

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Aksara Jawa

Carakan (Abjad/Aksara Jawa) adalah huruf yang digunakan dalam ejaan bahasa Jawa yang pada dasarnya terdiri atas dua puluh aksara pokok (*nglegena*), yang ditunjukkan pada Gambar 2.1, yang bersifat silabik (kesukukataan). (Darusuprpta, dkk., 2002). Bentuk kontemporer Aksara Jawa terbentuk sejak masa Kerajaan Mataram pada abad ke-17.

Selain dua puluh aksara pokok tersebut, Aksara Jawa juga memiliki kelompok aksara kapital (*murda*), vokal (*swara*), rekaan (*rekan*), pengubah bunyi (*sandangan*), penanda gugus konsonan, penutup konsonan (*pasangan*), *pangkon*, tanda baca, dan angka.

ꦲ	ꦤ	ꦕ	ꦫ	ꦏ
ha	na	ca	ra	ka
ꦢ	ꦠ	ꦱ	ꦮ	ꦭ
da	ta	sa	wa	la
ꦥ	ꦢꦲ	ꦗ	ꦪ	ꦚ
pa	dha	ja	ya	nya
ꦩ	ꦒ	ꦧ	ꦠ	ꦚ
ma	ga	ba	tha	nga

Gambar 2.1 Aksara Jawa *Nglegena*

ꦠ	ꦱ	ꦲ	ꦓ	ꦔ	ꦕ	ꦗ	ꦙ	ꦚ	ꦛ
1	2	3	4	5	6	7	8	9	0

Gambar 2.2 Angka Jawa



Gambar 2.3 Tanda “*Pada Pangkat*” untuk Mengapit Penulisan Angka Jawa

Beberapa dari Angka Jawa, seperti pada Gambar 2.4, dalam Aksara Jawa memiliki bentuk yang mirip dengan kelompok Aksara Jawa lainnya. Beberapa di antaranya misalkan angka “1” dalam Aksara Jawa memiliki bentuk yang sama dengan huruf “Ga” pada kelompok Aksara Jawa *Nglegena*, kemudian angka “9” sama dengan huruf “Ya” dalam kelompok Aksara Jawa *Nglegena*. Oleh karena itu, penulisan Angka Jawa, menurut pedoman yang ditulis oleh Darusuprpta dkk., harus diapit oleh tanda baca yang memiliki istilah “*pada pangkat*” seperti pada Gambar 2.3.

2.2 *Optical Character Recognition* (OCR)

Optical Character Recognition (OCR) adalah proses pengenalan karakter dari file citra dan juga pengenalan alfanumerik yang dicetak atau penulisan tangan dari karakter, teks, angka, huruf dan simbol agar bisa dibaca oleh komputer (Mukherjee, 2010). OCR merupakan pengenalan polad an pengolahan karakter tulisan tangan yang didasari keinginan manusia untuk meningkatkan komunikasi dengan komputer. Banyak penelitian yang telah dilakukan untuk mengembangkan sistem OCR dalam berbagai skrip. OCR meliputi *scanning* gambar kemudian diterjemahkan menjadi teks, dari dokumen kertas menjadi gambar, kemudian gambar diterjemahkan ke dalam kode karakter yang pada komputer seperti membac kode ASCII. Pengenalan kode pos, pengolahan bentuk, verifikasi tanda tangan adalah bentuk-bentuk penerapan OCR (Mukherjee, 2010).

2.3 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur dapat didefinisikan sebagai ekstraksi yang mengutamakan informasi dari ciri yang mewakili sebuah baris data, yang mana data diminimalisasi ke dalam pola yang berbeda-beda (Trier, 1996). Untuk tujuan inilah, kumpulan dari ciri (fitur) yang diekstrak pada tiap-tiap kelas akan membantu untuk membedakan pola yang diekstrak dari pola lain.

2.4 Region Of Interest (ROI)

Region Of Interest (ROI) merupakan salah satu fitur yang tersedia dalam JPEG2000. ROI memungkinkan dilakukannya pengkodean secara berbeda pada area tertentu dari citra digital, sehingga mempunyai kualitas yang lebih baik dari area sekitarnya. Fitur ini menjadi sangat penting, bila terdapat bagian tertentu dari citra digital yang dirasakan lebih penting dari bagian yang lainnya.

