

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1. Pengolahan Citra

Menurut (Kusumanto dan Tomponu, 2011) Pengolahan citra digital (*Digital image Processing*) merupakan disiplin ilmu yang mempelajari tentang teknik pengolahan citra. Citra yang dimaksud tersebut adalah foto (gambar yang diam) maupun gambar yang bergerak (video baik dari *webcam* atau yang lainnya). Sedangkan maksud dari kata digital yaitu pengelolaan gambar tersebut dengan menggunakan teknologi komputer. Secara sistematis, citra adalah fungsi kontinu dengan intensitas cahaya pada bidang datar atau dua dimensi. Untuk mempermudah dalam melakukan pengolahan terhadap citra maka gambar harus dibuat dalam numerik dengan nilai-nilai diskrit. Sehingga dapat dikatakan citra digital dapat direpresentasikan dengan matrik dua dimensi ($m \times n$) yang terdiri dari baris dan kolom.

Menurut (Kadir dan Susanto, 2012) pada umumnya operasi pengolahan citra dilakukan apabila:

1. Melakukan perbaikan atau melakukan modifikasi dengan tujuan untuk memperjelas sesuatu atau menonjolkan sesuatu agar dapat memberikan suatu informasi yang terdapat pada citra.
2. Elemen pada citra harus dilakukan suatu pengelompokan.
3. Pada suatu citra kadang perlu dilakukan penggabungan dengan citra yang lainnya.

Menurut (Kadir dan Susanto, 2012) manfaat dari pengolahan citra adalah:

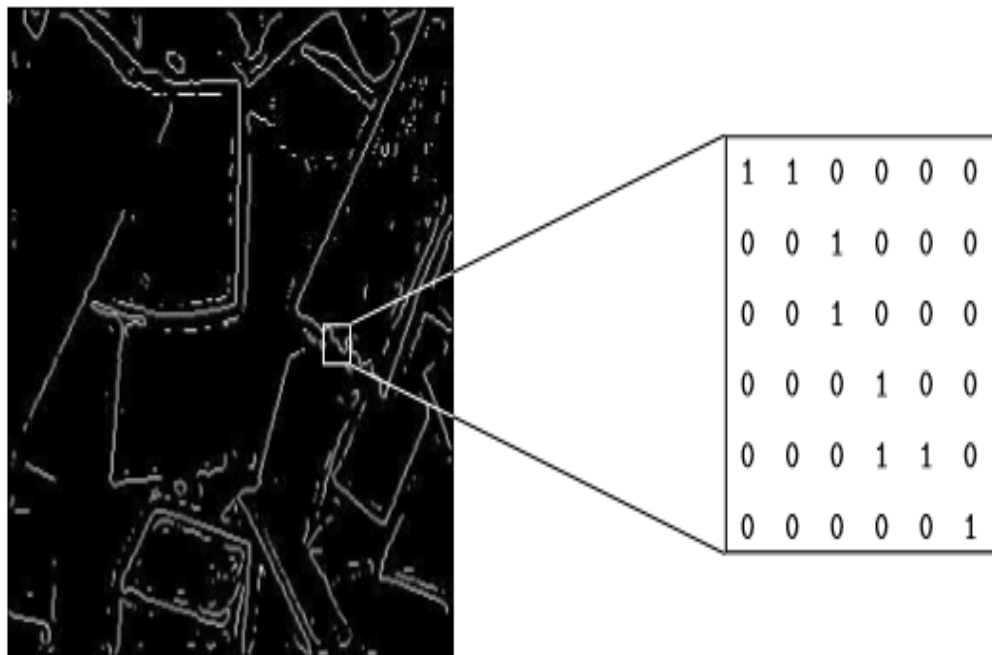
1. Membuat gambar lebih jelas dari sebelumnya yang kurang kontras.
2. Memberikan kecerahan pada gambar.
3. Dapat melakukan pemutaran gambar.
4. Dapat melakukan pemudaran gambar.
5. Dapat menghilangkan noda bintik yang terdapat pada gambar.
6. Dapat melakukan pemisahan gambar dengan latar belakangnya.

7. Mendapatkan ciri-ciri suatu objek dengan statistika.
8. Dapat membuat objek menjadi seperti dibuat dengan menggunakan pensil.

Menurut (Mcandrew, 2004) tentang tipe-tipe citra yaitu:

1. Citra Biner

Setiap piksel hanya hitam atau putih. Karena hanya ada dua nilai yang mungkin untuk setiap piksel, kita hanya memerlukan satu bit per piksel. Citra semacam itu bisa sangat efisien dalam hal penyimpanan. Gambar yang representasi binernya termasuk teks (cetak atau tulisan tangan), sidik jari, atau rencana arsitektur. Berikut ini contoh citra biner:



Gambar 2.1 Citra Biner (Mcandrew, 2004)

2. Citra *Grayscale*

Setiap *pixel* adalah warna abu-abu, biasanya dari 0 (hitam) sampai 255 (putih). Rentang ini berarti setiap piksel dapat diwakili oleh delapan bit, atau tepat satu byte. Ini adalah rentang yang sangat alami untuk penanganan file gambar. Citra semacam itu muncul dalam pengobatan (sinar-X), gambar karya cetak, dan tingkat abu-abu 256 jauh lebih cocok untuk pengenalan benda-benda alami. Berikut ini contoh dari citra keabuan:



230	229	232	234	235	232	148
237	236	236	234	233	234	152
255	255	255	251	230	236	161
99	90	67	37	94	247	130
222	152	255	129	129	246	132
154	199	255	150	189	241	147
216	132	162	163	170	239	122

