

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.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Huruf Hijaiyah

Kata huruf berasal dari bahasa Arab *harf* yang berarti huruf, sedangkan kata hijaiyah berasal dari kata kerja *hajja* yang berarti ejaan,mengeja, membaca huruf demi huruf. Yang dimaksud dengan ejaan di sini adalah ejaan Arab sebagai bahasa asli Al-Quran. Huruf Hijaiyah disebut juga sebagai huruf alfabet Arab. Oleh karena itu yang dimaksud dengan huruf Hijaiyah adalah huruf-huruf ejaan bahasa Arab sebagai bahasa asli Al-Quran. Huruf hijaiyah merupakan huruf penyusun kata dalam Al-Quran (Kurnaedi, 2010).

Hijaiyah (huruf arab) sudah ada sejak berabad-abad yang lalu, yaitu sejak pertama kali diturunkan di Arab. Penting bagi kita untuk mempelajari huruf hijaiyah, karena huruf ini dipergunakan dalam penulisan Al-Quran. Untuk itu kita umat Islam wajib hukumnya untuk mempelajari Al-Quran.

Berikut merupakan beberapa bentuk karakter huruf hijiyah yang dapat dilihat pada Tabel 2.1 di bawah ini:

Tabel 2.1 Karakter Huruf Hijaiyah (Kurnaedi, 2010)

Karakter Huruf	Bacaan	Karakter Huruf	Bacaan
ا	Alif	ض	Dhad
ب	Ba	ط	Tho
ت	Ta	ظ	Dzho
ث	Tsa	ع	Ain
ج	Jim	غ	Ghain
ح	Ha	ف	Fa
خ	Kha	ق	Qof
د	Dal	ك	Kaf
ذ	Dzal	ل	Lam
ر	Ro	م	Mim
ز	Za	ن	Nun

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.

Karakter Huruf	Bacaan	Karakter Huruf	Bacaan
س	Sin	ه	Ha
ش	Syin	و	Wawu
ص	Shad	ي	Ya

2.2 Citra Digital

Citra digital merupakan gambar dua dimensi yang bisa ditampilkan sebagai diskrit nilai digital yang disebut *pixel*. *Pixel* tersebut menyimpan informasi berupa intensitas warna pada titik koordinat tersebut (Putra, 2010). Terdapat 3 jenis citra yang umumnya digunakan dalam pemrosesan citra, diantaranya adalah citra berwarna (RGB), citra berskala keabuan (*grayscale*), dan citra biner (*monochrome*).

2.2.1 Citra Berwarna (RGB)

Citra berwarna atau yang lebih dikenal dengan RGB ini merupakan suatu model warna yang terdiri dari R (*red* atau merah), G (*green* atau hijau), B (*blue* atau biru) yang digabungkan untuk membentuk suatu susunan warna yang luas. Pada konsepnya, citra warna RGB setiap komponen warna tersebut menggunakan delapan bit, yang memiliki nilai yang berkisar antara 0 sampai 255. Dari rentang nilai tersebut, akan diperoleh warna campuran. Kemungkinan warna yang dapat direpresentasikan oleh citra RGB ini adalah $255 \times 255 \times 255$ atau sama dengan 16.581.375 warna yang mewakili 3 byte (Kadir dan Susanto, 2013).

2.2.2 Citra Berskala Keabuan (*Grayscale*)

Citra *grayscale* dikenal juga sebagai citra dengan derajat abu-abu. Pada citra *grayscale*, setiap pikselnya bisa memiliki nilai lain diantara hitam dan putih yang disebut nilai abu-abu. Banyaknya kemungkinan warna abu-abu yang muncul dipengaruhi oleh bit citra tersebut. Misalnya suatu citra mempunyai kedalaman sebesar 8 bit. Berarti citra tersebut mempunyai skala warna sebanyak 2^8 atau 256 skala yaitu skala 0 sampai 255 (diwakili oleh 1 byte). Angka nol mewakili warna

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.

hitam dan angka 255 mewakili warna putih sedangkan lainnya mewakili warna abu-abu (Kadir dan Susanto, 2013).

2.2.3 Citra Biner (*Monochrome*)

Citra biner atau citra monokrom merupakan citra digital yang hanya memiliki dua kemungkinan nilai *pixel* yaitu hitam dan putih. Oleh karena itu citra biner ini disebut juga dengan citra *black and white*. Dalam hal ini intensitas citra biner hanya berkisar pada dua kemungkinan yaitu 0 dan 1. Data akan berisi 0 jika piksel berwarna hitam dan data akan berisi 1 jika piksel berwarna putih (Kadir dan Susanto, 2013).

2.3 Pengolahan Citra Digital

Secara umum sebuah citra sering kali mengalami penurunan kualitas atau disebut juga dengan degradasi. Misalnya seperti mengandung cacat atau *noise*, kabur (*blur*), kurang tajam, warnanya terlalu kontras dan lain sebagainya. Dengan demikian, tentunya sebuah citra akan menjadi lebih sulit untuk diidentifikasi, sehingga informasi yang disampaikan oleh citra tersebut menjadi berkurang (Munir, 2004)

Permasalahan tersebut dapat diatasi dengan melakukan manipulasi sebuah citra yang lain agar citra yang mengalami penurunan kualitas tersebut lebih mudah untuk diidentifikasi. Sehingga akan memiliki kualitas yang lebih baik dari sebelumnya. Hal tersebut dapat diatasi dengan melakukan pengolahan citra (*image processing*). Pengolahan citra merupakan suatu proses yang memasukkan data berupa sebuah citra. Proses ini dilakukan pada citra data *training* sebelum *feature extraction* (pengambilan ciri).

2.4 Pengenalan Pola

Pengenalan pola (*pattern recognition*) merupakan suatu cabang ilmu untuk menggambarkan sesuatu berdasarkan pengukuran kuantitatif fitur (ciri) atau sifat utama dari suatu objek (Putra, 2010). Dalam artian suatu pola tersebut dapat diidentifikasi dan diberi nama. Contohnya seperti pola tanda tangan, wajah, sidik jari, suara dan lain sebagainya. Pengenalan pola dapat dilakukan dengan suatu

algoritma, mekanisme pencarian fitur, dan algoritma untuk identifikasi atau pengenalan. Terkhusus pada identifikasi atau pengenalan ini, dapat dilakukan berdasarkan pada pendekatan atau metode yang dipilih (Putra, 2010). Secara umum sistem pengenalan pola dapat dilihat pada Gambar 2.1 sebagai berikut:



Gambar 2.1 Struktur Sistem Pengenalan Pola (Putra, 2010)

Keterangan:

Sensor, berfungsi untuk menangkap suatu objek dari dunia nyata dan kemudian akan diubah menjadi sinyal digital melalui digitalisasi.

