

BAB II

KAJIAN TEORI

Bab II berisi tentang kajian teori yang akan digunakan dalam penelitian ini di antaranya mengenai kanker payudara (*breast cancer*), konsep dasar *Neural Network*, algoritma *Backpropagation*, logika *Fuzzy*, konsep dasar *Fuzzy Neural Network*, pengolahan citra dan akurasi.

A. Kanker Payudara (*Breast Cancer*)

1. Pengertian 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 dapat mulai tumbuh di bagian kelenjar susu, saluran kelenjar dan jaringan penunjang payudara (*American Cancer Society, 2015*).

2. 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.

3. Penyebab Kanker Payudara

Penyebab kanker payudara sampai saat ini belum diketahui secara pasti, tetapi ada beberapa faktor resiko yang menyebabkan seseorang lebih mungkin menderita kanker payudara. Berikut adalah beberapa faktor resiko penyebab kanker payudara menurut *National Breast Cancer Foundation* (2015).

a. Jenis Kelamin

Jenis kelamin termasuk dalam faktor genetik penyebab kanker payudara. Wanita mempunyai resiko 100 kali lebih besar menderita kanker payudara dibandingkan pria.

b. Usia

Semakin bertambah usia akan semakin tinggi pula resiko seseorang terkena kanker payudara. Dua dari tiga wanita dengan kanker payudara invasif terdeteksi setelah berusia 55 tahun.

c. Ras

Menurut *National Breast Cancer Foundation*, kanker payudara terdeteksi lebih sering menyerang wanita kaukasoid (ras berkulit putih) daripada wanita dengan ras lainnya. Menurut *American Cancer Society* (2015), wanita Asia/Pasifik mempunyai tingkat insiden dan kematian terendah untuk penyakit kanker payudara.

d. Sejarah Keluarga dan Faktor Genetik

Seseorang akan memiliki resiko lebih tinggi terkena kanker payudara di masa depan jika keluarganya, baik ibu, ayah, saudara atau anaknya telah terdeteksi terkena kanker payudara. Resiko seseorang tersebut meningkat ketika dia dideteksi kanker payudara sebelum usia 50 tahun.

e. Riwayat Kesehatan Pribadi

Jika seseorang telah didiagnosa kanker payudara pada salah satu payudaranya, maka dia akan memiliki peningkatan resiko didiagnosa menderita kanker payudara pada payudara yang lain di masa depan. Selain itu, risikonya akan

meningkat jika sel-sel pada jaringan payudara yang abnormal sudah terdeteksi sebelumnya, seperti *atypical hyperplasia*, *lobular carcinoma in situ* (LCIS) atau *ductal carcinoma in situ* (DCIS).

f. Menstruasi dan Sejarah Reproduksi

Beberapa hal yang berkaitan dengan reproduksi dan dapat meningkatkan resiko terkena kanker payudara adalah menstruasi dini (sebelum berusia 12 tahun), *menopause* terlambat (setelah berusia 55 tahun), mempunyai anak pertama pada usia yang sudah tua, atau tidak pernah melahirkan.

g. Perubahan Genom Tertentu

Mutasi pada gen tertentu, seperti *Breast Cancer Susceptibility Gene 1* (BRCA1) dan *Breast Cancer Susceptibility Gene 2* (BRCA2) dapat meningkatkan resiko terkena kanker payudara. Hal ini dapat diketahui melalui tes genetik. Tes genetik ini mungkin dapat dipertimbangkan jika keluarganya memiliki riwayat terkena kanker payudara. Individu dengan mutasi gen ini dapat menurunkannya ke anak-anak mereka.

h. Kurangnya Aktivitas Fisik

Gaya hidup dengan aktivitas fisik (misalnya olahraga) yang sedikit dapat meningkatkan resiko terkena kanker payudara.

i. Diet yang Buruk

Diet yang tinggi terhadap lemak jenuh dan kurangnya makan buah dan sayuran juga dapat meningkatkan resiko untuk terkena kanker payudara.

j. Kegemukan atau Obesitas

Kelebihan berat badan atau obesitas dapat meningkatkan resiko terkena kanker payudara. Resiko akan meningkat jika seseorang tersebut telah melewati *menopause*.

k. Konsumsi Alkohol

Resiko terkena kanker payudara akan meningkat jika seseorang sering mengonsumsi alkohol. Semakin banyak alkohol yang dikonsumsi, semakin besar pula resiko terkena kanker payudara.

l. Radiasi

Jika seseorang melakukan terapi radiasi ke dada sebelum usia 30 tahun, maka resiko seseorang tersebut terkena kanker payudara akan meningkat.

m. Kombinasi *Hormone Replacement Therapy* (HRT)

Mengambil terapi penggantian hormon gabungan, seperti yang ditentukan untuk *menopause* dapat meningkatkan resiko kanker akan terdeteksi pada stadium yang lebih lanjut.

Selain faktor-faktor resiko yang telah disebutkan di atas, ada faktor resiko lainnya yang dapat menyebabkan seseorang terkena penyakit kanker payudara. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa kanker rahim, ovarium dan kanker usus besar serta adanya riwayat kanker dalam keluarga bisa meningkatkan resiko terjadinya kanker payudara (Manajemen Modern dan Kesehatan Masyarakat, 2011).

4. Gejala-gejala Kanker Payudara

Menurut Manajemen Modern dan Kesehatan Masyarakat (2011), gejala-gejala yang mungkin muncul jika seseorang terkena kanker payudara adalah sebagai berikut.