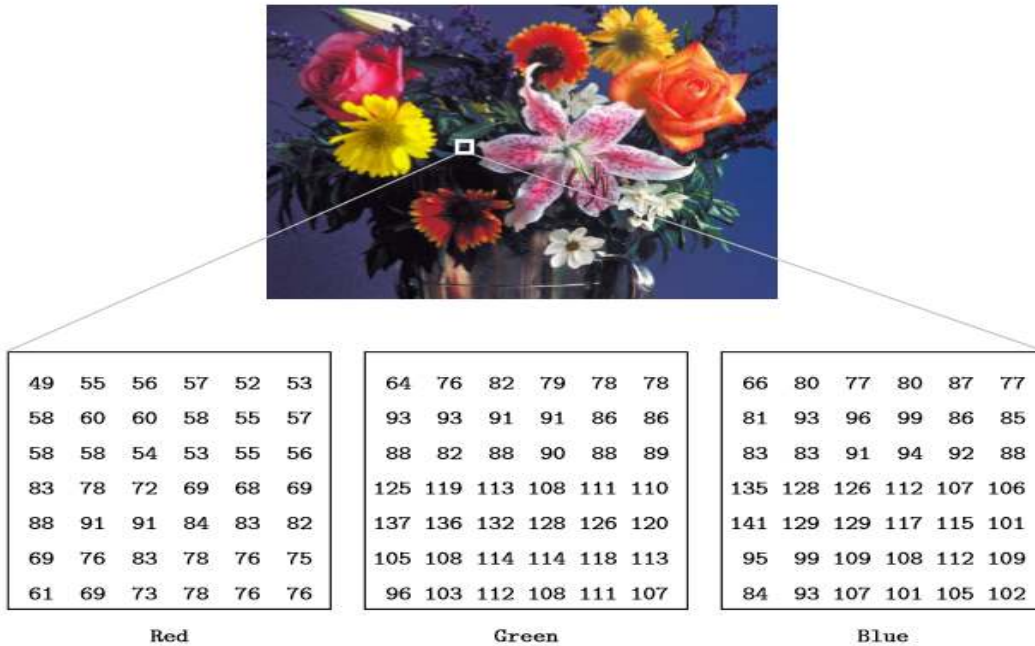
Gambar 2.2 Citra Keabuan (Mcandrew, 2004)

3. Citra Berwarna (*Color Image*)

Di sini setiap *pixel* memiliki warna tertentu, warna itu digambarkan dengan jumlah warna merah, hijau dan biru di dalamnya. Jika masing-masing komponen ini memiliki rentang 0 - 255, ini memberikan total $255^3 = 16.777.216$ kemungkinan warna yang berbeda pada gambar. Ini cukup warna untuk gambar apapun. Karena jumlah bit yang dibutuhkan untuk setiap piksel adalah 24, gambar semacam itu juga disebut gambar berwarna 24 bit.

Citra semacam itu dapat dianggap terdiri dari "tumpukan" tiga matriks, yang mewakili nilai merah (*Red*), hijau (*Green*) dan biru (*Blue*) untuk setiap piksel. Ini berarti bahwa untuk setiap piksel ada tiga nilai yang sesuai.

Citra berwarna adalah standar untuk tampilan warna pada monitor komputer, di perangkat TV. Tapi itu bukan cara yang bagus untuk menggambarkan warna. Bagaimana, misalnya, apakah Anda mendefinisikan cokelat muda menggunakan RGB? Ada beberapa warna yang tidak dapat direalisasikan dengan model RGB, karena mereka memerlukan nilai negatif dari satu atau dua komponen RGB. Berikut ini contoh dari citra berwarna:



Gambar 2.3 Citra Berwarna (McAndrew, 2004)

2.2. Pra-Pemrosesan (*Pre-Processing*)

Pada tahapan *pre-processing* memiliki tujuan, tujuan utama nya yaitu agar dapat meningkatkan kualitas dari citra yang mana citra yang dihasilkan memberikan informasi yang lebih jelas terhadap manusia, sehingga mudah dipahami oleh manusia tersebut (Dillak, 2013). Pada penelitian ini memiliki tahapan dalam melakukan proses *pre-processing* yaitu *Cropping*.

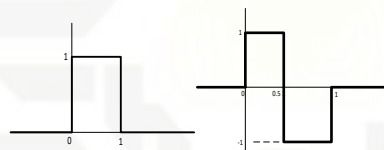
Proses *cropping* atau pemotongan memiliki fungsi agar dapat melakukan perubahan terhadap suatu *image*. Perubahan yang dilakukan yaitu melakukan penghilangan terhadap *background* dari gambar tersebut. *Cropping* ini merupakan hal yang sangat penting dimana nantinya akan menghilangkan *background* sehingga pengolahannya terfokus pada citra retina tanpa *background* serta mempermudah dalam melakukan pemrosesannya.

2.3. Ekstraksi Fitur (*Feature Extraction*)

Feature (fitur) adalah tanda yang dimiliki objek yang menjelaskan tentang karakteristik yang dimiliki oleh citra tersebut (Kadir dan Susanto, 2012). Pada

tahap ekstraksi fitur (*feature extraction*) merupakan tahap yang dilakukan agar mendapatkan frekuensi tentang kemunculan yang keluar dari masing-masing pola. Pola yang didapatkan selanjutnya akan dihitung dengan cara pemrosesan citra serta teknik-teknik analisis dan digunakan untuk melakukan perbandingan terhadap citra yang ada dengan citra yang lainnya. Adapun salah satu metode yang dapat melakukan *feature extraction* yaitu *Wavelet haar*.

Wavelet haar adalah jenis *wavelet* yang menjadi induk dari *wavelet* (*mother wavelet*) (Wijaya dan Kanata, 2004). *Wavelet haar* ini merupakan yang pertama kali digunakan dengan intensif. Metode *wavelet haar* ini memiliki fungsi untuk ekstraksi fitur atau melakukan pengambilan citra yang penting pada gambar. *Wavelet* merupakan basis yang berasal dari penskalaan (*Scaling function*). Fungsi dari penskalaan ini memiliki sifat dapat disusun dengan sejumlah salinan yang telah dilakukan dislasi, translasi dan diskala. Berikut ini gambar dari penskalaan dan *wavelet haar*.