Pra-pengolahan, berperan untuk mempersiapkan citra agar dapat menghasilkan ciri yang lebih baik untuk digunakan pada tahap berikutnya.

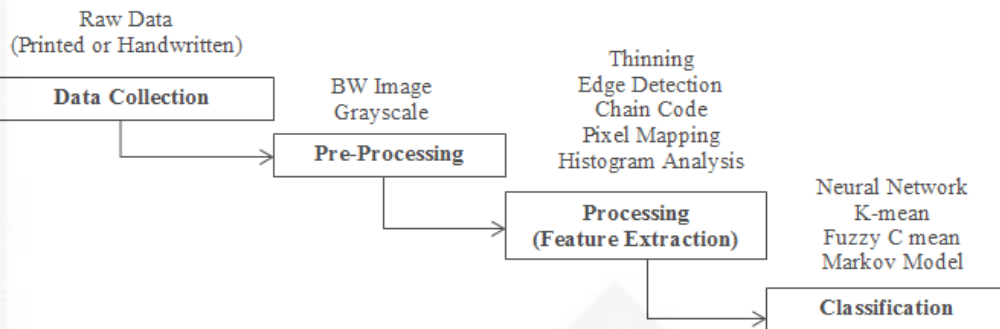
Pencari dan seleksi fitur, berfungsi untuk menemukan karakteristik pembeda yang mewakili sifat utama citra atau sinyal.

Algoritma klasifikasi, digunakan untuk klasifikasi objek ke dalam kelas sesuai dengan kriteria-kriteria yang telah ditentukan sebelumnya.

Algoritma deskripsi, berfungsi untuk memberikan deskripsi pada citra.

2.5 Pengenalan Karakter

Secara umum, prosedur dari pengenalan karakter menggunakan fase yang sama dalam mengenal suatu karakter. Prosedur dapat dilihat pada Gambar 2.2 berikut ini:



Gambar 2.2 Prosedur Pengenalan Karakter (Shatil, 2006)

2.5.1 Data Collection

Data Collection merupakan tahap awal yang dilakukan pada pengenalan huruf hijaiyyah. Pada tahap ini dibutuhkan koleksi data yang akan digunakan untuk proses *training*. Setelah itu, data yang telah dikumpulkan akan dilakukan proses perbandingan dengan sejumlah data yang mirip berdasarkan ciri atau kriteria pada level kompleksitas dari data yang telah dikumpulkan sebelumnya, karena tahapan berikutnya akan sangat bergantung pada tipe data yang telah dikumpulkan tersebut.

2.5.2 Pre- Processing

Setelah tahap *data collection* selesai dilakukan, selanjutnya akan dilakukan tahap *pre-processing*. Pada tahap inilah sebagian besar prosedur pemrosesan citra (*image*) dilakukan. Diantaranya seperti konversi *image* ke dalam format *grayscale* dan kemudian dikonversi ke dalam format biner.

1. Konversi RGB ke *Grayscale*

Untuk menjadikan suatu citra menjadi *image* biner, suatu citra tersebut harus terlebih dahulu dikonversi ke dalam format *grayscale*. Untuk konversi citra dari RGB ke *Grayscale*, dilakukan dengan menggunakan Persamaan rumus 2.1 berikut (Kadir dan Susanto, 2013):

$$\text{Grayscale} = (0,2989 * R) + (0,5870 * G) + (0,1141 * B).....(2.1)$$

Keterangan:

R = merepresentasikan nilai warna merah 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.

G = merepresentasikan nilai warna hijau pada cira

B = merepresentasikan nilai warna biru pada citra

2. Konversi Grayscale ke Biner

Setelah proses konversi RGB ke Grayscale selesai dilakukan, proses tahapan *pre-processing* selanjutnya adalah konversi citra *grayscale* menjadi biner. Untuk konversi citra *Grayscale* kebiner dilakukan dengan menggunakan Persamaan rumus 2.2 berikut:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{jika } f(x,y) \geq T \\ 0, & \text{jika } f(x,y) < T \end{cases} \dots\dots\dots(2.2)$$

Keterangan:

g (x,y) = Citra biner dari citra *grayscale* f (x,y)

T = Nilai ambang (*threshold*).

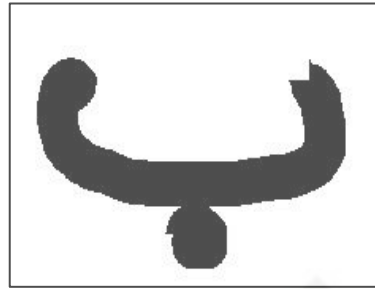
Nilai T memegang peranan yang sangat penting dalam proses *thresholding*. Kualitas citra biner sangat bergantung pada nilai T yang digunakan. *Thresholding* pada pengenalan karakter huruf Hijaiyah merupakan tahap untuk mendapatkan citra biner yang bernilai 0 dan 1. Dengan ketentuan *pixel* 0 berwarna hitam, dan 1 adalah *pixel* yang berwarna putih.

3. Cropping dan Resize

Setelah mendapatkan nilai biner dari pola yang dimasukkan, maka selanjutnya akan dilakukan proses *cropping* dan *resize*. Pada proses *cropping*, citra yang telah dimasukkan akan dipotong sehingga objek yang diinginkan akan terpotong sesuai dengan pemotongan citra yang dilakukan. Sedangkan proses *resize* dilakukan untuk mengubah ukuran matriks citra dari ukuran asli, sebagai contoh adalah seperti matriks citra ukuran 300x300 piksel menjadi ukuran matriks citra 100x100 piksel. Salah satu contohnya adalah karakter ج (ba).

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 2.3 Karakter ب (Ba)

Pada citra tersebut akan dilakukan proses *cropping* dan *resize* sebagai berikut:



Gambar 2.4 Cropping Dan Resize Karakter ب (Ba)

2.5.3 Processing

Tahap ketiga pada pengenalan karakter adalah tahap *processing* atau disebut juga dengan *feature extraction*. Tujuan utama dari *processing* ini adalah untuk mencari sebuah vektor dalam sebuah image. Tahap *processing* dapat dilakukan dengan berbagai cara atau metode, diantaranya adalah *thinning* (penipisan), *edge detection*, *pixel mapping*, serta *Principal Component Analysis* (PCA). Tahapan ini pada dasarnya melakukan proses konversi data mentah menjadi komponen yang dapat diolah melalui proses *training*. Pada penelitian ini tahap *processing* dilakukan dengan menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA).