- a. Gejala awal berupa benjolan yang biasanya dirasakan berbeda dari jaringan payudara di sekitarnya, tidak menimbulkan nyeri dan biasanya memiliki pinggiran yang tidak teratur.
- b. Pada stadium awal, jika didorong dengan jari tangan, benjolan bisa digerakkan dengan mudah di bawah kulit.
- c. Pada stadium lanjut, benjolan biasanya melekat pada dinding dada atau kulit di sekitarnya. Pada keadaan ini, dapat terbentuk benjolan yang membengkak atau borok di kulit payudara. Kadang kulit di atas benjolan mengkerut dan tampak seperti kulit jeruk. Selain itu, bisa juga timbul nyeri tulang, penurunan berat badan, pembengkakan lengan atau *ulserasi* kulit.
- d. Terdapat benjolan atau massa di ketiak.
- e. Perubahan ukuran atau bentuk payudara.
- f. Keluar cairan yang abnormal dari puting susu (biasanya berdarah atau berwarna kuning sampai hijau, mungkin juga bernanah).
- g. Payudara tampak kemerahan.
- h. Kulit di sekitar puting susu bersisik.
- i. Puting susu tertarik ke dalam atau terasa gatal.
- j. Nyeri payudara atau pembengkakan salah satu payudara.

5. Deteksi Kanker Payudara

Berikut adalah beberapa prosedur yang digunakan untuk mendeteksi kanker payudara (Manajemen Modern dan Kesehatan Masyarakat, 2011: 3).

a. SADARI (Pemeriksaan Payudara Sendiri)

Jika SADARI dilakukan secara rutin, maka seorang wanita akan dapat menemukan benjolan pada stadium dini. Sebaiknya SADARI dilakukan pada waktu yang sama setiap bulan. Bagi wanita yang masih mengalami menstruasi, waktu yang paling tepat untuk melakukan SADARI adalah 7-10 hari sesudah hari pertama menstruasi. Bagi wanita pasca *menopause*, SADARI bisa dilakukan kapan saja, tetapi secara rutin dilakukan setiap bulan.

b. *Mammografi*

Mammografi merupakan pemeriksaan payudara menggunakan sinar X dosis rendah untuk menemukan daerah yang abnormal pada payudara. Para ahli menganjurkan kepada setiap wanita yang berusia di atas 40 tahun untuk melakukan *mammogram* secara rutin setiap 1-2 tahun dan pada usia 50 tahun ke atas, *mammogram* dilakukan sekali dalam satu tahun.

c. USG Payudara

USG digunakan untuk membedakan *kista* (kantung berisi cairan) dengan benjolan padat.

d. *Termografi*

Pada *termografi* digunakan suhu untuk menemukan kelainan pada payudara.

e. Biopsi (pengambilan contoh jaringan payudara untuk diperiksa dengan mikroskop).

- f. *Rontgen* dada.
- g. Pemeriksaan darah untuk menilai fungsi hati dan penyebaran kanker.
- h. *Scanning* tulang (dilakukan jika tumornya besar atau ditemukan pembesaran kelenjar getah bening).

B. Konsep Dasar *Artificial Neural Network*

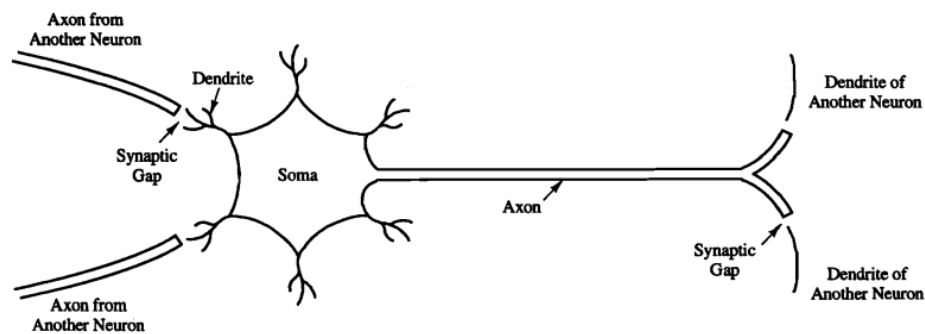
Jaringan syaraf tiruan sederhana diperkenalkan oleh McCulloch dan Pitts di tahun 1943 yang menyimpulkan bahwa kombinasi beberapa neuron sederhana menjadi sebuah sistem neural akan meningkatkan kemampuan komputasinya. Bobot dalam jaringan yang diusulkan oleh McCulloch dan Pitts diatur untuk melakukan fungsi logika sederhana. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi *threshold*. Tahun 1958, Rosenblatt memperkenalkan dan mulai mengembangkan model jaringan yang disebut *perceptron*. Metode pelatihan diperkenalkan untuk mengoptimalkan hasil iterasinya. Widrow dan Hoff (1960) mengembangkan *perceptron* dengan memperkenalkan aturan pelatihan jaringan yang dikenal sebagai aturan *delta* (kuadrat rata-rata terkecil). Peneliti terdahulu hanya menggunakan jaringan dengan layer tunggal. Rumelhart (1986) mengembangkan *perceptron* menjadi *backpropagation*, yang memungkinkan jaringan diproses melalui beberapa *layer*. Selain itu, beberapa model jaringan syaraf tiruan lain juga dikembangkan oleh Kohonen (1972), Hopfield (1982). (Siang, 2009:4).

Artificial Neural Network atau jaringan syaraf tiruan adalah sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi. *Artificial Neural Network* dibentuk sebagai generalisasi model

matematika dari jaringan syaraf tiruan dengan asumsi sebagai berikut (Fausett, 1994:3).

- 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 (2009:3) besarnya output ini selanjutnya dibandingkan dengan suatu batas ambang.

Gambar 2.1 menunjukkan salah satu contoh jaringan syaraf secara biologis.

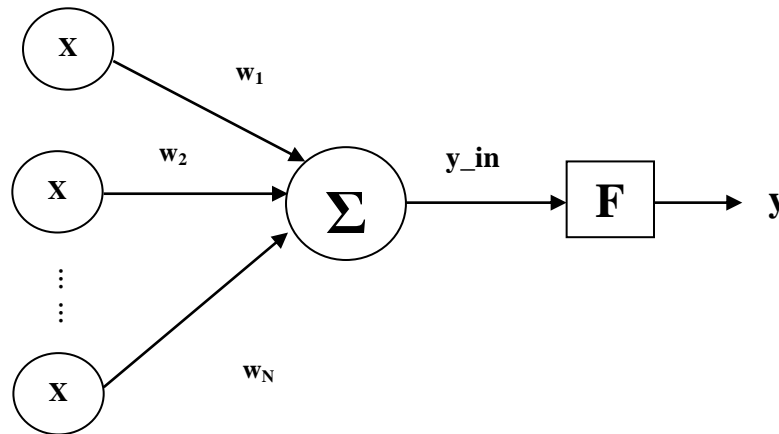


Gambar 2.1. Syaraf Secara Biologis

Neural Network mempunyai karakteristik sebagai berikut. (Fausett, 1994:3).