(a) Penskalaan

(b) wavelet haar

Gambar 2.4 Fungsi Penskalaan dan Wavelet Haar (Burrus, Gopinath, dan Guo, 1998)

Langkah-langkah dalam *wavelet haar* sangat memperhitungkan dari kumpulan data serta koefisien dari *wavelet*. Dimana diumpamakan terdapat sekumpulan data yaitu $S_0, S_1, S_2, \dots, S_{N-1}$ memiliki unsur N maka akan memiliki $N/2$ nilai koefisien serta rata-rata. Rumus untuk mencari nilai rata-rata (a_i) serta koefisien (c_i) adalah berikut ini:

$$a_i = \frac{s_i + s_i + 1}{2} \dots \dots \dots (2.1)$$

$$c_i = \frac{s_i - s_i + 1}{2} \dots \dots \dots (2.2)$$

Secara terminologi *wavelet*, rata-rata dari *haar* dilakukan perhitungan dengan fungsi pengkala serta koefisien dilakukan perhitungan dengan menggunakan fungsi *wavelet*. Berikut ini merupakan persamaan dalam masukan data transformasi *haar*:

$$S_i = a_i + c_i \dots\dots\dots(2.3)$$

$$S_{i+1} = a_i - c_i \dots\dots\dots(2.4)$$

Berikut ini merupakan koefisien dari pengskalaan dan *wavelet* yaitu $h_0 = 0.5, h_1 = 0.5, g_0 = 0.5, g_1 = -0.5$.

Keterangan:

h = Koefisien fungsi pengskalan

g = koefisien fungsi *wavelet*

Berikut ini perubahan *haar* dalam bentuk matrik dari pengskalan dan nilai *wavelet*:

h_0	h_1	0	0	...
g_0	g_1	0	0	...
0	0	h_0	h_1	...
0	0	g_0	g_1	...
...

Gambar 2.5 Bank Filter Wavelet Haar (Putra, 2009)

Fungsi basis *wavelet haar* seperti pada pembahasan di atas dimana koefisien transformasi *low pass* (2.4) dan *high pass* (2.5). Berikut ini persamaan *low pass* dan *high pass* yaitu:

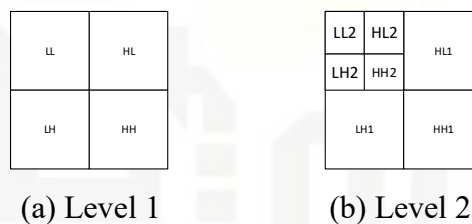
$$\text{Low pass} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (2.5)$$

$$\text{High pass} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (2.6)$$

Salah satu proses pada metode *wavelet haar* yaitu dekomposisi citra dengan level dekomposisi tertentu, pada proses dekomposisi ini setiap level nya akan melakukan proses yang melewati dari *signal* frekuensi tinggi serta rendah. Selanjutnya akan dilakukan proses *subband*, yang mana melakukan proses pengambilan *sample* dari satu perdua keluaran masing-masing filternya. Proses ini memiliki tujuan yaitu melakukan pengambilan ciri yang penting yang berada pada citra.

2.3.1. Dekomposisi Citra

Transformasi *wavelet haar* terhadap citra menghasilkan 4 subbidang citra yang berasal dari citra asalnya. Subbidang ini memiliki kawasan di dalam kawasan *wavelet*. Pembagian dari empat subbidang tersebut yaitu LL (*Low – Low*), LH (*Low – High*), HL (*High – Low*) dan HH (*High – Low*). Proses ini disebut dekomposisi (Puri, 2010). Di bawah ini merupakan gambaran dari dekomposisi tersebut.



Gambar 2.6 Dekomposisi Citra Level 1 dan level 2 (Puri, 2010)

Menurut (Puri, 2010) Pada proses dekomposisi level 1 ini, *subband* dari hasil dekomposisi dapat dilakukan dekomposisi lagi, hal ini dikarenakan level dekomposisi memiliki nilai 1 sampai dengan n atau lebih disebut dengan aliran *wavelet multilevel*. Apabila ingin dilakukan dekomposisi lagi, maka yang dilakukan dekomposisi yaitu pada *subband* LL (*Low – Low*), hal ini dikarenakan pada posisi *subband* LL terdapat sebagian besar dari informasi citra. Hasil dari dekomposisi LL ini akan mendapatkan 4 buah *subband* baru seperti pada Gambar 2.3 (b) yaitu LL2, LH2, HL2 dan HH2. Berikut ini merupakan contoh dekomposisi citra:



Gambar 2.7 Citra Asli dan Dekomposisi Level 1 (Talukder dan Harada, 2010)

2.3.2. Energi

Melakukan perhitungan energi sangat dibutuhkan karena memiliki fungsi untuk melakukan perhitungan tentang energi yang dihasilkan oleh citra hasil dari dekomposisi. Energi yang dihasilkan ini berupa koefisien, dimana koefisien tersebut adalah ciri *image* itu. Selain itu energi yang telah dihasilkan ini juga sebagai masukan untuk melakukan proses identifikasi pada proses yang selanjutnya (Wardani, 2013). Persamaan untuk melakukan perhitungan energi di setiap *subband* yaitu (Chang dan Jay Kuo, 1993):

$$e = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |x(i, j)| \dots \dots \dots (2.7)$$

Keterangan:

- i = baris matriks
- j = kolom matriks
- M = banyak baris
- N = Jumlah kolom
- e = energi
- x(i,j) = nilai *pixel* matriks dari baris ke i dan kolom ke j

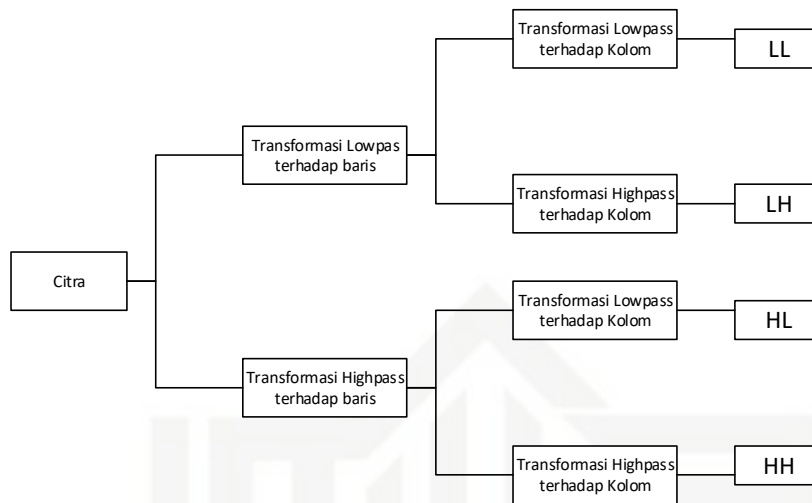
Berikut ini merupakan tahapan-tahapan dalam algoritma *wavelet haar*:

1. Tahapan pertama yaitu melakukan perubahan *Grayscale* dari Citra
 Pada tahapan ini dilakukan perubahan dari nilai RGB atau dari yang memiliki banyak warna (*Red, Green and Blue*) menjadi nilai *grayscale*.