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.

2.5.4 Classification

Setelah dilakukan proses *training*, tahapan selanjutnya setelah dilakukan proses *training* dan pengenalan (*recognition*) data yaitu tahapan *classification* atau *recognition*.

Data yang telah diolah pada tahapan *pre-processing* dan *processing* akan melakukan proses *training* yang berarti mengajarkan sistem tentang data yang masuk, untuk selanjutnya dapat dengan mudah mengenali sebuah data masukan.

2.6 Ekstraksi Ciri *Principal Component Analysis* (PCA).

Ekstraksi ciri merupakan proses pengambilan ciri atau *feature* dari suatu citra yang nantinya nilai yang didapatkan akan dianalisis untuk proses selanjutnya. Tujuan utama dari ekstraksi ciri ini adalah mencari sebuah vektor dalam sebuah *image*. Hasil dari proses ekstraksi ciri ini nantinya akan digunakan pada tahapan proses selanjutnya. Salah satu metode untuk melakukan ekstraksi ciri adalah metode *Principal Component Analysis* (PCA).

PCA merupakan salah satu metode yang digunakan untuk pengenalan pola dalam data (Jolliffe, 2002). Pada dasarnya cara kerja PCA tersebut memiliki tujuan untuk menyederhanakan data yang diamati dengan cara mengkompresi atau mereduksi dimensi suatu data tertentu. Itulah salah satu kelebihan dari metode PCA. Pada konsepnya perhitungan dengan menggunakan metode PCA ini melibatkan nilai *eigen* dari matriks kovarian. PCA merupakan algoritma reduksi dimensi yang mampu menghasilkan komponen-komponen *image* yang dimaksud dengan *eigen image* dengan melibatkan nilai *matrix covarian*.. Pada konsepnya *matrix covarian* ini dibangun dari sekumpulan *image training* yang diambil dari beberapa objek atau kelas.

PCA merupakan salah satu metode yang banyak digunakan oleh para peneliti sebelumnya dalam bidang *multivariate analysis* pada ilmu statistik. Dalam artian metode PCA ini merupakan metode yang berhubungan dengan variabel dalam jumlah besar pada satu atau banyak percobaan. Perhitungan ekstraksi ciri PCA dilakukan dengan menggunakan algoritma *eigenface*.

Berikut ini adalah langkah-langkah dalam proses perhitungan metode PCA (Affandi, 2011):

1. Normalisasi setiap data ke dalam bentuk matriks satu dimensi.

Langkah pertama dalam metode PCA adalah normalisasi setiap data ke dalam bentuk matriks satu dimensi. Dalam hal ini dapat berupa matriks baris atau matriks kolom. Selanjutnya membentuk matriks baru yang akan menampung sekuruh data yang ada di *database*. Dapat dinyatakan dalam pola sebagai berikut:

$$Im = [T_1, T_2, \dots, T_n]$$

Keterangan:

Im= matriks baru yang berisi nilai dari seluruh data

T_1 = data ke-i

Setiap data akan diubah ke dalam matriks satu dimensi yang panjangnya tergantung dari jumlah data tersebut. Dalam hal ini akan terbentuk suatu matriks besar yang berisi seluruh data referensi.

2. Mencari matriks rata-rata (*mean*)

Untuk menghitung matriks rata-rata dengan menggunakan Persamaan rumus 2.3 seperti berikut:

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M T_n \dots\dots\dots(2.3)$$

Keterangan:

Ψ = matriks rata-rata (*mean*).

M= banyaknya data di referensi.

T_n = data ke-n.

3. Mencari *feature* PCA (ciri data)

Langkah selanjutnya adalah mencari nilai *feature* PCA dengan cara mengurangi data (T) dengan rata-ratanya. Untuk mendapatkan nilai *feature* PCA dapat menggunakan Persamaan rumus 2.4 berikut:

$$\phi_i = T_i - \Psi \dots\dots\dots(2.4)$$

Keterangan:

ϕ = pola hasil ekstraksi data ke-i.

T_i data ke-i.

Ψ = rata-rata data (*mean*).

4. Mencari matriks kovarian (C)

Untuk menghitung matriks kovarian digunakan Persamaan rumus 2.5 sebagai berikut:

$$C = AA^T \dots\dots\dots(2.5)$$

Keterangan:

$$A = \{ \phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n \}$$

A^T = transpose dari matriks A.

Matriks A sendiri merupakan matriks yang berisi informasi pola hasil ekstraksi dari seluruh data yang ada.

5. Menghitung *eigenvector* (x) dan *eigenvalue* (λ) dari matriks kovarian (C)

Dari matriks kovarian (C) yang berisi ciri utama data inilah nantinya akan didapatkan nilai eigen dan vector eigen yang selanjutnya disebut dengan *eigenface*. Untuk mencari nilai eigen dan vektor eigen dapat dicari dengan menggunakan Persamaan rumus 2.6 berikut:

$$AX = \lambda X \dots\dots\dots(2.6)$$

Keterangan:

λ = nilai eigen.

X = vector eigen.

Dari rumus di atas, maka didapatkan sebuah Persamaan rumus:

$$\text{Det} = (\lambda I - A) = 0 \dots\dots\dots(2.7)$$

Persamaan rumus di atas untuk mencari nilai *eigenvalue* (λ), sedangkan untuk mencari nilai *eigenvector* (v), maka dengan mensubstitusikan nilai dari *eigenvalue* (λ) ke dalam Persamaan rumus:

$$(\lambda I - A) v = 0 \dots\dots\dots(2.8)$$

6. Menemukan nilai *eigenface*.

Nilai *eigenface* didapatkan dengan cara mengalikan fitur dengan *eigen vector*. Untuk mencari nilai *eigenface* dilakukan dengan menggunakan Persamaan rumus (2.9) berikut:

$$\text{Eig}_f = \text{Fitur}^T \times \text{eigen vector} \dots\dots\dots(2.9)$$

7. Menentukan *eigenface* terpilih sebanyak N.

N adalah *eigenface* yang akan mewakili seluruh citra referensi. Nilai *eigenface* terbesar selalu berada paling kanan, semakin ke kiri nilai *eigenface* semakin kecil.