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

Gambar 2.2 menunjukkan *neural network* sederhana dengan fungsi aktivasi F.



Gambar 2.2. Neural Network Sederhana

Pada Gambar 2.2 di atas, sebuah neuron akan mengolah N *input* (x_1, x_2, \dots, x_N) yang masing-masing memiliki bobot w_1, w_2, \dots, w_N , dengan rumus (Sri Kusumadewi & Sri Hartati, 2010:72):

$$y_in = \sum_{i=1}^N x_i w_i, \quad (2.1)$$

kemudian fungsi aktivasi F akan mengaktivasi y_in 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.

$$y_{in_j} = \sum_{i=1}^N x_i w_{ij}; j = 1, 2, \dots, m, \quad (2.2)$$

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

1. *Arsitektur Neural Network*

Hubungan antarneuron dalam *neural network* mengikuti pola tertentu tergantung pada arsitektur *neural network*-nya. Menurut Sri Kusumadewi dan Sri Hartati (2010:74), pada dasarnya ada 3 macam arsitektur *neural network* sebagai berikut.

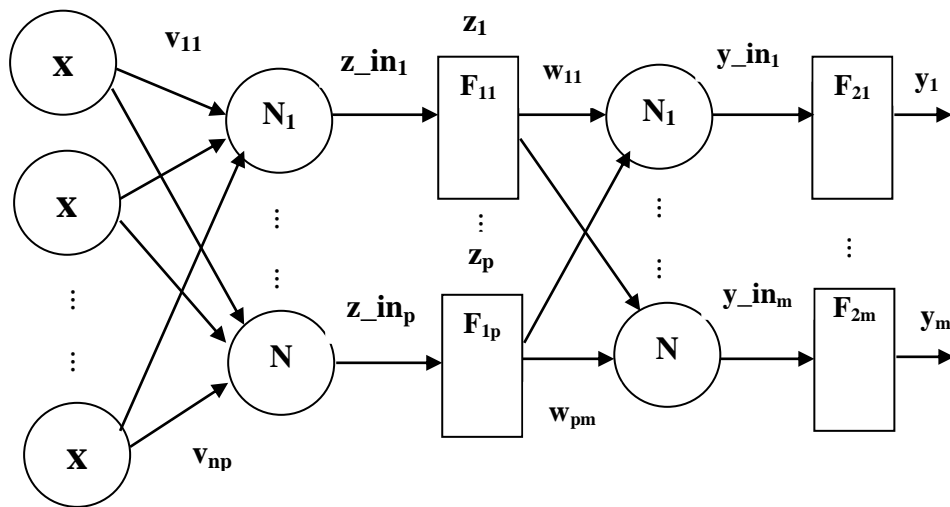
a. *Neural network dengan lapisan tunggal (single layer net)*

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 2.2 merupakan salah satu contoh *neural network* 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.

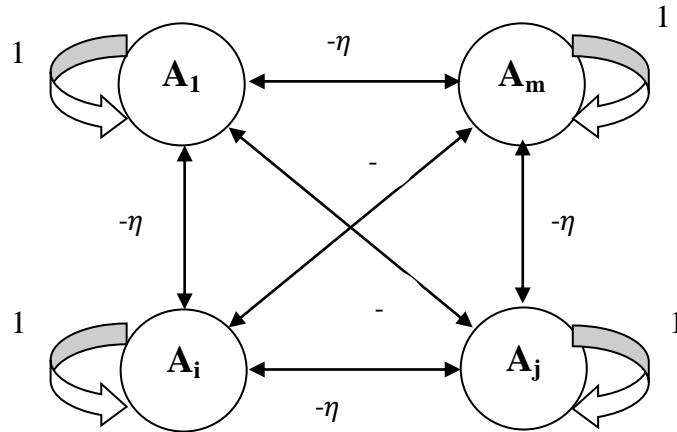
Gambar 2.3 menunjukkan salah satu contoh arsitektur *neural network* dengan banyak lapisan. Hanya ada satu lapisan tersembunyi pada arsitektur tersebut, v_{ij} ($i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, p$) adalah bobot-bobot yang menghubungkan antara neuron-neuron pada lapisan *input* dengan lapisan tersembunyi. Sedangkan w_{jk} ($j = 1, 2, \dots, p; k = 1, 2, \dots, m$) adalah bobot-bobot yang menghubungkan antara neuron-neuron pada lapisan tersembunyi dengan lapisan *output*. Z_{in_j} adalah hasil pengolahan data pada lapisan tersembunyi, dengan fungsi aktivasi F_1 untuk menghasilkan z_j , sedangkan y_{in_k} adalah hasil pengolahan data pada lapisan *output* dengan fungsi aktivasi F_2 untuk menghasilkan output jaringan y_k .



Gambar 2.3. Arsitektur *Neural Network* dengan Banyak Lapisan

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

Arsitektur ini memiliki bentuk yang berbeda dimana antarneuron dapat saling dihubungkan. Gambar 2.4 adalah salah satu contoh dari arsitektur ini.