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. Tahap kedua melakukan *transpose* dari matriks citra
 Pada tahapan *transpose* ini dilakukan perubahan posisi dari matriks baris menjadi matriks kolom. Proses ini dilakukan setelah citra menjadi *grayscale*.
 Contoh dari *transpose matriks* yaitu:

$$M = \begin{matrix} T_{11} & T_{21} & T_{n1} \\ T_{12} & T_{22} & T_{n2} \\ T_{1n} & T_{2n} & T_{nn} \end{matrix} M' = \begin{matrix} T_{11} & T_{12} & T_{1n} \\ T_{21} & T_{22} & T_{2n} \\ T_{n1} & T_{n2} & T_{nn} \end{matrix} \dots\dots\dots(2.8)$$
3. Tahap ketiga yaitu melakukan filter baris
 Pada tahap ini dilakukan filter baris dengan *lowpass* serta *highpass* yang sesuai dengan rumus (2.6) serta rumus (2.7).
4. Tahap ke empat yaitu filter dan *transpose* dengan hasil LL
 Pada tahap ini dilakukan filter terhadap baris dan *lowpass* yang pertama serta selanjutnya dilakukan *transpose*, lalu dilakukan juga filter kolom dengan *lowpass* sehingga menghasilkan LL.
5. Tahap kelima yaitu filter dan *transpose* dengan hasil LH
 Pada tahap ini dilakukan filter terhadap baris dan *lowpass* yang kedua lalu dilakukan *transpose* serta selanjutnya di filter kolom dan *highpass* sehingga menghasilkan LH.
6. Tahap keenam yaitu filter dan *transpose* dengan hasil HL
 Pada tahap ini dilakukan proses filter terhadap baris *Highless* dan baris serta selanjutnya dilakukan *transpose*, lalu selanjutnya dilakukan juga filter *Lowpass* dan kolom hingga akhirnya menghasilkan HL.
7. Tahap ketujuh yaitu filter dan *transpose* dengan hasil HH
 Pada tahap ini dilakukan proses filter terhadap *highless* dan baris serta di lakukan *transpose*, selanjutnya dilakukan proses filter *highless* dan kolom hingga akhirnya menghasilkan HH.
8. Tahap selanjutnya yaitu proses dekomposisi tersebut dilakukan sebanyak dengan level yang telah ditentukan awalnya. Berikut ini gambar dari alurnya :



Gambar 2.8 Alur Algoritma *Wavelet Haar* (Wijaya dan Kanata, 2004)

9. Proses yang terakhir yaitu melakukan perhitungan dari nilai energi dari keempat *subband* tersebut dengan menggunakan Persamaan (2.8)

2.4. Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan Syaraf Tiruan adalah suatu pemrosesan terhadap informasi yang mana karakteristik yang sangat mirip dengan jaringan syaraf manusia (Siang, 2005). Jaringan syaraf tiruan dikenalkan pertama kali oleh MCCulloch pada tahun 1943. Perkembangan model jaringan syaraf tiruan yang berfungsi untuk menyelesaikan permasalahan pada dunia nyata yaitu pada tahun 1990-an. Beberapa aplikasi yang dapat dibangun dengan jaringan syaraf tiruan diantaranya yaitu pengenalan pola, *Signal Processing*, Peramalan, bidang kontrol, kedokteran dan lain sebagainya. Metode yang dapat digunakan diantaranya yaitu *Backpropagation*.

Jaringan syaraf tiruan dalam menentukan keluaran suatu neuron menggunakan suatu fungsi aktivasi. Argument yang digunakan fungsi aktivasi merupakan net masukan (suatu kombinasi linier masukan serta bobotnya). Contoh net = $\sum x_i w_i$, maka fungsi aktivasinya sebagai berikut $f(\text{net}) = f(\sum x_i w_i)$. Beberapa fungsi aktivasi yang digunakan biasanya sebagai berikut:

- a. Fungsi sigmoid biner

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \dots\dots\dots(2.9)$$

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.

Fungsi sigmoid biner sering digunakan karena nilai keluaran fungsi terletak antara 0 dan 1.

- b. Fungsi sigmoid bipolar

$$f(x) = \frac{2}{1+e^{-x}} - 1 \dots\dots\dots(2.10)$$

Fungsi sigmoid bipolar digunakan karena nilai keluaran fungsi terletak diantara -1 dan 1.

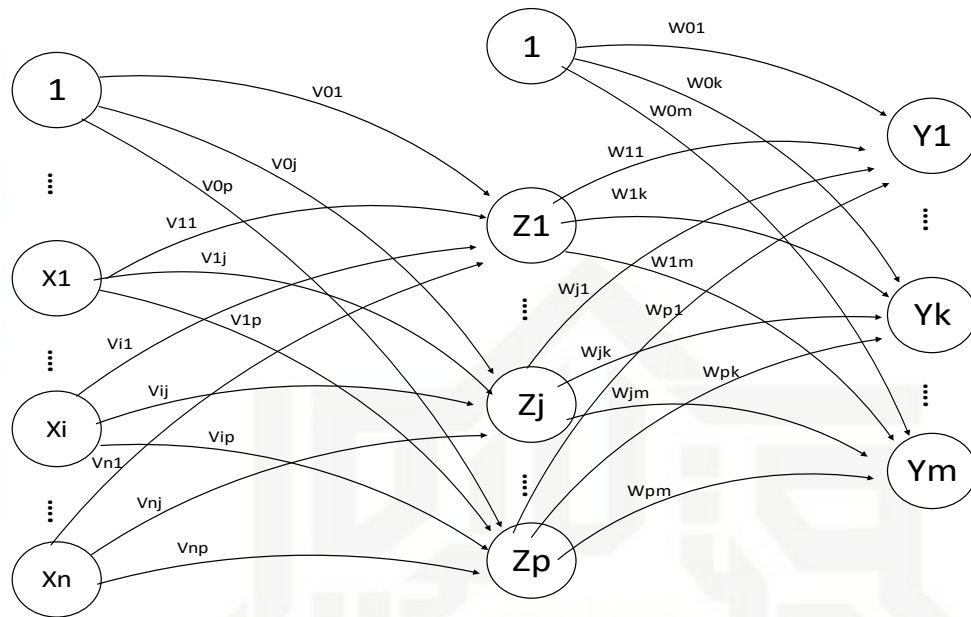
- c. Fungsi identitas

$$f(x) = x \dots\dots\dots(2.11)$$

fungsi identitas digunakan apabila keluaran yang diinginkan merupakan sembarang bilangan riil (bukan hanya pada range [-1,1] ataupun [0,1]).