8. Mencari bobot masing-masing citra referensi.

Untuk mendapatkan bobot masing-masing citra referensi dengan menggunakan Persamaan rumus (2.10) berikut ini:

$$W = \text{fitur} \times \text{Eig_fN} \dots \dots \dots (2.10)$$

Jadi PCA ini merupakan suatu algoritma untuk mengambil ciri penting dari sekumpulan dataset dengan mereduksi data tersebut menjadi data yang tidak saling berkorelasi.

2.7 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) merupakan suatu model pemrosesan informasi yang prinsip cara kerjanya memiliki karakteristik menyerupai otak manusia. Prinsip kerja JST didasari pada mekanisme kerja penyaluran informasi sistem jaringan saraf. Namun demikian, karena keterbatasan yang dimiliki oleh struktur JST maka hanya sebagian kecil dari kemampuan sistem syaraf manusia yang dapat ditiru (Putra, 2010). Berikut ini merupakan gambaran umum hubungan antara konsep jaringan syaraf biologis dengan JST yang dapat dilihat pada Tabel 2.3 berikut:

Tabel 2.2 Hubungan Antara JST dan JSB (Desiani dan Arhami, 2006)

JSB	JST
Soma	Node (simpul)
Dendrite	Input
Axon	Output
Synapse	Weight (bobot)
Terdiri dari banyak neuron (10^9)	Beberapa neuron

2.7.1 Arsitektur Jaringan

JST ini terdiri dari beberapa neuron. Neuron pada JST ini saling berhubungan antara satu dengan yang lainnya. Arsitektur JST merupakan pola

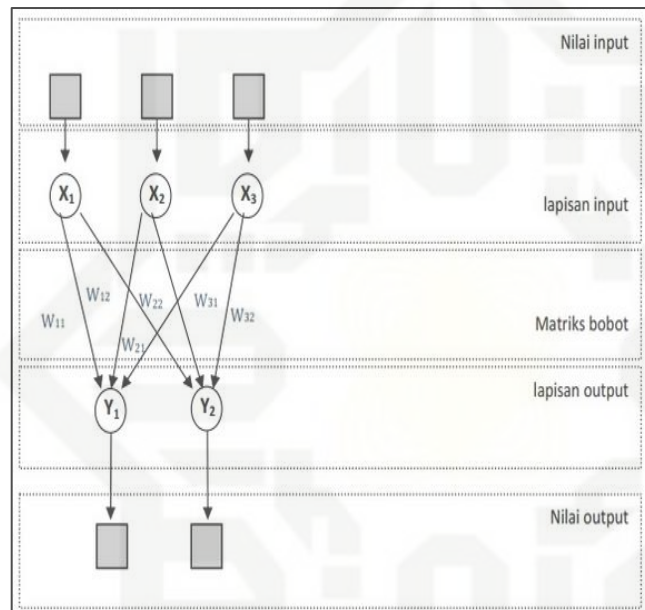
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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.

hubungan antara neuron-neuron *input* dengan neuron *output*. Arsitektur JST dibagi menjadi 3 jenis, yaitu sebagai berikut (Sutojo dkk, 2011).

1. Jaringan dengan lapisan tunggal (*Single layer*)

Terdiri dari 1 lapisan *input* dan 1 lapisan *output*. Setiap lapisan *input* selalu terhubung dengan setiap unit yang terdapat pada lapisan *output*. Jaringan ini menerima *input* kemudian mengolahnya menjadi *output* tanpa melewati lapisan tersembunyi.



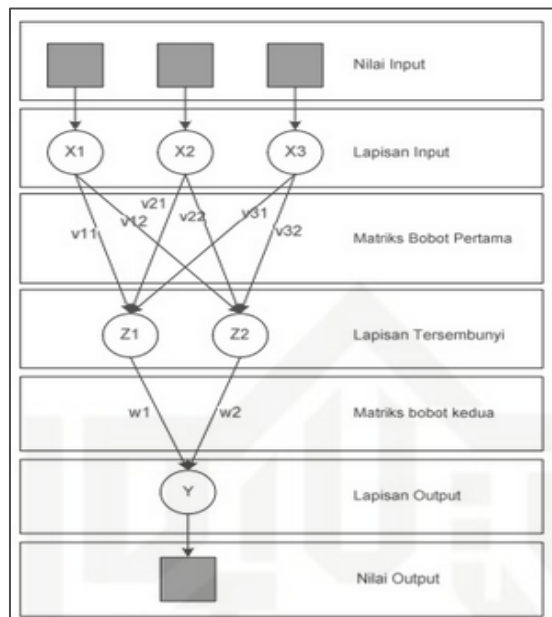
Gambar 2.5 Jaringan Syaraf Dengan Lapisan Tunggal (Sutojo dkk, 2011)

2. Jaringan dengan lapisan banyak (*Multi layer*)

Berbeda dengan *single layer*, pada *Multi layer* ini memiliki 3 jenis lapisan, yaitu lapisan *input*, lapisan tersembunyi, dan lapisan *output*.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

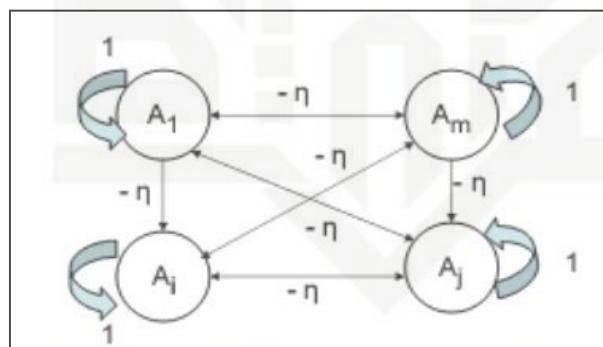
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan 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 2.6 Jaringan Syaraf Dengan Lapisan Banyak (Sutojo dkk, 2011)

3. Jaringan dengan lapisan kompetitif (*Competitif layer*)

Jaringan ini digunakan untuk mengetahui *neuron* pemenang dari sejumlah *neuron* yang ada. Pada lapisan kompetitif ini setiap *neuron* bersaing untuk mendapatkan hak aktifnya.