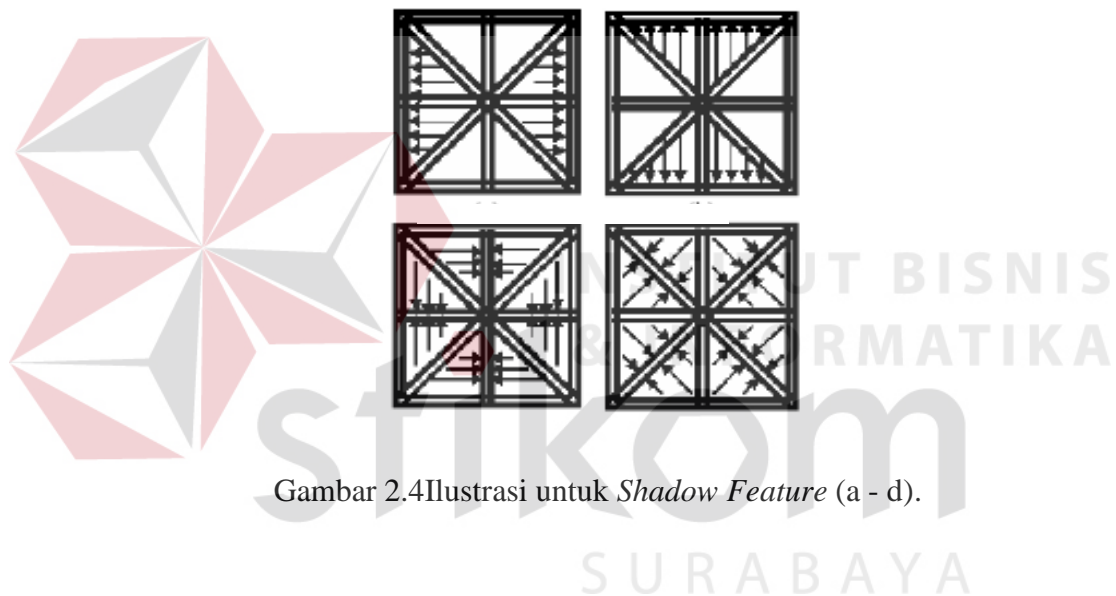
Piksel memiliki nilai intensitas tertinggi dalam seleksi citra, kemudian piksel dibandingkan dengan piksel tetangga. Perbandingan ada perubahan dalam tingkat intensitas nilai piksel. Semua piksel memiliki bentuk intensitas yang sama dalam ROI (Nurtanio, dkk, 2013).

2.5 *Shadow Feature*

Shadow Feature adalah metode ekstraksi fitur yang digunakan untuk mengenali suatu pola tulisan, angka, atau simbol pada citra dengan cara menghitung jumlah fitur bayangan dari citra (Nibaran dan dkk, 2006). Citra yang dapat digunakan dalam metode ini hanya citra biner, Oleh karena perlu dilakukan konversi citra menjadi biner apabila tidak sesuai. Menghitung panjang bayangan

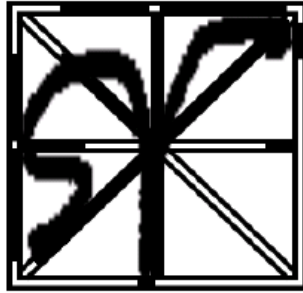
tersebut dilakukan dengan cara memproyeksikan bayangan.dengan cara *scanning*. *Scanning* dilakukan supaya didapatkan nilai dari tiap-tiap pixel citra yang bernilai 1 (hitam). Selama *scanning* dilakukan juga penghitungan panjang fitur bayangan, sehingga pada akhir

Konsep dasar *Shadow Feature Extraction* Mula-mula citra biner dimasukkan kedalam *frame* berbentuk persegi, yang dibagi menjadi 8 bagian. Masing-masing bagian memiliki 3 sisi dan 3 arah pencahayaan seperti pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4 Ilustrasi untuk *Shadow Feature* (a - d).

Anak panah di setiap area pada Gambar 2.1 menunjukkan arah perpendaran cahaya sebagai asumsi pengambilan proyeksi (ekstraksi) dari segmen citra pada setiap sisi dari semua area (Nibaran das dkk, 2006). Kedelapan area tersebut masing-masing memiliki 3 sisi, 3x8 sehingga akan didapatkan 24 fitur bayangan dari proses ini seperti Gambar 2.5.



Gambar 2.5 Hasil Citra yang Sudah Didapatkan Fitur Bayangannya

(Basu dkk, 2005).

2.6 *Handwritten 'Bangla' Alphabet Recognition Using An MLP Based Classifier (Basu, dkk., 2005)*

Penelitian serupa pernah dilakukan oleh Basu pada tahun 2005. Dalam penelitian tersebut, metode yang digunakan adalah *multi layer perceptron*. MLP digunakan untuk melakukan pengenalan terhadap huruf-huruf alfabetik Bangla. Huruf alfabetik Bangla terdiri dari 50 jenis huruf yang terdiri dari 11 huruf vokal dan 39 huruf konsonan seperti pada Gambar 2.7.