Fungsi identitas memiliki nilai keluaran sama dengan nilai inputnya.

Backpropagation adalah metode untuk melakukan pemecahan terhadap permasalahan yang rumit yang metodenya menggunakan sistem pelatihan yang terawasi (Siang, 2005). Maksud dari terawasi yaitu ketika dilakukan pelatihan dan pengujian, maka *input* dan *output* serta bobotnya telah ditentukan sesuai dengan keinginan. Pertama kali *backpropagation* diperkenalkan pada tahun 1986 oleh G.E Hinton, E. Rumehart dan R.J Williams sebagai teknik yang umum pada jaringan syaraf tiruan, dimana teknik memiliki banyak *layer* yang mampu melakukan penyelesaian terhadap permasalahan yang rumit serta bervariasi. Selanjutnya metode ini dilakukan pengembangan oleh Paul Werbos. Menurut Fauset tahun 1994 *Backpropagation* adalah jaringan syaraf tiruan *multilayer* yang memiliki lapisan masukan (*input layer*), lapisan tersembunyi (*hidden layer*) serta keluaran (*output*). Pada *backpropagation* pada lapisan di tengahnya dapat berupa satu lapisan atau lebih, dimana setiap lapisan tengah ataupun keluaran dapat memiliki bias. Berikut ini merupakan gambar dari *backpropagation*:



Gambar 2.9 Jaringan Syaraf Tiruan dengan 1 *Hidden layer* (Dhaneswara dan Moertini, 2004)

Menurut (Siang, 2005) *backpropagation* memiliki tiga fase pelatihan yaitu:

1. Fase Propagasi Maju

Maksud dari fase propagasi maju yaitu setiap *signal* inputan akan dihitung maju ke *hidden layer* hingga ke *layer output* serta dengan menggunakan fungsi aktivasi yang telah ditentukan sebelumnya.

2. Fase Propagasi Mundur

Maksud dari fase propagasi mundur yaitu kesalahan yang terjadi karena selisih diantara *output* dengan target yang telah ditentukan, dilakukan propagasi mundur yang dimulai dari garis yang terjadi hubungan langsung dengan unit *output*.

3. Fase Perubahan Bobot

Pada fase perubahan bobot maksudnya yaitu melakukan perubahan terhadap bobot yang mana memiliki fungsi untuk melakukan penurunan kesalahan yang terjadi. Ketiga fase di atas dilakukan secara berulang ulang hingga sampai pada perulangan yang terakhir, dimana akhir perulangan itu telah ditentukan.

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.

Tahap pelatihan adalah tahap pengenalan pola data yang telah mengalami normalisasi supaya sistem mampu melakukan penentuan bobot sehingga mampu menuju target yang diinginkan (Setiawan, 2008). Berikut ini merupakan persamaan normalisasi:

$$X' = \frac{0.8(x-a)}{b-a} + 0.1 \dots \dots \dots (2.12)$$

Keterangan:

- X' = hasil normalisasi
- x = data yang belum dinormalisasi
- a = data terkecil
- b = data terbesar

Berikut ini merupakan tahapan dalam pelatihan.

Notasi yang akan digunakan pada pembelajaran *backpropagation*:

- x : Data *input* (X₁, X₂ ...X_i.... X_n)
- t : Data pelatihan untuk *output* (t₁ , t₂, t_k, t_m)
- α : *LearningRate*
- X_i : Masukan ke-i
- Z_j : *Hidden layer* ke-j
- Y_k : *Output* ke-k
- V_{0j} : Bias *hidden* ke-j
- V_{ij} : Bobot antara input ke-i dan *hidden* ke-j
- W_{0k} : Bias *Output* ke-k
- W_{jk} : Bobot antara *hidden* ke-j dan *output* ke-k
- δ_k : Faktor *error* bobot w_{jk}
- δ_j : faktor error bobot v_{ij}

Tahap 1 Inialisasi

Melakukan inialisasi bobot serta bias (dilakukan pengesetan dengan sembarang angka yang diambil secara acak (random). Serta melakukan inialisasi maksimal iterasi, *learning rate* serta toleransi *error*.

Tahap 2 Melakukannya selama kondisi untuk berhenti belum terpenuhi.

Untuk kondisi berhenti dapat dilakukan dengan maksimum iterasi atau

dengan toleransi *error* yang diberikan. Apabila kondisi telah sampai pada iterasi maksimum maka proses berhenti atau apabila kondisi toleransi *error* telah kurang atau telah sama maka proses berhenti.

Tahap 3 Unit *input* (X_1, X_2, \dots, X_i) mendapat *signal input* lalu melakukan penyebaran ke semua *hidden layer* yang ada.

Tahap 4 *Hidden* (Z_1, Z_2, \dots, Z_i) melakukan perhitungan *signal input* beserta dengan bobot dan biasanya menggunakan rumus berikut:

$$Z_{in_j} = V_0j + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \dots\dots\dots(2.13)$$

Lalu dengan memakai fungsi aktivasi yang sudah ditentukan maka akan diperoleh *output* dari *hidden* yang ada. Persamaan yang digunakan yaitu:

$$y_k = f(z_{in_j}) \dots\dots\dots(2.14)$$

Tahap 5 *Output* (Y_1, Y_2, \dots, Y_i) melakukan perhitungan dari *signal hidden* bersama dengan bias dan bobotnya menggunakan persamaan berikut:

$$Z_{in_k} = V_0k + \sum_{j=1}^p Z_j W_{jk} \dots\dots\dots(2.15)$$

Lalu dengan memakai fungsi aktivasi yang sudah ditentukan dari awal maka diperoleh *signal output*.

