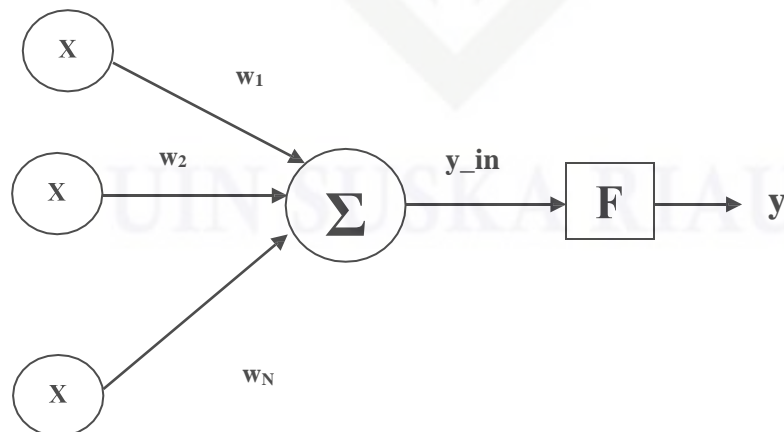
Gambar 2.22 Neural Network dengan Lapisan Kompetitif

2.4.2 Karakteristik Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan mempunyai karakteristik dimana menurut Fausett menyatakan *Neural Network* mempunyai karakteristik yakni sebagai berikut. (Fausett, 1994)

- 1) Pola hubungan antar neuron (disebut arsitektur jaringan).
- 2) Metode untuk menentukan bobot pada penghubung (pelatihan atau pembelajaran, algoritma).
- 3) Fungsi aktivasi.

Secara sederhananya jaringan saraf tiruan digambarkan pada gambar 2.23 dibawah ini



Gambar 2.23 Jaringan Saraf Tiruan Sederhana

Pada gambar 2.23 diatas, menggambarkan bagaimana sebuah neuron akan mengolah N

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

input (x_1, x_2, \dots, x_N) yang masing-masing memiliki bobot (w_1, w_2, \dots, w_N) dengan rumus. (Kusumadewi & Hartati, 2010):

$$y_{-in} = \sum_{i=1}^N x_i w_i \quad (2.25)$$

kemudian fungsi aktivasi F akan mengaktifasi menjadi output jaringan y . Jika neural network dengan neuron pada lapisan *output* sebanyak m buah, maka proses pengolahan data neuron ke- j adalah sebagai berikut

$$y_{-inj} = \sum_{i=1}^N x_i w_{ij}; j=1, 2, \dots, m \quad (2.26)$$

Dengan w_{ij} adalah bobot yang menghubungkan input ke- i menuju neuron ke- j .

2.4.3 Algoritma Pembelajaran

Salah satu bagian terpenting dari konsep neural network adalah terjadinya proses pembelajaran. Tujuan utama dari proses pembelajaran adalah melakukan pengaturan terhadap bobot-bobot yang ada pada neural network sehingga diperoleh bobot akhir yang tepat sesuai dengan pola data yang dilatih. Pada dasarnya ada 2 metode pembelajaran, yaitu metode pembelajaran terawasi (*supervised learning*) dan metode pembelajaran yang tak terawasi (*unsupervised learning*) (Kusumadewi & Hartati, 2010).

- a. Pembelajaran terawasi (*supervised learning*)

Metode pembelajaran pada neural network disebut terawasi jika output yang diharapkan telah diketahui sebelumnya. Pada proses pembelajaran, satu pola input akan diberikan ke satu neuron pada lapisan input. Pola ini akan dirambatkan di sepanjang neural network hingga sampai ke neuron pada lapisan output. Lapisan output ini akan membangkitkan pola output yang nantinya dan dicocokkan dengan pola output targetnya. Apabila terjadi perbedaan antara pola output hasil pembelajaran dengan pola target, maka akan muncul error. Apabila nilai error masih cukup besar, mengindikasikan bahwa masih perlu dilakukan lebih banyak pembelajaran lagi.