Pada penelitian tersebut, citra masing-masing sampel huruf Bangla dibagi menjadi 64 x 64 piksel. Pada citra huruf Bangla tersebut juga dilakukan ekstraksi fitur sebanyak 76 fitur yang dikategorikan dalam 24 *shadow features*, 16 *centroid features*, dan 36 *longest-run features*. Sampel huruf yang digunakan dalam penelitian ini adalah 10.000 sampel huruf yang didapatkan dari tulisan tangan 200 orang dengan jenis kelamin dan umur yang bervariasi. Dari 10.000 sampel tersebut, 8.000 sampel digunakan sebagai sampel pelatihan dan 2.000 sampel digunakan sebagai sampel uji.

অ	আ	ই	ঈ
উ	ঊ	ঋ	ঌ
঍	ঔ	ঔ	

(a)

ক	খ	গ	ঘ	ঙ
চ	ছ	জ	ঝ	ঞ
ট	ঠ	ড	ঢ	ণ
ত	থ	দ	ধ	ন
প	ফ	ব	ভ	ম
য	র	ল	শ	ষ
স	হ	ড়	ঢ়	সি
ৱ	৲	৳	৴	

(b)

Gambar 2.6. Huruf Alfabetik Bangla (a) Vokal dan (b) Konsonan

Tabel 2.1. Performa Keberhasilan MLP dengan Variasi Jumlah Neuron

Jumlah Neuron	35	40	45	50	55	60	65	70	75
Pembelajaran (%)	80,35	80,93	82,8	84,7	85,7	86,46	87,36	86,69	86,65
Uji (%)	70,35	70,7	71,6	73,15	74,2	75,05	73,65	74,7	72

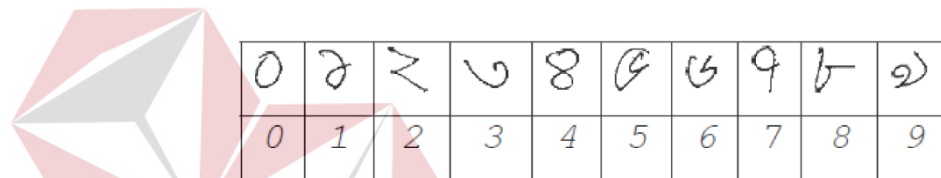
Proses *training* dilakukan dengan bentuk jaringan yang hanya memiliki satu *layer* tersembunyi dan dengan beberapa konfigurasi jumlah neuron yang berbeda-beda. Masing-masing proses pelatihan dilakukan sampai dengan 2.000 iterasi, laju pembelajaran sebesar 0,8, dan nilai momentum sebesar 0,7.

Hasil percobaan dari penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 2.1, di mana hasil yang paling baik didapatkan dari jaringan dengan jumlah neuron 60. Pada

percobaan tersebut, persentase keberhasilan dari sampel pembelajaran adalah 86,46% sedangkan untuk sampel uji adalah 75,05%.

2.7 *An MLP Based Approach for Recognition of Handwritten ‘Bangla’ Numerals (Basu, dkk., 2005)*

Seperti halnya pada Sub-Bab 2.6, pada penelitian ini peneliti yang sama dan dengan metode yang sama membuat pengenalan pola tulisan tangan untuk angka ‘Bangla’. Angka Bangla terdiri dari 10 jenis angka yang merepresentasikan 0 – 9 seperti pada Gambar 2.7.



Gambar 2.7. Bentuk Tulisan Angka ‘Bangla’

Pada penelitian kali ini digunakan data sampel tulisan tangan untuk angka-angka ‘Bangla’ dari 600 orang, sehingga didapatkan 6.000 sampel pola. 4.000 sampel digunakan sebagai sampel pembelajaran dan 2.000 sampel digunakan sebagai sampel uji.

Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa tingkat keberhasilan paling tinggi didapatkan dari percobaan dengan jumlah neuron 65, yaitu 96,67%.

2.8 *Handwritten Arabic Numeral Recognition using a Multi layer Perceptron (Das, dkk., 2006)*

Di tahun 2006, oleh peneliti yang berbeda ada penelitian dengan tema yang sama, yaitu tentang *optical character recognition* (OCR). Sama halnya seperti dua penelitian sebelumnya pada Sub Bab 2.6 dan 2.7, pada penelitian ini

metode yang digunakan juga masih sama. Hanya saja bedanya adalah jenis karakter yang dikenali adalah angka Arab.

Angka Arab terdiri dari 10 jenis karakter yang merepresentasikan 0 – 9 seperti pada Gambar 2.8. Dalam penelitian ini sebanyak 300 set tulisan angka Arab dari orang-orang yang berbeda digunakan sebagai sampel. Yang digunakan sebagai sampel uji sebanyak 2.000 sampel, sedangkan sisanya digunakan sebagai sampel uji.