Gambar 2.4. Neural Network dengan Lapisan Kompetitif

2. Fungsi Aktivasi

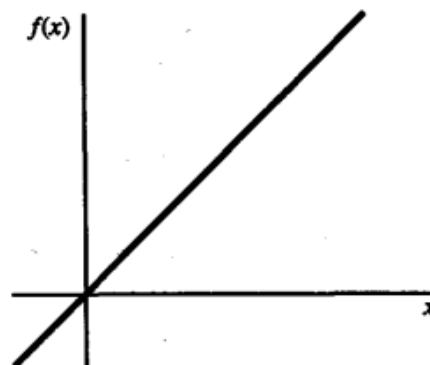
Berikut ini adalah beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam *artificial neural network* dan disediakan pada toolbox Matlab (Fausett, 1994: 17-19).

a. Fungsi Linear

Fungsi linear dirumuskan sebagai: $f(x) = ax + b, x \in R$. Jika $a = 1$ dan $b = 0$, maka:

$$f(x) = x, x \in R. \quad (2.3)$$

Persamaan (2.3) disebut fungsi identitas. Fungsi identitas memiliki nilai *output* yang sama dengan nilai *inputnya* (Gambar 2. 5).

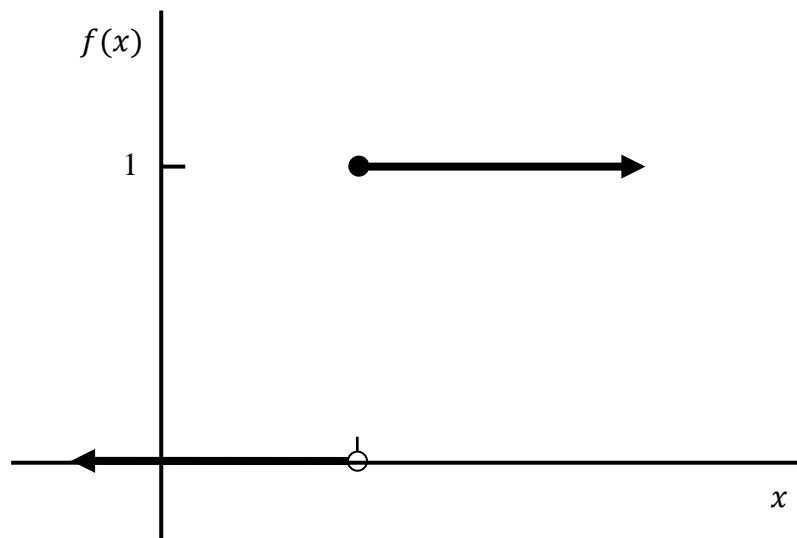


Gambar 2.5. Fungsi Aktivasi Identitas

b. Fungsi Undak Biner (dengan *threshold* θ)

Jaringan dengan lapisan tunggal sering menggunakan fungsi undak biner (*step function*) untuk mengkonversikan *input* dari suatu variabel yang bernilai kontinu ke suatu output biner (0 atau 1). Fungsi aktivasi undak biner ditunjukkan pada Gambar 2.6. Fungsi undak biner dirumuskan sebagai berikut.

$$y = \begin{cases} 0, & \text{jika } x < \theta \\ 1, & \text{jika } x \geq \theta \end{cases} \quad (2.4)$$



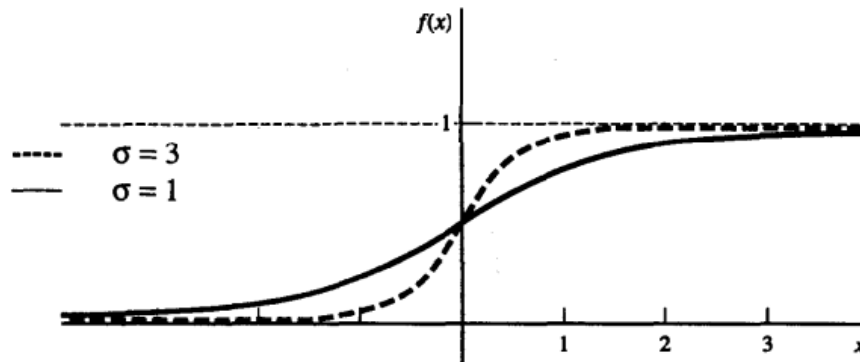
Gambar 2.6. Fungsi Aktivasi Undak Biner

c. Fungsi Sigmoid Biner

Fungsi ini menguntungkan jika digunakan untuk *neural network* yang dilatih dengan menggunakan metode *backpropagation*. Fungsi sigmoid biner memiliki nilai pada range 0 sampai 1 (Gambar 2.7). Namun, fungsi ini bisa juga digunakan oleh *neural network* yang nilai outputnya 0 atau 1. Fungsi sigmoid biner dirumuskan sebagai berikut.

$$y = f(x) = \frac{1}{1+e^{-\sigma x}} \quad (2.5)$$

dengan: $f'(x) = \sigma f(x)[1 - f(x)]$



Gambar 2.7. Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner dengan $\sigma=1$ dan $\sigma=3$

d. Fungsi Sigmoid Bipolar

Fungsi sigmoid bipolar hampir sama dengan fungsi sigmoid biner, hanya saja *output* dari fungsi ini memiliki range antara -1 sampai 1 (Gambar 2.8). Fungsi sigmoid bipolar dirumuskan sebagai berikut.

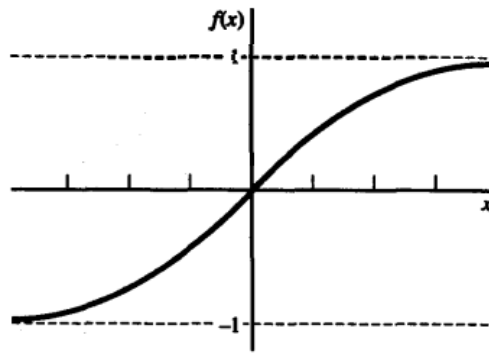
$$f(x) = \frac{1 - e^{-\sigma x}}{1 + e^{-\sigma x}} \quad (2.6)$$

$$\text{dengan: } f'(x) = \frac{\sigma}{2} [1 + f(x)][1 - f(x)]$$

Fungsi ini sangat dekat dengan fungsi *hyperbolic tangent*. Keduanya memiliki range antara -1 sampai 1. Untuk fungsi *hyperbolic tangent* dirumuskan sebagai berikut.

$$y = f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.7)$$

$$\text{atau } y = f(x) = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}} \quad (2.8)$$



Gambar 2.8. Fungsi Aktivasi Sigmoid Bipolar

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*) (Sri Kusumadewi & Sri Hartati, 2010:84-85).