- b. Pembelajaran tak terawasi (*unsupervised learning*)

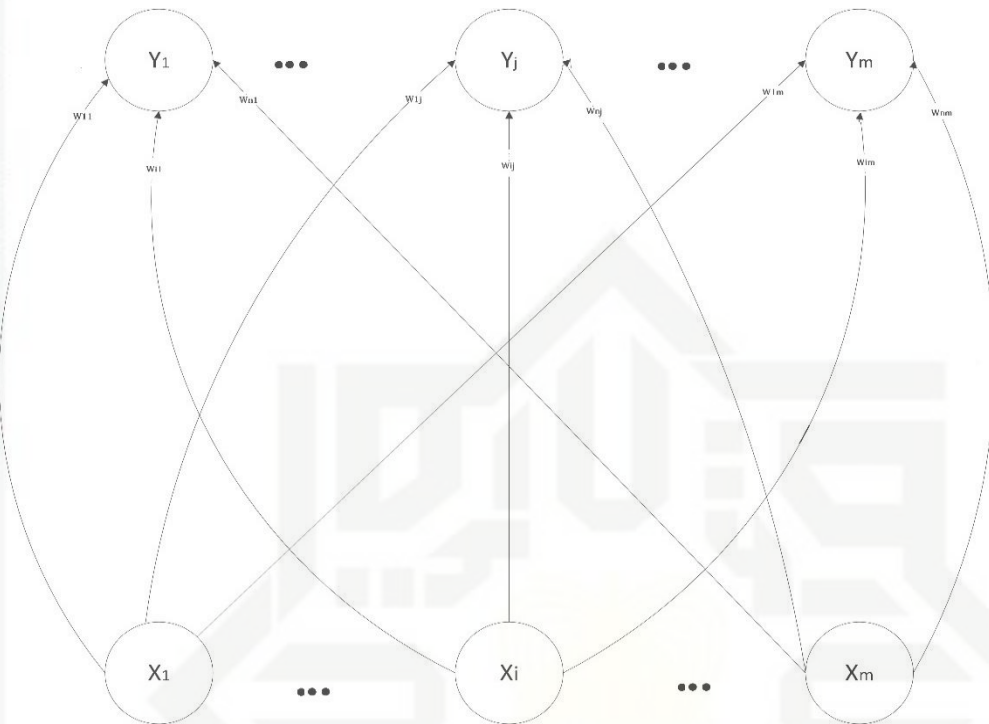
Pada metode pembelajaran yang tak terawasi tidak memerlukan target output. Pada metode ini, tidak dapat ditentukan hasil yang seperti apakah yang diharapkan selama proses pembelajaran. Selama proses pembelajaran, nilai bobot disusun dalam suatu range tertentu tergantung pada nilai input yang diberikan. Tujuan pembelajaran ini adalah mengelompokkan unit-unit yang hampir sama dalam suatu area tertentu. Pembelajaran ini biasanya cocok untuk pengelompokan (klasifikasi) pola.

2.5 *Learning Vector Quantization (LVQ)*

LVQ adalah jaringan single layer yang terdiri dari dua lapisan yaitu lapisan input dan output (Nurkhozin, dkk, 2011). Menurut (Kusumadewi, 2003), *Learning Vector Quantization (LVQ)* adalah suatu metode untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi. Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor input. Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor-vektor input. Jika 2 vektor input mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor input tersebut kedalam kelas yang sama.

2.5.1 *Arsitekstur LVQ*

Menurut (Fausett, 1994) arsitekstur LVQ sama halnya dengan SOM (Self Organizing Map), LVQ juga terdiri dari 2 lapisan, input (X) dan output (Y), dimana antara lapisannya dihubungkan oleh bobot tertentu yang sering disebut sebagai vektor perwakilan (W). Informasi yang diberikan ke jaringan pada saat pembelajaran bukan hanya vektor data saja melainkan informasi kelas dari data juga ikut dimasukkan.



Gambar 2.24 Arsitektur LVQ

Keterangan gambar :

X = vektor masukan ($X_1, \dots, X_n, \dots, X_n$)

W = vektor bobot atau vektor perwakilan

$|X-W|$ = selisih nilai jarak *Euclidian* antara vektor *input* dengan vektor bobot

F = lapisan kompetitif

Y = keluaran (*output*)

Ketika hasil pemrosesan jaringan memberikan hasil klasifikasi yang sama dengan informasi kelas yang diberikan di awal, maka vektor perwakilan akan disesuaikan agar lebih dekat dengan vektor masukan. Sebaliknya ketika hasil klasifikasi tidak sama dengan informasi kelas yang diberikan di awal, maka vektor perwakilan akan disesuaikan agar menjauhi vektor masukan.