$$y_k = f(y_{in_k}) \dots\dots\dots (2.16)$$

Tahap 6 Selanjutnya dilakukan perhitungan kesalahan antara target dengan *output* yang dikeluarkan dengan menggunakan metode *Mean Absolute Persentase Error*. Apabila belum terpenuhi syarat tersebut maka dilakukan perhitungan koreksi *error* (δ_k) menggunakan persamaan berikut ini:

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \dots\dots\dots (2.17)$$

Tahap 7 *Hidden* (Z_1, Z_2, \dots, Z_j) melakukan perhitungan bobot yang telah dikirim oleh unit *output*. Untuk kondisi pertama maka persamaan yang digunakan:

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^n \delta_k W_{jk} \dots\dots\dots(2.18)$$

Lalu hasil dari persamaan di atas dilakukan perkalian dengan turunan dari fungsi aktivasi agar memperoleh faktor *error*. Persamaan yang digunakan sebagai berikut:

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \dots\dots\dots(2.19)$$

Tahap 8 *Output* ($Y_1, Y_2 \dots Y_k$) melakukan perubahan bobot dari setiap unit *hidden* dengan persamaan berikut ini:

$$W_{jk}(\text{baru}) = W_{jk}(\text{lama}) + \Delta W_{jk} \dots\dots\dots(2.20)$$

Begitu juga dengan *hidden* ($Z_1, Z_2 \dots Z_j$) dilakukan perubahan bobot dengan persamaan berikut:

$$V_{ij}(\text{baru}) = V_{ij}(\text{lama}) + \Delta V_{ij} \dots\dots\dots(2.21)$$

Tahap 9 Melakukan pemeriksaan kondisi berhenti.

2.5. Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan tabel yang berisikan jumlah data uji yang salah dan jumlah data uji yang benar diklasifikasikan. Berikut ini merupakan contoh *confusion matrix* tentang klasifikasi biner pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Confusion Matrix (Tan, Steinbach, dan Kumar, 1981)

		Kelas Prediksi	
		1	0
Kelas Sebenarnya	1	TP	FN
	0	FP	TN

Berikut ini merupakan keterangan Tabel 2.1 di atas:

TP (*True Positive*) adalah jumlah dari dokumen kelas 1 yang benar serta diklasifikasikan pada kelas 1.

FN (*False Negative*) adalah jumlah dari dokumen kelas 1 yang salah serta diklasifikasikan pada kelas 0.

FP (*False Possitive*) adalah jumlah dari dokumen kelas 0 yang salah serta diklasifikasikan pada kelas 1.

TN (*True Negative*) adalah jumlah dari dokumen kelas 0 yang benar serta diklasifikasikan pada kelas 0.

Perhitungan akurasinya dapat dilakukan dengan persamaan berikut ini:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100 \% \dots \dots \dots (2.22)$$

2.6. Diabetik Retinopati

Retinopati diabetik (Lubis, 2008) adalah penyakit yang diakibatkan oleh diabetes melitus yang kejadiannya sangat tinggi dan akibatnya berdampak pada penglihatan sehingga kadang penderitanya sampai mengalami kebutaan. Adapun cara untuk menghindari penyakit ini yaitu dengan melakukan pengontrolan terhadap gula darah serta melakukan pendeteksian dini jika terjadi gangguan pada penglihatan. Para penderita ini biasanya berusia antara 20 hingga 64 tahun. Pada negara berkembang sudah terjadi setidaknya 12% kasus tentang kebutaan yang dikarenakan oleh diabetes melitus. Penyakit diabetes melitus ini sangat jarang pada anak yang berusia dibawah 10 tahun, kasus ini biasanya ditemukan pada orang yang telah mengalami pubertas, khususnya yang telah berusia 20 tahun ke atas yang telah mengalami diabetes.

Secara definisi diabetik retinopati (Lubis, 2008) merupakan mikroangiopati progresif yang terjadi dengan tanda kerusakan serta sumbatan pada pembuluh halus, pembuluh halus tersebut adalah arteriol prekapiler retina, vena serta kapiler.

Secara epidemiologi diabetik retinopati (Lubis, 2008) adalah salah satu penyebab kebutaan pada manusia yang sangat sering terjadi di seluruh dunia, terutama di negara-negara barat. Dimana di negara barat diperkirakan bahwa pada orang yang berusia 25 tahun ada yang mengalami diabetes, perbandingannya di sana yaitu 1 berbanding 900 orang. Maksudnya diantara 900 orang pasti ada 1 orang yang terkena diabetes. Sedangkan untuk yang berusia 60 tahun disana perbandingan tentang yang mengalami diabetes yaitu 1 berbanding 25 orang. Gejala – gejala klinis secara subjektif yang dapat ditemukan pada penderita yaitu:

1. Mengalami kesulitan dalam membaca.
2. Mengalami kejadian pada penglihatan yang kabur.
3. Terjadinya penglihatan yang secara tiba-tiba mengalami penurunan pada salah satu mata.

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.

4. Penderita melihat lingkaran-lingkaran cahaya.
5. Penderita melihat cahaya kelap kelip serta bintik gelap.

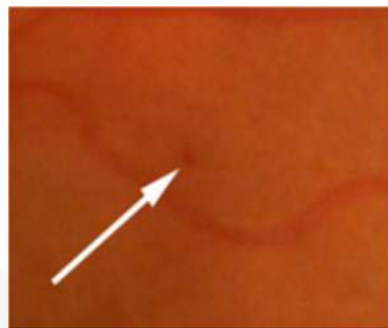
Sedangkan gejala-gejala objektif yang dapat ditemukan pada retina yaitu:

1. Pertama Mikroaneurisma, yaitu suatu penonjolan pada dinding kapiler yang terutama pada vena yang berbentuk bintik merah serta kecil yang posisinya berada didekat pembuluh darah terutama pada polus posterior, seperti pada Gambar 2.10 (a).
2. Terlihatnya pendarahan dalam bentuk, bercak, titik serta garis yang berada dekat mikroaneurisma pada polus posterior, seperti pada Gambar 2.10 (b).
3. Suatu *hard exudate* yaitu infiltrasi lipid di retina, seperti pada Gambar 2.10 (c).
4. Suatu *soft exudate* atau *cotton wool patches* yaitu iskemia pada retina, seperti pada Gambar 2.10 (d).
5. Neovaskularisasi atau pembuluh darah baru retina yang berada di permukaan jaringan, seperti pada Gambar 2.10 (e).