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 akan 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.

C. Algoritma *Backpropagation*

Backpropagation merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi dan biasanya digunakan oleh perceptron dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan neuron-neuron yang ada pada lapisan tersembunyinya (Sri Kusumadewi & Sri Hartati, 2010:103). Pembelajaran *backpropagation* dengan jaringan *feedforward* mampu mengatur bobot sehingga pada akhir pelatihan akan diperoleh bobot-bobot yang baik. Prinsip dasar dari algoritma *backpropagation* adalah memperbaiki bobot-bobot jaringan dengan arah yang membuat fungsi kinerja (*Mean Square Error*) menjadi turun dengan cepat (Sri Kusumadewi, 2004:116). Pembelajaran *backpropagation* melibatkan tiga tahap, yaitu *feedforward* dari pola pembelajaran input, *backpropagation* dari

kesalahan dan penyesuaian bobot (Fausett, 1994:290). Berikut adalah algoritma pembelajaran dari *backpropagation* (Fausett, 1994:294-296).

Langkah 0 : Inisialisasi semua bobot (dengan bilangan acak terkecil).

Langkah 1 : Jika kondisi berhenti belum terpenuhi ($E_{poh} < \text{MaksimumEpo}$ dan $MSE > \text{Target Error}$), maka lakukan langkah 2-9.

Langkah 2 : Untuk setiap pasangan data pembelajaran, lakukan langkah 3-8.

Feedforward:

Langkah 3 : Setiap neuron input ($X_i, i = 1, \dots, n$) menerima sinyal dan meneruskannya ke neuron tersembunyi di atasnya.

Langkah 4 : Menghitung semua output di neuron tersembunyi ($Z_j, j = 1, \dots, p$).

$$z_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (2.9)$$

$$z_j = f(z_in_j) \quad (2.10)$$

dan mengirimkan sinyal ini ke semua neuron di lapisan atas (neuron output).

Langkah 5 : Menghitung semua output jaringan di neuron ($Y_k, k = 1, \dots, m$).

$$y_in_k = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (2.11)$$

$$y_k = f(y_in_k) \quad (2.12)$$

Backpropagation dari kesalahan:

Langkah 6 : Menghitung kesalahan dari neuron output di masing-masing neuron output ($y_k, k = 1, \dots, m$).

$$\delta_k = (t_k - y_k)f'(y_{in_k}) \quad (2.13)$$

Menghitung perubahan bobot w_{jk} (untuk memperbarui w_{jk}).

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (2.14)$$

Menghitung perubahan bias w_{0k} (untuk memperbarui w_{0k}).

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (2.15)$$

dan mengirimkan δ_k ke neuron-neuron pada lapisan bawah.

Langkah 7 : Menghitung kesalahan dari neuron tersembunyi di masing-masing neuron tersembunyi ($Z_j, j = 1, \dots, p$).

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (2.16)$$

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (2.17)$$

Menghitung perubahan bobot (untuk memperbarui v_{ij}).

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (2.18)$$

Menghitung perubahan bias (untuk memperbarui v_{0j}).

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (2.19)$$

Memperbarui Bobot dan Bias:

Langkah 8 : Setiap neuron output ($Y_k, k = 1, \dots, m$) memperbarui bias dan bobotnya ($j = 0, \dots, p$);

$$w_{jk}(new) = w_{jk}(old) + \Delta w_{jk}. \quad (2.20)$$

Setiap neuron tersembunyi ($Z_j, j = 1, \dots, p$) memperbarui bias dan bobotnya ($i = 0, \dots, n$);

$$v_{ij}(new) = v_{ij}(old) + \Delta v_{ij}. \quad (2.21)$$

Langkah 9 : Kondisi pengujian berhenti.

D. Logika Fuzzy

1. Himpunan Klasik (*Crisp*)

Pada dasarnya, teori himpunan *fuzzy* merupakan perluasan dari himpunan klasik. Pada teori himpunan klasik, suatu elemen pada suatu himpunan memiliki 2 kemungkinan keberadaan, yaitu menjadi anggota himpunan atau tidak menjadi anggota himpunan (Chak *et al*, 1998: 60). Suatu nilai yang menunjukkan seberapa besar tingkat keanggotaan suatu elemen (x) dalam suatu himpunan (A), sering dikenal dengan nama nilai keanggotaan atau derajat keanggotaan, dinotasikan dengan $\mu_A(x)$. Pada himpunan klasik, hanya ada 2 nilai keanggotaan, yaitu $\mu_A(x) = 1$ untuk x menjadi anggota A dan $\mu_A(x) = 0$ untuk x bukan anggota dari A (Sri Kusumadewi & Sri Hartati, 2010:15).

2. Himpunan Fuzzy

Himpunan *fuzzy* diperkenalkan oleh Zadeh pada tahun 1965 sebagai sarana mewakili dan memanipulasi data yang tidak pasti, melainkan data yang kabur (Fuller, 1995:3). Menurut Zimmermann (1996:11-12) jika X adalah koleksi dari obyek-obyek yang dinotasikan oleh x , maka himpunan *fuzzy* A dalam X adalah suatu himpunan pasangan berurutan:

$$A = \{(x, \mu_A(x)|x \in X)\} \quad (2.22)$$

dengan $\mu_A(x)$ adalah derajat keanggotaan x di A yang memetakan X ke ruang keanggotaan M yang terletak pada interval $[0,1]$.