Secara umum, algoritma LVQ dapat ditunjukkan pada algoritma 2.1 dibawah ini (Jatmiko *et al.*, 2013)

Algoritma 2.1

```
Init weight vector W
Init learning rate  $\alpha_0$ 
Init maximum iteration  $t_{max}$ 
 $t \leftarrow 0$ 
while  $\alpha_t \neq 0$  or  $t < t_{max}$  do
   $x \leftarrow \text{getNextSample}()$ 
  train(W, x)
   $t \leftarrow t + 1$ 
endwhile
```

2.5.2 Algoritma LVQ

Pada LVQ versi pertama, setiap pemberian satu sampel data akan mengakibatkan proses update terhadap satu vektor perwakilan. Pada setiap iterasi dari proses pelatihan, vektor perwakilan dengan jarak minimal terhadap input akan disesuaikan. Proses penyesuaian vektor perwakilan tergantung dari hasil proses klasifikasi. Jika vektor perwakilan pemenang adalah sama dengan kategori input, maka vektor perwakilan akan disesuaikan mendekati sampel data. Jika tidak, maka vektor perwakilan pemenang akan disesuaikan menjauhi sampel data. Tahap pembelajaran yang dilakukan pada LVQ dapat diuraikan sebagai berikut (Jatmiko *et al.*, 2013) :

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

1. Pilih sampel data x ,
2. Tentukan vektor perwakilan pemenang w_p seperti pada 2.1
3. Sesuaikan vektor perwakilan w_p berdasarkan aturan berikut :

$$w_p \leftarrow w_p + \alpha(x - w_p), \text{ if } C_{w_p} = C_x \quad (2.27)$$

$$w_p \leftarrow w_p - \alpha(x - w_p), \text{ if } C_{w_p} \neq C_x \quad (2.28)$$

Nilai α adalah laju pembelajaran dengan rentang nilai antara $0 < \alpha < 1$ di-mana nilainya selalu menurun seiring iterasi proses pembelajaran. Aturan pembelajaran diatas dapat ditunjukkan lebih detail seperti yang terlihat pada

Algoritma 2.2 Aturan pembelajaran LVQ train (W, x)

```
Require :W, x
w_p ← ClosestDistanceWeight(x, W)
if C_x = C_w_p then
    w_{p,t+1} ← w_{p,t} + α_t(x - w_{p,t})
elseif C_x ≠ C_w_p then
    w_{p,t+1} ← w_{p,t} - α_t(x - w_{p,t})
endif
α ← getNextLearningRate()
```

Secara rinci untuk memperjelas algoritma LVQ langkah-langkah algoritma LVQ terdiri atas sebagai berikut (Difla, 2010) :

1. Awalnya tentukan bobot, *learning rate*, Maksimal *Epoch*, dan pengurangan nilai *learning rate* ($0,1 * learning\ rate$)
2. Hitung jarak minimum dengan membandingkan nilai input dan nilai bobot

$$D = \sqrt{(x_1 - w_1)^2 + \dots + (x_n - w_n)^2} \quad (2.29)$$

3. Perbaharui bobot w_j sebagai berikut :

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Jika $T = C_j$ sehingga,

$$W_{j(t+1)} = W_{j(t)} + \alpha_t (X - W_{j(t)})$$

Jika $T \neq C_j$ sehingga,

$$W_{j(t+1)} = W_{j(t)} - \alpha_t (X - W_{j(t)})$$

4. Lakukan pengurangan *learning rate*.
5. Cek kondisi berhenti jika

Epoh > Maksimal Epoh

Learning Rate > 1 dan *Learning Rate* < 0

X = vektor-vektor pelatihan ($X_1 \dots X_i, \dots X_n$)

D = jarak antara bobot vector masukan dengan bobot vektor data latih.

T = kategori atau kelas yg benar untuk vektor-vektor pelatihan.

W_j = vektor bobot pada unit keluaran ke- j ($W_{1j}, \dots W_{ij}, \dots W_{nj}$).

C_j = kategori atau kelas yang merepresentasikan oleh unit keluaran ke- j

$\|X - W_j\|$ = jarak *Euclidean* antara vektor masukan dan vektor bobot data latih.