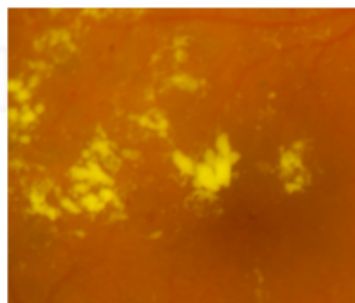
Berikut gambar gejala pada diabetic retinopati:



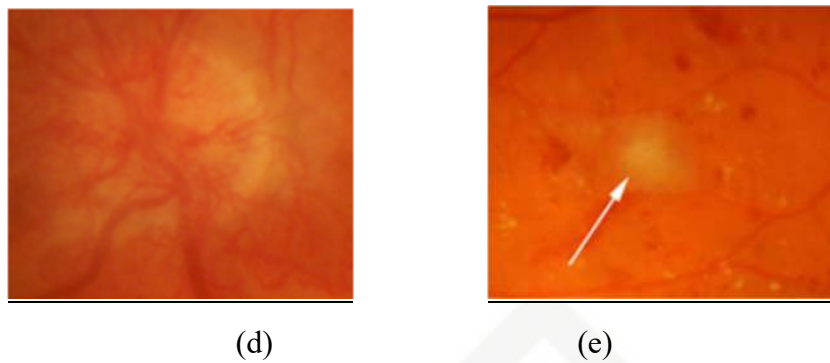
(a)



(b)



(c)

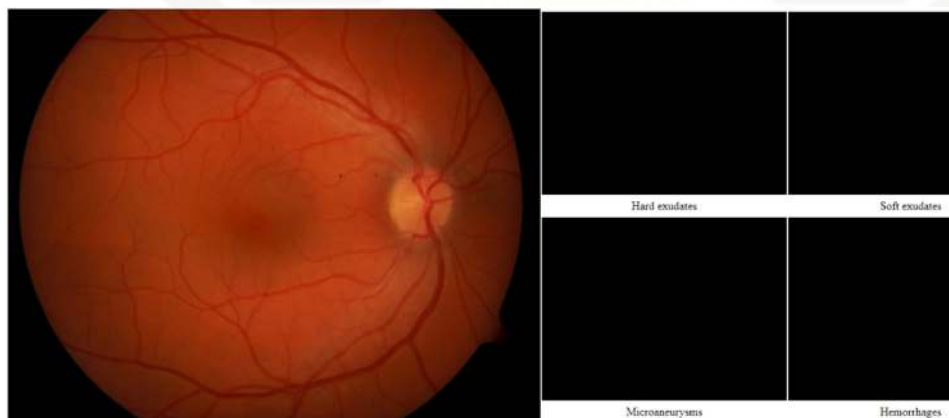


Gambar 2.10 Gejala Diabetik Retinopati (a) *Mikroaneurisma*, (b) *haemorrhages*, (c) *hard exudates*, (d) *soft exudate* dan (e) *neovascularization* (Kauppi dkk., 2007)

Tingkat keparahan diabetik retinopati yaitu (Decencière, dkk 2014):

1. Normal

Kondisi mata normal dapat dikatakan apabila mata tidak terkena dari tanda-tanda diabetik retinopati. Secara perhitungannya dikatakan normal apabila jumlah *Mikroaneurisma* dan *haemorrhages* adalah 0. Berikut gambar citra retina normal dari *messidor database*:



Gambar 2.11 Kondisi normal dari *DiaretDB1 Database* (Kauppi dkk., 2007)

2. Diabetik retinopati *non-proliferative*

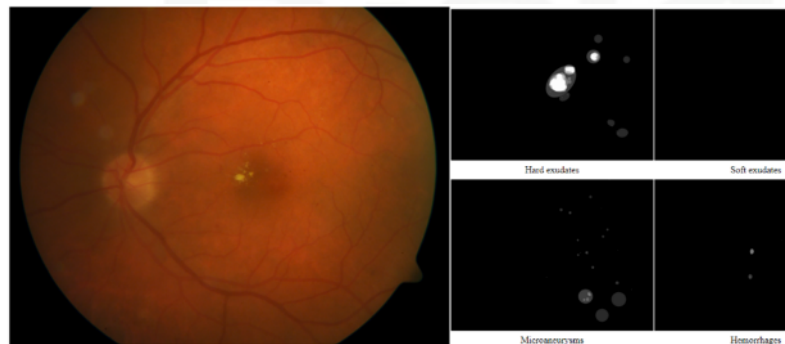
Kondisi mata yang terkena retinopati *non-proliferative* yaitu ditandai dengan terdapatnya gejala *Mikroaneurisma*. Pada tingkat keparahan ini jumlah *Mikroaneurisma* yaitu antara 0 sampai dengan 5 buah serta pada tingkat ini belum adanya tanda *haemorrhages*. Berikut citra retina mata yang terkena diabetik *non-proliferative* dari *messidor database*:



Gambar 2.12 Kondisi diabetik retinopati *non-proliferative* dari *DiaretDB1 Database* (Kauppi dkk., 2007)

3. Diabetik retinopati *proliferative*

Kondisi mata yang terkena diabetik retinopati *proliferative* ditandai dengan terdapatnya gejala *Mikroaneurisma* atau *haemorrhages*. Jumlah dari gejala *Mikroaneurisma* yaitu antara 5 hingga 15 buah sedangkan jumlah *haemorrhages* yaitu 0 hingga 5 buah. Pada kondisi ini belum adanya gejala *neovascularization*. Berikut citra diabetik retinopati *proliferative* dari *messidor database*:



Gambar 2.13 Kondisi diabetik retinopati *proliferative* dari *DiaretDB1 Database* (Kauppi dkk., 2007)

4. Macula Edema

Kondisi mata yang terkena makula edema yaitu ditandai dengan mengalami gejala *Mikroaneurisma*, atau *haemorrhages* atau *neovascularization*. Jumlah *Mikroaneurisma* lebih dari 15 buah, jumlah *haemorrhages* lebih dari 5 buah

serta telah mengalami *neovascularization*. Berikut citra diabetik retinopati makula edema dari *messidor database*:



Gambar 2.14 Kondisi diabetik retinopati makula edema dari *DiaretDB1 Database* (Kauppi dkk., 2007)

Pada kutipan (Lubis, 2008) menyatakan bahwa adanya suatu fakta tentang pencegahan diabetik retinopati yaitu setiap kejadian diabetik retinopati terjadinya sangat tergantung dari durasi diabetes melitus yang dialaminya serta proses pengendaliannya. Suatu tindakan sederhana yang dapat dilakukan oleh penderita dalam mencegah terjadinya diabetik retinopati yaitu dengan melakukan pengontrolan pada gula darah, tekanan darah, permasalahan jantung, obesitas serta hal lainnya yang harus diperhatikan.