Jika $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ adalah himpunan berhingga dan A adalah himpunan *fuzzy* dalam x , maka:

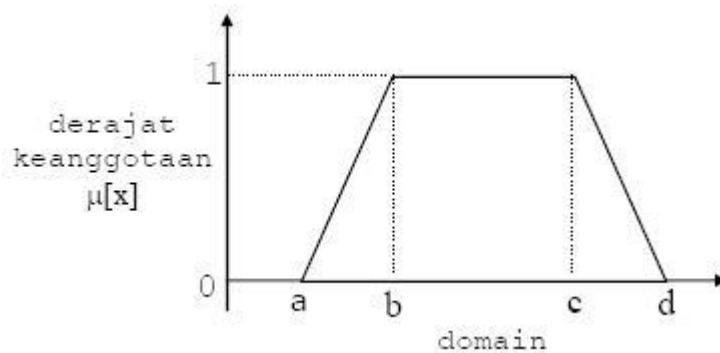
$$A = \mu_1/x_1 + \dots + \mu_n/x_n \quad (2.23)$$

dimana $\mu_i/x_i, i = 1, \dots, n$ menandakan bahwa μ_i adalah derajat keanggotaan dari x_i dan tanda ‘+’ merepresentasikan gabungan (Fuller, 1995:12).

3. Fungsi Keanggotaan

Fungsi keanggotaan (*membership function*) adalah suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik *input* data ke dalam nilai keanggotaannya. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mendapatkan nilai keanggotaan adalah dengan melalui pendekatan fungsi (Sri Kusumadewi & Sri Hartati, 2010:22). Ada beberapa fungsi yang bisa digunakan. Pada tugas akhir ini, fungsi yang digunakan adalah fungsi keanggotaan representasi kurva trapesium (Gambar 2.9). Kurva trapesium memiliki bentuk seperti segitiga, dimana terdapat titik yang memiliki nilai keanggotaan 1. Berikut adalah fungsi keanggotaannya (Edy Irwansyah & Muhammad Faisal, 2015: 36-37).

$$\mu(x) = \begin{cases} 0; & x \leq a \text{ atau } x \geq d \\ \frac{x-a}{b-a}; & a \leq x \leq b \\ 1; & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}; & c \leq x \leq d \end{cases} \quad (2.24)$$



Gambar 2.9. Representasi Kurva Trapesium

4. Operator-operator *Fuzzy*

Pada dasarnya ada 2 model operator *fuzzy*, yaitu operator-operator dasar yang dikemukakan oleh Zadeh dan operator-operator alternatif yang dikembangkan dengan menggunakan konsep transformasi tertentu. Berikut adalah 2 model operator *fuzzy* tersebut.

a. Operator-operator Dasar Zadeh

Terdapat beberapa operasi yang didefinisikan secara khusus untuk mengkombinasi dan memodifikasi himpunan *fuzzy*. Nilai keanggotaan sebagai hasil dari operasi 2 himpunan dikenal dengan nama *fire strength* atau α -predikat. Berikut adalah 3 operator dasar yang diciptakan oleh Zadeh (Fuller, 1995: 23).

1. Operator AND

Operator AND berhubungan dengan operasi interseksi pada himpunan. Hasil operasi dengan operator AND didefinisikan sebagai berikut.

$$\mu_{A \cap B} = \min(\mu_A(x), \mu_B(y)) \quad (2.25)$$

2. Operator OR

Operator OR berhubungan dengan operasi union pada himpunan. Hasil operasi dengan operator OR didefinisikan sebagai berikut.

$$\mu_{A \cup B} = \max(\mu_A(x), \mu_B(y)) \quad (2.26)$$

3. Operator NOT

Operator NOT berhubungan dengan operasi komplemen pada himpunan. Hasil operasi dengan operator NOT didefinisikan sebagai berikut.

$$\mu_{A'} = 1 - \mu_A(x) \quad (2.27)$$

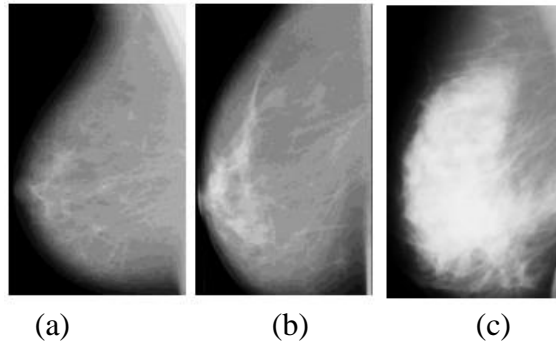
b. Operator-operator Alternatif

Pada dasarnya, ada 2 tipe operator alternatif, yaitu operator alternatif yang didasarkan pada transformasi aritmatika dan operasi alternatif yang didasarkan pada transformasi fungsi yang lebih kompleks (Sri Kusumadewi & Sri Hartati, 2010: 39).

E. Pengolahan Citra Digital

Menurut Darma Putra (2010: 19), 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. (Darma Putra, 2010: 40). Citra *grayscale* yang digunakan dalam tugas akhir ini adalah citra *mammogram* yang merupakan hasil dari pencitraan *mammografi*, dan digolongkan menjadi 3 kelompok, Gambar 2.10 menyajikan citra *mammogram* normal, citra *mammogram* tumor dan citra *mammogram* kanker.



Gambar 2.10. Citra *mammogram* untuk payudara normal (a), Citra *mammogram* untuk tumor payudara (b), dan Citra *mammogram* untuk kanker payudara (c).

Untuk memperbaiki dan meningkatkan kualitas citra *mammogram* payudara dilakukan *preprocessing* dengan menggunakan operasi pengolahan citra, yaitu operasi titik. Operasi titik merupakan operasi pengolahan citra yang paling sederhana. Menurut Rinaldi Munir (2004:41-42), 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) (Darma Putra, 2010:35). Secara matematis, operasi titik dinyatakan sebagai berikut (Gambar 2.11).

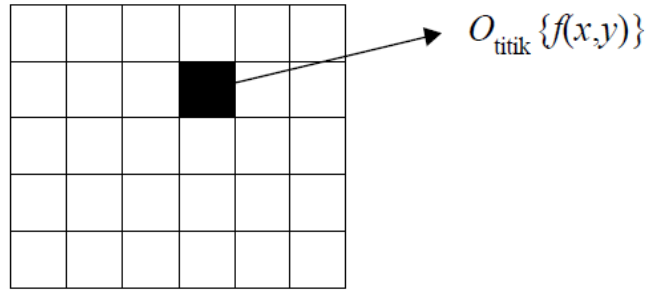
$$f_B(x, y) = O_{titik}\{f_A(x, y)\} \quad (2.28)$$

Keterangan:

f_A = citra masukan

f_B = citra keluaran

O_{titik} = operasi *linear* atau *nonlinear*.