2.6 Pengukuran Ketetapan Klasifikasi

Hasil pembelajaran dari suatu metode dapat memberikan hasil klasifikasi yang memiliki tingkat kesalahan sehingga hasilnya menjadi tidak tepat. Tingkat ketepatan hasil klasifikasi dapat dihitung dengan 3 ukuran statistik kinerja dari hasil klasifikasi, yaitu sensitivitas, spesifisitas dan akurasi. Akan tetapi pada penelitian ini pengukuran dilakukan dengan menentukan tingkat akurasi dari metode. Pengklasifikasian yang dilakukan dalam tugas akhir ini adalah klasifikasi stadium kanker payudara, yaitu normal, tumor dan kanker. Akurasi adalah kemampuan tes untuk mengidentifikasi hasil yang tepat, baik tepat positif atau tepat negatif dalam suatu populasi. Berikut adalah rumus dari akurasi.

$$\text{akurasi} = \frac{C}{N} \times 100\% \quad (2.30)$$

dengan

C : banyaknya klasifikasi yang tepat

N : total keseluruhan data.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2.7 Penelitian Yang Terkait

Pada penulisan tugas akhir atau penelitian yang akan penulis lakukan. Ada beberapa penelitian yang penulis jadikan sebagai referensi / rujukan terhadap penelitian yang penulis lakukan. Adapun penelitian yang terkait yang berkaitan dengan penelitian ini ialah sebagai berikut.

- a. Identifikasi keberadaan tumor pada citra *mammografi* menggunakan metode *run length*. Penelitian ini dilakukan oleh Imam Santoso, dkk pada tahun 2008. Dalam penelitiannya peneliti melakukan studi literatur dan observasi. Penelitian ini mengangkat tentang kanker payudara, dimana penelitian ini dilakukan dengan menggunakan citra *mamogram* dari hasil pemeriksaan alat USG / sinar-X dosis rendah untuk payudara. Penelitian yang dilakukan pengolahan citra yakni dengan memperbaiki kualitas citra dengan operasi *morfologi*. Sedangkan dalam analisa tekstur digunakan metode *run length* dan pengklasifikasian menggunakan metode K-NN. Kesimpulan yang didapatkan pada penelitian ini mendapatkan hasil yang cukup baik dalam mengklasifikasi tumor payudara dengan hasil persentase rata-rata 69%.
- b. Deteksi Kelainan Kanker Payudara Berdasarkan Citra *Mammogram* Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan LVQ. Penelitian ini dilakukan oleh Juwita Puteri, dkk pada tahun 2008, dimana penelitian ini dilakukan dengan cara mengumpulkan data dengan metode studi literatur. Metode ekstraksi ciri yang digunakan ekstraksi ciri statistik dan filter gabor wavelet, serta menggunakan klasifikasi LVQ. Pada penelitian ini membandingkan performansi pendekatan statistik dan filter gabor, dengan total 32 variasi ciri. Pada penelitian ini telah mendapatkan akurasi 100% untuk data latih dan 70% untuk data uji.
- c. Segmentasi *mammografi* kanker payudara dengan algoritma *expectation maximization segmentation (EM-SEGMENTATION)* untuk pengenalan area kanker payudara, yang diteliti oleh Indah Inzani Septa pada tahun 2013. Pada penelitian ini citra *mammogram* yang digunakan dilakukan *cluster* untuk memperjelas citra. Pada penelitian ini menggunakan

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

algoritam EX-SEGMENTATION untuk dilakukan pengenalan pada citra. Hasil yang didapatkan pada penelitian ini telah dapat memetakan letak kanker dari citra *mammogram* yang digunakan.

- d. Klasifikasi kanker payudara dari citra *mammografi* menggunakan model *fuzzy neural network*. Penelitian ini dilakukan oleh Noor Uswah Makhfudhoh, dimana penelitian ini dilakukan dengan menggunakan melakukan observasi dan studi literatur. Pada penelitian ini menggunakan model *fuzzy neural network*, untuk citra dilakukan ekstraksi ciri orde dua (GLCM) dengan menggunakan 14 parameter statistik. Penelitian ini diterapkan dengan menggunakan *Tool* MATLAB dengan berbasis GUI (*Graphical User Interface*). Pada penelitian ini telah dapat membuahkan hasil akurasi 89% untuk data latih dan 79% untuk data uji rata-rata.
- e. Klasifikasi kanker payudara dari citra *mammografi* menggunakan model *fuzzy neural network* dengan operasi titik. Penelitian ini melanjutkan penelitian dari Noor Uswah Makhfudhoh, dimana dengan menambahkan operasi titik dengan tujuan meningkatkan kualitas citra yang digunakan. Selain itu pada penelitian ini ditambahkan *preprocessing* citra. Sehingga akan memperbagus kualitas citra yang digunakan, untuk ekstraksi ciri juga sama menggunakan 14 parameter statistik seperti yang digunakan oleh Noor. Penelitian ini telah mendapatkan hasil akurasi 100% untuk data latih dan 79,2% (rata-rata).