Gambar 2.7 Jaringan Syaraf Dengan Lapisan Kompetitif yang memiliki $-\eta$ (Sutojo dkk, 2011)

2.7.2 Algoritma Jaringan

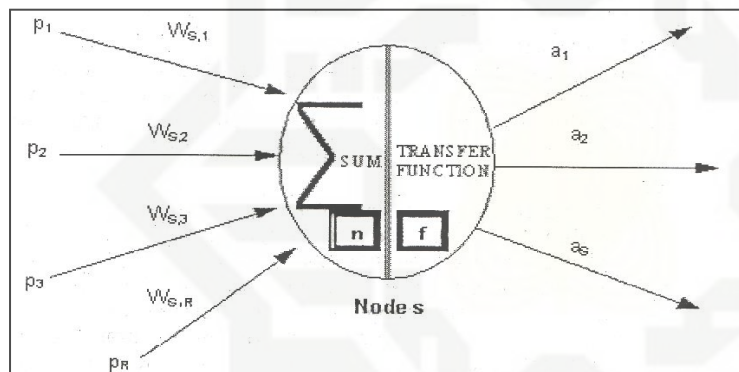
Merupakan metode pada JST yang berperan untuk menentukan nilai bobot hubungan. Terdapat dua jenis metode, yaitu pelatihan atau pembelajaran dan metode pengenalan.

2.7.3 Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi merupakan fungsi untuk menentukan nilai keluaran berdasarkan nilai total masukan pada neuron. Fungsi aktivasi suatu algoritma jaringan dapat berbeda dengan fungsi aktivasi algoritma jaringan lain. Beberapa fungsi aktivasi yang terdapat pada JST adalah fungsi aktivasi linier, biner, bipolar dan lain sebagainya.

2.7.4 Model Jaringan Syaraf Tiruan

Mekanisme prinsip kerja JST dipengaruhi oleh mekanisme kerja penyaluran informasi sistem *neural network*. Berikut merupakan ilustrasi dari model JST yang dapat dilihat pada Gambar 2.8 di bawah ini:



Gambar 2.8 Ilustrasi Model Jaringan Syaraf Tiruan (Putra, 2010)

Keterangan gambar:

1. p_r , menyatakan sinyal *input* dari *node input* ke $i= 1, 2, \dots, R$, dengan R menyatakan jumlah *input*.
2. $W_{s,r}$, menyatakan bobot (*weight*) hubungan dari *node (neuron) input* r ke *node (neuron)* yang dituju $j, j= 1, 2, \dots, S$, dengan S menyatakan jumlah *neuron*.
3. n , menyatakan total (jumlah) sinyal terbobot yang masuk ke *node s* atau juga sering disebut sebagai tingkat pengaktifan (*activation level*) di *node s*.
4. f , menyatakan fungsi transfer (*transfer function*) yang akan menentukan *output* dari *node s* dan tergantung pada nilai n .
5. a , menyatakan *output* dari *node s*.

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.

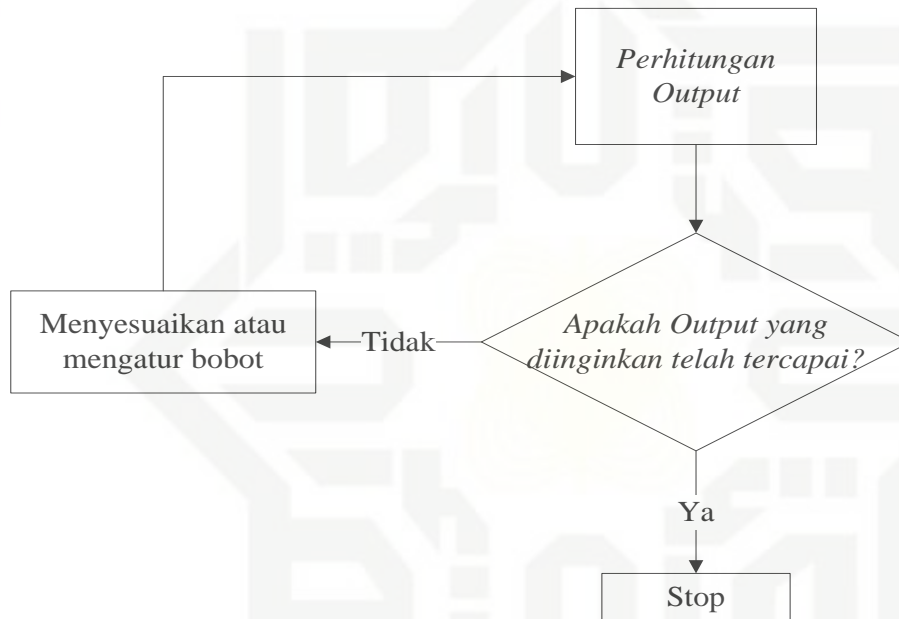
2.7.5 Proses Pembelajaran JST

Pada prinsipnya JST belajar dari pengalaman (Desiani dan Arhami, 2006).

Proses pembelajaran tersebut meliputi 3 tugas, yaitu:

1. Perhitungan *output*.
2. Membandingkan *output* dengan target yang diinginkan.
3. Menyesuaikan bobot dan mengulangi prosesnya.

Proses pembelajaran JST adalah sebagai berikut:



Gambar 2.9 Proses Pembelajaran JST (Desiani dan Arhami, 2006)

Proses pembelajaran atau pelatihan pada JST tersebut merupakan proses dilakukannya perubahan bobot antar *neuron-neuron* yang digunakan untuk menyelesaikan sebuah masalah. Dalam hal ini berlaku ketentuan semakin besar bobot keterhubungannya maka akan semakin cepat pula menyelesaikan sebuah masalah.

Terdapat dua jenis identifikasi pada proses pembelajaran pada JST, diantaranya adalah sebagai berikut (Desiani dan Arhami, 2006)

1. *Supervised Learning* disebut juga pembelajaran terawasi, merupakan teknik pembelajaran pada JST yang menggunakan sejumlah pasangan data masukan dan keluaran yang diharapkan. Contoh metode 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.

menerapkan konsep dari jenis pembelajaran terawasi ini adalah metode *perceptron*, *Backpropagation*, dan *Learning Vector Quantization (LVQ)*.

2. *Unsupervised Learning* (pembelajaran tidak terawasi), merupakan konsep pembelajaran pada JST yang hanya menggunakan sejumlah pasangan data masukan tanpa ada contoh keluaran yang diharapkan.