2.7. Kajian Pustaka

Berikut ini merupakan penelitian – penelitian yang telah dilakukan oleh peneliti terdahulu yang terkait dengan penelitian yang akan dibuat yaitu:

Tabel 2.2 Tabel Kajian Pustaka

No	Tahun	Peneliti	Judul	Metode	Akurasi
1	2017	Elsa Sabrina, dan I Gusti Putu Asto	Klasifikasi penyakit <i>retinopathy</i> menggunakan Metode	Menggunakan citra biner dan <i>Learning Vector Quantization</i>	Menghasilkan tingkat akurasi 90% pelatihan dan 43,75 %

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.

		Budithahjan to	<i>Learning Vector Quantization (LVQ)</i>	(LVQ) untuk melakukan klasifikasi	akurasi pengujian.
2	2016	R. Arum Kumalasanti, Ernawati, B. Yudi Dwiandiyanta	Perbandingan Identifikasi Tanda Tangan Statik Menggunakan Alihragam <i>Wavelet Haar</i> dan <i>Daubechies</i>	Metode <i>Wavelet Haar</i> dan <i>Daubechies</i> sebagai ekstraksi ciri dan <i>backpropagation</i> sebagai identifikasi.	Menghasilkan akurasi 93,33 % (<i>Wavelet Haar</i>), 92,22 % (<i>Wavelet Daubechies-2</i>), 92,22 % (<i>Wavelet Daubechies-3</i>), 88,89 % (<i>Wavelet Daubechies-4</i>), dan 86,67 % (<i>Wavelet Daubechies-5</i>). <i>Backpropagation</i> dengan menggunakan 2 <i>hidden layer</i> , <i>learning rate</i> 0.1, MSE 10^{-6} , dan <i>node</i> 20 serta 10.
3	2015	R. Arum Kumalasanti, Ernawati, B. Yudi Dwiandiyanta	Identifikasi Tanda Tangan Statik Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan <i>Backpropagation</i> dan <i>Wavelet Haar</i>	Metode <i>Wavelet Haar</i> sebagai ekstraksi ciri dan <i>backpropagation</i> sebagai identifikasi	Menghasilkan akurasi 95,56% pada Pelatihan dan 100% pada Pengujian dengan <i>learning rate</i> 0.12, 2 <i>hidden layer</i> serta 20 dan 10 <i>node</i> serta dengan dekomposisi pada level 4.
4	2015	Ratna Ayu Gitasari, Dr. Ir. Bambang Hidayat,	Klasifikasi Penyakit Diabetes Retinopati	Metode Wavelet sebagai ekstraksi ciri dan Support Vector Machine	Menghasilkan akurasi sebesar 72% pada dekomposisi

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.

		DEA, Suci Aulia, ST.,MT.	Berdasarkan Citra Digital Dengan Menggunakan Metode Wavelet Dan Support Vector Machine	(SVM) multiclass One-Against-One sebagai pengkalsifikasi	level ke-6 dengan 50 data uji.
5	2012	Wahyudi Setiawan, Kusworo Adi, dan Aris Sugiharto	Sistem Deteksi Retinopati Diabetic Menggunakan Support Vector Machine	Metode <i>Two Dimensional Linear Discriminant Analysis (2DLDA)</i> sebagai ekstraksi ciri dan Metode <i>Support Vector Machine (SVM)</i> sebagai pendeteksian	Hasil akurasi yang paling optimal yaitu sebesar 84 % dengan jumlah data latih 100 dan data uji 25.
6	2010	I Ketut Gede Darma Putra dan I Gede Suarjana	Segmentasi Citra Digital Retinopati Diabetes Untuk Membantu Pendeteksian Mikroaneurisma	Metode <i>Grayscale, filter Gaussian, histogram modifikasi, binerisasi, dan filter median</i>	Hasil kombinasi metode <i>grayscale green channel, filter Gaussian, adaptif histogram, Threshold</i> dan filter median menghasilkan akurasi 94 %
7	2010	Retno Wahyu Asrining Puri, Achmad Hidayatno, ST., MT., dan Rizal Isnanto, ST., MT.	Pengenalan Wajah Menggunakan Alihragam <i>Wavelet Haar</i> Dan Jarak Euclidean	Metode <i>Wavelet Haar</i> digunakan sebagai ekstraksi ciri dan Jarak Euclidean untuk menghitung kedekatan kemiripannya.	Keberhasilan tingkat pengujian dengan basis data 1,2,3,4 dan 5 menghasilkan 63,33%, 82,67%, 92,67%, 95,33% dan 96 %

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.

8	2005	Nazia Nurmila, Aris Sugiharto, dan Eko Adi Sarwoko	Algoritma <i>Backpropagation Neural Network</i> Untuk Pengenalan Pola Karakter Huruf Jawa	Menggunakan citra gambar biner dan metode <i>Backpropagation Neural Network</i> untuk melakukan pengenalan nya	99,563 % (data sampel pelatihan), 61,359 % (data sampel diluar pelatihan), dan 75 % (data sampel pelatihan dan diluar data pelatihan)
9	2004	I Gede Pasek Suta Wijaya dan Bulkis Kanata	Pengenalan Citra Sidik Jari Berbasis Transformasi <i>Wavelet</i> dan Jaringan Syaraf Tiruan	<i>Metode Wavelet</i> sebagai ekstraksi ciridan Jaringan Syaraf Tiruan <i>backpropagation</i> sebagai pengenalannya.	Berhasil melakukan pengenalan dan mendapatkan akurasi 90% dengan waktu pengenalan 0.11 detik dan data sebanyak 1500 <i>record</i>