Gambar 2.11. 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 (Rinaldi Munir, 2004:83). 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*.

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

$$f(x,y)' = f(x,y) + b, \quad (2.29)$$

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 kecerahan gambar berkurang (Rinaldi Munir, 2004:92).

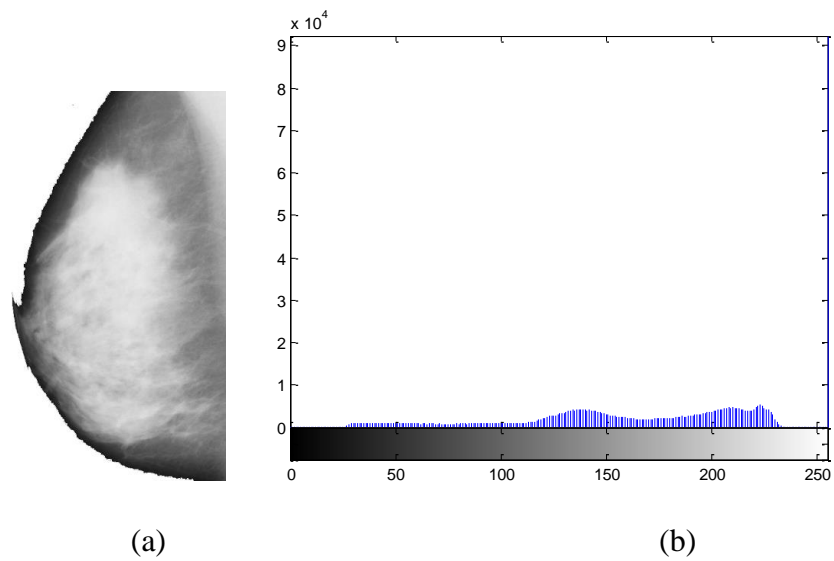
Menurut Darma Putra (2010:121), proses penyesuaian dilakukan dengan menambahkan (mengurangkan) nilai setiap *pixel* dengan suatu konstanta. Apabila nilai *pixel* setelah penyesuaian melebihi nilai maksimum intensitas yang mungkin untuk citra *grayscale* (nilai maksimum intensitas adalah 255), maka nilai *pixel* tersebut akan dijadikan 255. Demikian pula sebaliknya, jika nilai *pixel* hasil penyesuaian lebih kecil dari 0 (nol), maka nilai *pixel* tersebut dijadikan 0.

Perintah Matlab untuk melakukan operasi *intensity adjustment* adalah sebagai berikut:

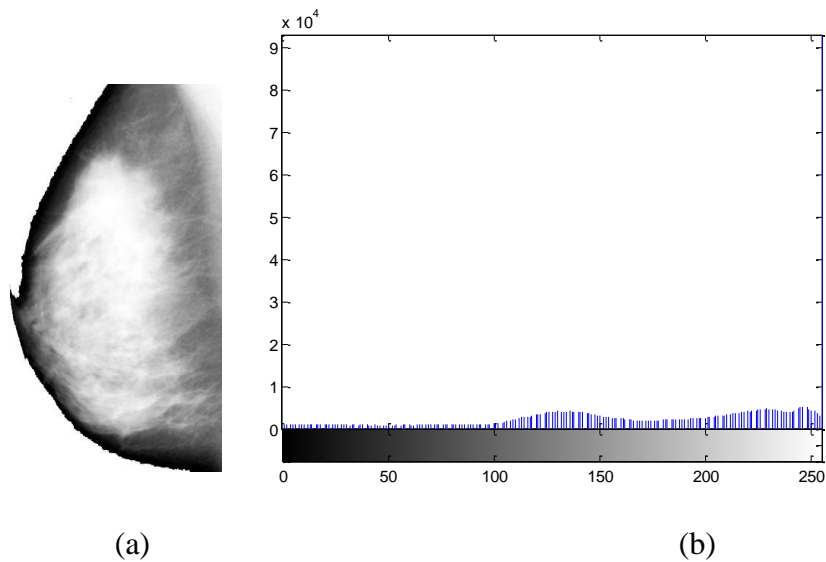
```
J = imadjust(I,[low_in,high_in],[low_out,high_out])
```

dimana `low_in` merupakan nilai intensitas yang akan dipetakan sebagai `low_out` dan `high_in` merupakan nilai intensitas yang akan dipetakan sebagai `high_out`.

Contoh 2.1. Penggunaan teknik operasi titik *intensity adjustment*. Citra `mdb003.png` yang ditunjukkan pada Gambar 2.12.(a) merupakan citra dengan nilai kekontrasan yang rendah. Berdasarkan *histogramnya* (Gambar 2.12.(b)) dapat diketahui bahwa citra tersebut memiliki *pixel* yang rendah di bawah 40 dan di atas 225. Upaya perbaikan citra yang dilakukan adalah memetakan *histogram* secara *linear*, sehingga diperoleh citra baru yang memiliki rentang *histogram* antara 0 sampai 255. Citra hasil operasi titik *intensity adjustment* dan *histogramnya* ditunjukkan pada Gambar 2.13.



Gambar 2.12. (a) Citra mdb003 .png sebelum dilakukan operasi titik. (b) Data *histogram* citra mdb003 .png sebelum dilakukan operasi titik.



Gambar 2.13. (a) Citra mdb003 .png setelah dilakukan operasi titik. (b) Data *histogram* citra mdb003 .png setelah dilakukan operasi titik.