2.8 *Learning Vector Quantization (LVQ)*

LVQ merupakan salah satu jenis identifikasi pada proses pembelajaran JST yang melakukan pembelajaran secara terawasi. Algoritma LVQ merupakan algoritma pembelajaran yang melakukan identifikasi pola ke dalam beberapa kelas/kategori. Oleh karena itu pada LVQ ini *input* dan *output* akan direpresentasikan secara berkelompok ke dalam kelas yang sudah didefinisikan melalui jaringan yang telah dilatih. Arsitektur jaringan pada JST LVQ merupakan jaringan dengan lapisan kompetitif. Lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan *vector-vector* input. Apabila beberapa vektor *input* memiliki jarak yang sangat berdekatan, maka vektor-vektor *input* tersebut akan dikelompokkan dalam kelas yang sama.

Pada LVQ ini setiap *neuron* akan mencari jarak antara suatu vektor *input* ke bobot yang berhubungan (w_1 dan w_2), dimana w_1 adalah vektor bobot yang menghubungkan setiap *neuron* pada lapisan *input* ke *neuron* pertama pada lapisan *output*, sedangkan w_2 merupakan vektor bobot yang menghubungkan setiap *neuron* pada lapisan *input* ke *neuron* kedua pada lapisan *output* (Kusumadewi 2004). Fungsi aktivasi (F) yang digunakan pada arsitektur jaringan LVQ adalah fungsi linear. Penggunaan fungsi aktivasi linear bertujuan agar diperoleh output yang sama dengan input, dengan rumus fungsi linear yaitu $y=x$.

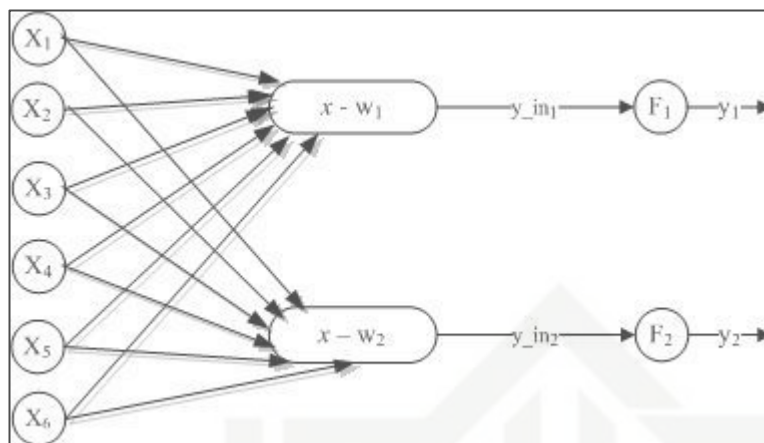
Berikut merupakan ilustrasi dari arsitektur LVQ dapat dilihat pada Gambar 2.10 di bawah ini:

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.



Gambar 2.10 Arsitektur *Learning Vector Quantization* (Kusumadewi 2004)

Proses pembelajaran pada LVQ bertujuan mencari nilai bobot yang sesuai untuk mengelompokkan vektor-vektor input ke dalam kelas yang sesuai dengan inisialisasi bobot awal pada saat pembentukan jaringan, yaitu dengan memasukkan parameter-parameter sebagai berikut:

- a. *Learning rate* (α) didefinisikan sebagai laju pembelajaran. Jika α terlalu besar, maka algoritma akan menjadi tidak stabil.
- b. Pengurangan *learning rate* adalah penurunan laju pembelajaran.
- c. Minimum *learning rate* adalah nilai minimum laju pembelajaran yang masih diperbolehkan.

A. Algoritma *Learning Vector Quantization* (LVQ)

Langkah-langkah algoritma pelatihan *Learning Vector Quantization* (LVQ) adalah sebagai berikut (Putra, 2010):

1. Langkah pertama adalah menentukan masing-masing kelas *output*, menentukan bobot, dan menetapkan *learning rate* α .
2. Bandingkan masing-masing input dengan masing-masing bobot yang telah ditetapkan dengan melakukan pengukuran jarak antara masing-masing bobot w_0 dan input x_p . Pengukuran jarak dihitung menggunakan rumus *euclidean distance*.
3. Nilai minimum dari hasil perbandingan akan menentukan kelas dari vektor *input* dan perubahan bobot dari kelas tersebut. Perubahan untuk bobot baru dapat dihitung dengan Persamaan rumus berikut.

a. Untuk *input* dan bobot yang memiliki kelas yang sama, menggunakan Persamaan rumus 2.11 sebagai berikut:

$$w_0' = w_0 + \alpha(x - w_0) \dots\dots\dots(2.11)$$

b. Untuk *input* dan bobot yang memiliki kelas yang berbeda, menggunakan Persamaan rumus 2.12 sebagai berikut:

$$w_0' = w_0 - \alpha(x - w_0) \dots\dots\dots(2.12)$$

Keterangan :

w_0' = mempresentasikan nilai dari bobot baru.

w_0 = mempresentasikan nilai dari bobot lama.

α = mempresentasikan nilai *learning rate*.

x = mempresentasikan nilai dari inputan.

2.9 Euclidean Distance

Distance (Jarak) merupakan pendekatan yang umum dipakai untuk mewujudkan pencarian citra. Fungsinya adalah menentukan kesamaan (kemiripan) atau ketidaksamaan dua vektor fitur. *Euclidean distance* menghitung akar dari kuadrat perbedaan 2 vektor (Putra, 2010). Untuk mengukur jarak antara 2 vektor dengan menggunakan *euclidean distance* dapat menggunakan Persamaan rumus 2.13 sebagai berikut:

$$j(v_1, v_2) = \sqrt{\sum_{k=1}^N (v_1(k) - v_2(k))^2} \dots\dots\dots(2.13)$$

Dalam hal ini, v_1 dan v_2 adalah dua vektor yang jaraknya akan dihitung dan N menyatakan panjang vektor.

2.10 Pengujian Hasil Akurasi

Akurasi merupakan ukuran seberapa dekat suatu hasil pengujian yang benar atau diterima dari kuantitas besaran yang diukur. Tingkat pengenalan karakter dapat dikatakan sangat baik apabila tingkat akurasinya mencapai lebih dari 90% *excellent* (tinggi sekali), 89%-80% *very good* (sangat tinggi), 79%-64% *satisfactory* (tinggi), 63%-51% *sufficient* (cukup), 50%-0% *insufficient* (rendah) (Koerich dkk, 2003). Tujuan perlu dilakukannya pengujian pengenalan karakter

adalah untuk dapat mengetahui tingkat keberhasilan aplikasi dalam mengenali karakter. Untuk menghitung tingkat akurasi dapat menggunakan Persamaan rumus 2.14 berikut ini (Ratih, 2009) dikutip oleh (Andrian, 2012)

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{jumlah data yang dikenali}}{\text{jumlah pengujian}} \times 100\% \dots \dots \dots (2.14)$$

2.11 Pengujian *Black Box*

Menurut *Black* (2007), pengujian *black box* atau *behavioral* merupakan pengujian mengenai apa yang dilakukan oleh sistem. *Black box* dilakukan untuk mengidentifikasi kesalahan yang terdapat pada hasil-hasil, pemrosesan dan perilaku dari sistem. Pengujian *black box* dilakukan untuk mengetahui apakah sistem sudah berjalan sesuai dengan hasil analisa dan perancangan yang telah dibuat dan apakah sistem sudah sesuai dengan kebutuhan. Pengujian *black box* juga digunakan untuk melihat kondisi sistem apabila sudah dijalankan.

2.12 Studi Penelitian Terkait

Studi penelitian terkait nantinya akan memudahkan penulis untuk menggarap penelitian ini nantinya. Karena dengan berpedoman pada penelitian terkait yang telah dilakukan oleh peneliti-peneliti sebelumnya, dapat dijadikan sebagai referensi atau pedoman oleh penulis.

Beberapa penelitian sebelumnya yang terkait dengan penelitian ini, dapat dilihat pada Tabel 2.3 berikut:

Tabel 2.3 Penelitian Terkait

No	Judul	(Peneliti, tahun)	Deskripsi	Kesimpulan
1.	Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Metode <i>Learning Vector Quantization</i> Untuk Pengenalan Karakter	(Anggi, 2015)	1. Pengenalan karakter huruf Hijaiyah untuk bentuk huruf hijaiyah terpisah (<i>isolated</i>), di awal kalimat (<i>begin</i>), di tengah (<i>middle</i>), dan di akhir (<i>end</i>). 2. tahapan yang	Kelebihan: Metode <i>Learning Vector Quantization</i> mampu mengenali karakter huruf Hijaiyah dengan lebih baik dan mampu memperbaiki kekurangan penelitian sebelumnya yang menggunakan metode berbeda yaitu

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.

No	Judul	(Peneliti, tahun)	Deskripsi	Kesimpulan
	Huruf Hijaiyah.		dilakukan untuk pengenalan karakter huruf Hijaiyah yaitu: <i>data collection-preprocessing-processing</i> ,dan terakhir <i>classification</i> menggunakan metode <i>Learning Vector Quantization</i> 3.Ekstraksi ciri menggunakan <i>pixel mapping</i> dan <i>creating vector</i>	<i>Kohonen Neural Network</i> Kekurangan: Hasil persentase tingkat <i>error</i> masih kurang maksimal, yaitu dengan persentase tingkat <i>error</i> huruf hijaiyah awal dengan persentase 34,55%
2.	Pengembangan Sistem Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Generalized Learning Vector Quantization (Glvq)	(Hermawan , 2015)	1. Penelitian ini sistem pengenalan wajah terdiri dari dua proses besar yaitu proses pendaftaran wajah dan proses pengenalan wajah. Pada proses pengenalan wajah dibagi menjadi empat tahapan utama, yaitu tahapan pembacaan citra wajah, pengolahan awal citra, ekstraksi fitur dan pengenalan wajah. 2. Proses ekstraksi cirinya menggunakan metode Principal Component analysis (PCA) 3. Berdasarkan hasil pengujian,	Kelebihan: Dengan menggunakan database <i>Oracle Research Laboratory (ORL)</i> dapat diperoleh tingkat pengenalan yang sangat baik dan ekstraksi fitur menggunakan PCA mampu menghasilkan fitur yang relevant. Kekurangan: Prosesnya sangat kompleks sehingga memerlukan waktu yang lebih lama.

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.

No	Judul	(Peneliti, tahun)	Deskripsi	Kesimpulan
			<p>pengenalan wajah menggunakan metode PCA dan GLVQ dengan menggunakan database ORL yang terdiri dari 40 subjek dengan tiap subjeknya masing-masing terdiri dari 10 citra wajah mencapai tingkat akurasi terbaik dari 3 skenario pengujian adalah pada skenario ketiga, yaitu sebanyak 280 citra wajah sebagai data latih dan 120 citra wajah sebagai data uji dengan hasil akurasi adalah 97.5%.</p>	
3.	<p>Penerapan <i>Learning Vector Quantization</i> Untuk Identifikasi Pembicara Dengan Menggunakan Ekstraksi Ciri <i>Principal Component Analysis</i></p>	<p>(Sugianto, 2015)</p>	<p>1. Pada penelitian untuk identifikasi pembicara ini, Data suara didapatkan dari 10 pembicara yang mengucapkan kata "KOMPUTER" masing-masing pembicara mengucapkan sebanyak 50 kali 2. Pada penelitian menggunakan 500 data, dengan rincian, yaitu 390 untuk data latih, 100 untuk data uji dan 10 untuk bobot.</p>	<p>Kelebihan: Penelitian ini telah berhasil menerapkan LVQ untuk identifikasi pembicara dengan menggunakan ekstraksi ciri PCA. Akurasi tertinggi yang diperoleh adalah 96%.</p> <p>Kekurangan: Terdapat Kesalahan identifikasi pembicara yang disebabkan oleh banyaknya noise yang ada pada data suara dan kemiripan suara pembicara.</p>

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.

No	Judul	(Peneliti, tahun)	Deskripsi	Kesimpulan
			<p>3. Data latih yang sudah dipilih akan digunakan sebagai vektor input dan data bobot untuk bobot awal LVQ.</p> <p>4. Perekaman suara pembicara dilakukan dengan menggunakan fungsi wavrecord pada Matlab.</p> <p>5. Suara direkam dengan rentang waktu 2 detik dengan sampling rate 11000 Hz dalam bentuk berekstensi WAV.</p>	
4.	Klasifikasi Bentuk-bentuk Tulang Daun Dengan Menggunakan Metode <i>Principal Component Analysis</i> (PCA).	(Sari, 2014)	<p>1. Pada Penelitian ini metode PCA diimplementasikan untuk mengklasifikasikan bentuk-bentuk susunan tulang daun. Bentuk tulang daun akan diklasifikasikan ke dalam 4 kelas, yaitu bentuk tulang daun menyirip, menjari, melengkung dan sejajar.</p> <p>2. Pada penelitian ini, bentuk tulang daun akan diklasifikasi secara otomatis dengan mengekstraksi permukaan daun bagian atas dan bawah.</p> <p>3. Klasifikasi data terdiri dari 2 langkah, yaitu fase <i>training</i>, dimana</p>	<p>Kelebihan: Setelah dilakukan pengujian didapatkan hasil yaitu metode <i>principal component analysis</i> (PCA) dapat digunakan sebagai metode klasifikasi bentuk tulang daun dengan hasil akurasi tertinggi sebesar 100% pada citra uji yang sama dengan data latih untuk citra daun permukaan atas dan bawah dengan proses <i>cropping</i> dan tanpa <i>cropping</i> dengan pengujian sebanyak 16 citra.</p> <p>Kekurangan: Pada penelitian ini, hasil akurasi metode PCA bentuk daun dan warna daun sangat dipengaruhi sehingga akan berpengaruh terhadap pencarian nilai cirinya.</p>

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.