Perintah yang diberikan pada Matlab adalah sebagai berikut.

```
I=imread('mdb003.png');
J=imadjust(I,[0.15 0.9],[0 1]);
figure,imshow(I);figure,imhist (I);
figure,imshow(J);figure,imhist (J);
```

Setelah melakukan operasi titik *intensity adjustment* pada citra *mammogram* payudara tersebut kemudian diekstraksi sehingga diperoleh parameter-parameter statistik yang akan digunakan sebagai *input* untuk klasifikasi stadium kanker payudara. 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 & Ray, 2005:183). Parameter-parameter statistika yang diperoleh dari hasil ekstraksi citra antara lain sebagai berikut.

1. Kontras

Kontras menunjukkan ukuran variasi antarderajat 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 & Ray, 2005: 184). Rumus kontras adalah sebagai berikut (Haralick *et al*, 1973: 619):

$$Kontras = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i - j)^2 p(i, j) \quad (2.30)$$

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 & Ray, 2005: 184). Rumus korelasi adalah sebagai berikut (Haralick *et al*, 1973: 619):

$$Korelasi = \frac{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (ij)p(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2.31)$$

dimana μ_x , μ_y , σ_x dan σ_y adalah rata-rata dan standar deviasi dari p_x dan p_y , dengan (Soh & Tsatsoulis, 1999: 781):

$$\mu_x = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} i \cdot p(i, j),$$

$$\mu_y = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} j \cdot p(i, j),$$

$$\sigma_x = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i - \mu_x)^2 \cdot p(i, j),$$

$$\sigma_y = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (j - \mu_y)^2 \cdot p(i, j).$$

3. Energi

Energi adalah jumlah kuadrat elemen pada GLCM. Rumus energi adalah sebagai berikut (Soh & Tsatsoulis, 1999: 781).

$$Energi = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} [p(i, j)]^2 \quad (2.32)$$

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 & Mukharje, 2013: 331).

$$Homogenitas = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \frac{p(i, j)}{1+|i-j|} \quad (2.33)$$

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: 46). Rumus dari entropi adalah sebagai berikut (Haralick *et al*, 1973:619).

$$Entropi = - \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) \log(p(i, j)) \quad (2.34)$$

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 (Haralick *et al*, 1973:619).

$$SS = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (1 - \mu)^2 (p(i, j)) \quad (2.35)$$

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 (Haralick *et al*, 1973:619).

$$IDM = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \frac{1}{1+(i-j)^2} p(i, j) \quad (2.36)$$

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 (Haralick *et al*, 1973:619).

$$SA = \sum_{k=2}^{2N_g} k p_{x+y}(k) \quad (2.37)$$

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 (Haralick *et al*, 1973:619).

$$SE = - \sum_{k=2}^{2N_g} p_{x+y}(k) \log\{p_{x+y}(k)\} \quad (2.38)$$

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 (Haralick *et al*, 1973:619).

$$SV = \sum_{k=2}^{2N_g} (i - SE)^2 p_{x+y}(k) \quad (2.39)$$

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 (Haralick *et al*, 1973:619).

$$DV = var(p_{x-y}(k)) \quad (2.40)$$

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.

12. *Difference entropy*

Rumus dari *difference entropy* adalah sebagai berikut (Haralick *et al*, 1973:619).

$$DE = - \sum_{k=0}^{N_g-1} p_{x-y}(k) \log(p_{x-y}(k)) \quad (2.41)$$

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: 11).

$$MP = \max_{i,j}(p(i,j)) \quad (2.42)$$

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: 11).

$$D = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j)|i - j| \quad (2.43)$$

dengan

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

N_g adalah banyak tingkat abu-abu dari citra.

F. Pengukuran Ketepatan Hasil 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. Ketiga ukuran statistik kinerja tersebut dapat dihitung dengan menentukan terlebih dahulu nilai dari *True Positive*, *True negative*, *False Postive* dan *False Negative*.

Pengklasifikasian yang dilakukan dalam tugas akhir ini adalah klasifikasi stadium kanker payudara, yaitu normal, tumor dan kanker. Tabel 2.1 merupakan tabel hasil uji diagnosa (Wong & Lim, 2011:317).

Tabel 2.1. Hasil Uji Diagnosa

<i>Test</i>	<i>Disease</i>	
	<i>Present</i>	<i>Absent</i>
<i>Test positive</i>	<i>True Positive (TP)</i>	<i>False Positive (FP)</i>
<i>Test negative</i>	<i>False Negative (FN)</i>	<i>True Negative (TN)</i>

Keterangan (Zhu *et al*, 2010: 2):

True Positive (TP) adalah pasien memiliki penyakit dan hasil klasifikasi menunjukkan adanya penyakit.

True Negative (TN) adalah pasien tidak memiliki penyakit dan hasil klasifikasi menunjukkan tidak ada penyakit.

False Positive (FP) adalah pasien tidak memiliki penyakit dan hasil klasifikasi menunjukkan adanya penyakit.

False Negative (FN) adalah pasien memiliki penyakit dan hasil klasifikasi menunjukkan tidak ada penyakit.

Sensitivitas adalah kemampuan uji untuk mengidentifikasi hasil positif yang tepat (Wong & Lim, 2011: 316). Sensitivitas digunakan untuk mengidentifikasi pasien yang tepat memiliki penyakit dari semua pasien yang memiliki penyakit. Rumus dari sensitivitas adalah sebagai berikut (Wong & Lim, 2011: 316).

$$Sensitivitas = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (2.44)$$

Spesifisitas adalah kemampuan tes untuk mengidentifikasi hasil negatif yang tepat (Wong & Lim, 2011: 316). Spesifisitas digunakan untuk mengidentifikasi pasien yang tepat tidak memiliki penyakit dari semua pasien yang tidak memiliki penyakit. Berikut adalah rumus dari spesifisitas (Wong & Lim, 2011:316).

$$\text{Spesifisitas} = \frac{TN}{TN+FP} \times 100\% \quad (2.45)$$

Akurasi adalah kemampuan tes untuk mengidentifikasi hasil yang tepat, baik tepat positif atau tepat negatif dalam suatu populasi. Berikut adalah rumus dari akurasi.

$$\text{Akurasi} = \frac{C}{N} \times 100\% \quad (2.46)$$

dengan

C : banyaknya klasifikasi yang tepat

N : total keseluruhan data.