No	Judul	(Peneliti, tahun)	Deskripsi	Kesimpulan
			algoritma klasifikasi dibuat untuk menganalisa data <i>training</i> yang direpresentasikan dalam bentuk rule klasifikasi. Kedua yaitu fase klasifikasi dimana data tes digunakan untuk memperkirakan akurasi	
5.	Pengenalan Karakter Huruf Tulisan Tangan Menggunakan Metode Principal Components Analysis	(Miftah, 2013)	<p>1. Pada penelitian ini sampel yang digunakan adalah karakter huruf kapital A-Z yang diambil dari 10 orang yang berbeda dimana masing-masing orang menulis 1 karakter huruf dengan 3 bentuk yang berbeda.</p> <p>2. Pengenalan karakter tulisan tangan pada penelitian ini menggunakan 520 data <i>training</i> dan 260 data uji</p> <p>3. Pengujian dilakukan sebanyak 6 kali, dengan data uji dan data latih yang berbeda-beda.</p>	<p>Kelebihan: Metode <i>principal component analysis</i> (PCA) dapat digunakan dalam pengenalan karakter tulisan tangan yang berupa citra 2D dengan tingkat akurasi peengujian paling tinggi yaitu ketika menggunakan PCA dengan jumlah total 520 data <i>training</i> dan 260 data uji dengan persentase keberhasilan mencapai 88,46 %.</p> <p>Kekurangan: Tingkat keberhasilan pengujian sangat dipengaruhi oleh kesamaan garis pada tiap-tiap huruf.</p>
6.	Sistem Identifikasi Biometrik Ruas Jari Tangan Manusia Menggunakan Metode Principal Component	(Rachmat dkk, 2013)	<p>1. Pada penelitian ini pengumpulan data diperoleh dari hasil pengambilan gambar menggunakan kamera digital. Dengan jumlah data latih sebanyak 300 citra.</p>	<p>Kelebihan: Dengan menggunakan metode JST LVQ, semakin banyak jumlah <i>Principal component</i> yang digunakan, maka relatif akan meningkatkan nilai akurasi. Pada penelitian ini didapatkan akurasi sebesar 98%.</p>

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.

No	Judul	(Peneliti, tahun)	Deskripsi	Kesimpulan
	Analysis (PCA) Dan Learning Vector Quantization (LVQ)		<p>2. Metodologi penelitian ini meliputi <i>data collection-training-</i> dan <i>testing</i> .</p> <p>3. tahapan <i>training</i> meliputi beberapa proses, diantaranya adalah: data <i>uji</i>, preprocessing, ekstraksi ciri (PCA), dan klasifikasi (JST LVQ)</p> <p>4. Dari hasil analisis dan implementasi gabungan PCA dan JST LVQ, sistem biometris pengenalan ruas jari tangan manusia dapat mencapai performansi yang optimal, yaitu dengan tingkat akurasi 98% untuk data latih dan 98% untuk data uji dengan menggunakan 95 PC.</p>	<p>Kekurangan: Jika jumlah <i>Principal component</i> yang digunakan terlalu banyak pada data tertentu, maka akan dapat menyebabkan penurunan tingkat akurasi. Karena sudah membawa ciri yang tidak penting untuk dikenali .</p>
7.	Analisa Dan Implementasi Metode <i>Kohonen Neural Network</i> Untuk Pengenalan Karakter Huruf Arab	(Andrian, 2012)	<p>1. Penelitian bertujuan untuk melakukan analisa dan implementasi terhadap metode <i>Kohonen Neural Network</i> untuk pengenalan karakter huruf Arab.</p> <p>2. Pengenalan karakter mengenali bentuk huruf Arab yang meliputi terpisah (<i>isolated</i>),</p>	<p>Kelebihan: Mendapatkan hasil terbaik untuk karakter huruf hijaiyah isolated.</p> <p>Kekurangan: Karena semakin banyaknya pola karakter huruf arab yang duji memiliki kemiripan bentuk antara satu dengan lainnya, pada penelitian ini mengakibatkan tingkat Persentase error <i>Kohonen neural network</i> semakin besar.</p>

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.

No	Judul	(Peneliti, tahun)	Deskripsi	Kesimpulan
			<p>di awal kalimat (<i>begin</i>), di tengah kalimat (<i>middle</i>), dan di akhir kalimat (<i>end</i>).</p> <p>3. tahapan pengenalan karakter huruf arab yang dilakukan meliputi <i>data collection-preprocessing-processing</i> (ekstraksi ciri menggunakan <i>pixel mapping</i> dan <i>creating vector</i>) dan terakhir <i>classification</i> menggunakan metode <i>Kohonen Neural Network</i>.</p>	
8.	Rancang Bangun Aplikasi Pengenalan Wajah Menggunakan Metode <i>Eigenface</i> Yang Berorientasi Pada PCA	(Affandi, 2011)	<ol style="list-style-type: none"> 1. Pada Penelitian ini proses dimulai dengan pemrosesan awal untuk mendapatkan hasil citra yang lebih baik. 2. Setelah itu menghitung eigenvector dan eigenvalue dari citra wajah untuk dilakukan proses training image. Proses training wajah yaitu mencari eigenvector 3. Program pengenalan wajah menampilkan salah satu nama pengguna yang telah tersimpan 	<p>Kelebihan: Mendapatkan hasil citra yang lebih baik.</p> <p>Kekurangan: Hasil pengenalan sangat tergantung pada banyaknya wajah orang dan pencahayaan pada wajah.</p>

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.

No	Judul	(Peneliti, tahun)	Deskripsi	Kesimpulan
			dalam database. Pengujian menggunakan ekspresi senyum dan tanpa ekspresi pada delapan orang dan 16 wajah. Menghasilkan akurasi sebesar 80,28 %.	