Hasil paling baik didapatkan pada jaringan dengan jumlah neuron pada *layer* tersembunyi sebanyak 54 neuron. Persentase keberhasilan dari bentuk jaringan tersebut mencapai 95%.



Gambar 2.8. Bentuk Tulisan Angka Arab

2.9 *Handwritten Bangla Basic and Compound Character Recognition Using MLP and SVM Classifier (Das dkk., 2010)*

Das dkk, pada 2010 melanjutkan penelitian pengenalan karakter Bangla. Kali ini, yang dikenali adalah 55 dari 160 karakter vokal dan konsonan pertama yang paling sering digunakan. Ekstraksi ciri yang digunakan adalah *shadow feature*, *longest-run feature*, dan *quad tree*. Sedangkan algoritma pengelompokan yang digunakan ada dua, yaitu MLP dan SVM (*support vector machine*).

Hasil dari penelitian ini menunjukkan tingkat keberhasilan rata-rata dengan menggunakan MLP adalah 79,25 %. Sedangkan pada metode SVM, rata-rata tingkat keberhasilannya naik menjadi 80,51%.

2.10 Pengenalan Pola Tulisan Tangan Aksara Jawa “Ha Na Ca Ra Ka” Menggunakan Multi Layer Perceptron (Wibowo dan Wirakusuma, 2013)

Pada 2013, Wibowo dan Wirakusuma telah melakukan kajian terhadap topik ini. Namun tulisan tersebut menggunakan 5 huruf awal, yaitu “Ha”, “Na”, “Ca”, “Ra”, dan “Ka”. Jumlah sampel yang digunakan untuk pembelajaran adalah 15 set sampel dan pengujian dilakukan terhadap 5 set sampel.

Data yang digunakan untuk dimasukkan dalam jaringan MLP adalah data mentah dari citra yang dikecilkan saja. Dalam penelitian ini tidak digunakan proses ekstraksi ciri.

Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan proses pembelajaran yang konvergen dengan nilai SSE sebesar 0.00096118032275095 setelah iterasi ke-738.522. Konfigurasi yang digunakan pada penelitian tersebut adalah:

- Jumlah *hidden layer* : 2
- Jumlah *neuron input* : 300
- Jumlah *neuron layer 1* : 80
- Jumlah *neuron layer 2* : 80
- Jumlah *neuron output* : 5
- Laju pembelajaran (μ) : 0.1
- *Error minimum* : $10E^{-4}$

- Iterasi maksimum : $10E^{+5}$

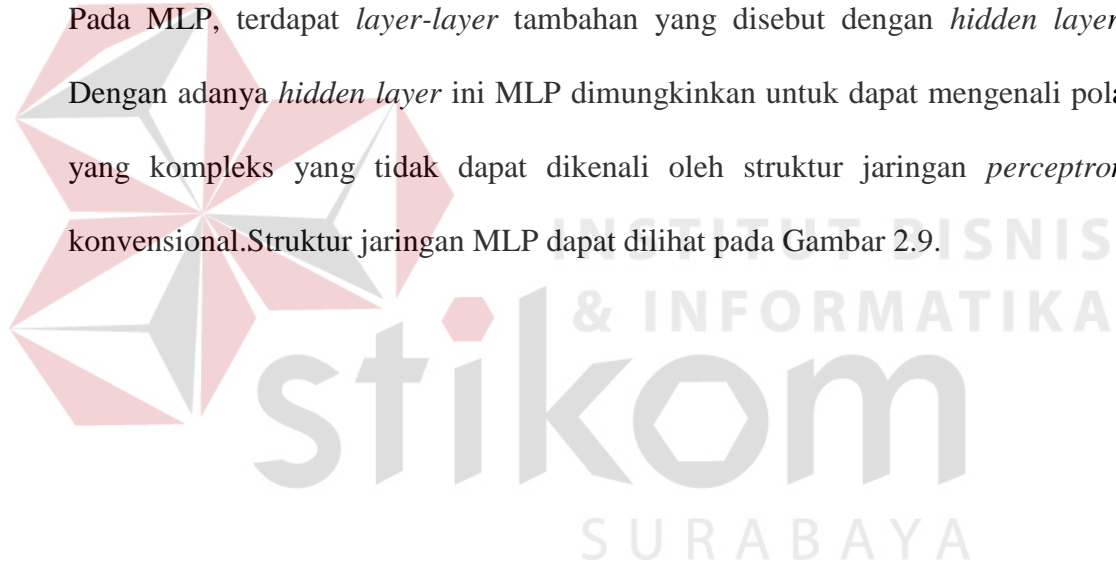
Pengujian yang dilakukan mendapatkan hasil bahwa seluruh sampel pembelajaran yang dicoba untuk dikenali ulang berhasil dikenali dengan benar. Sedangkan untuk sampel uji, 14 huruf dari 25 huruf uji dapat dikenali dengan benar.

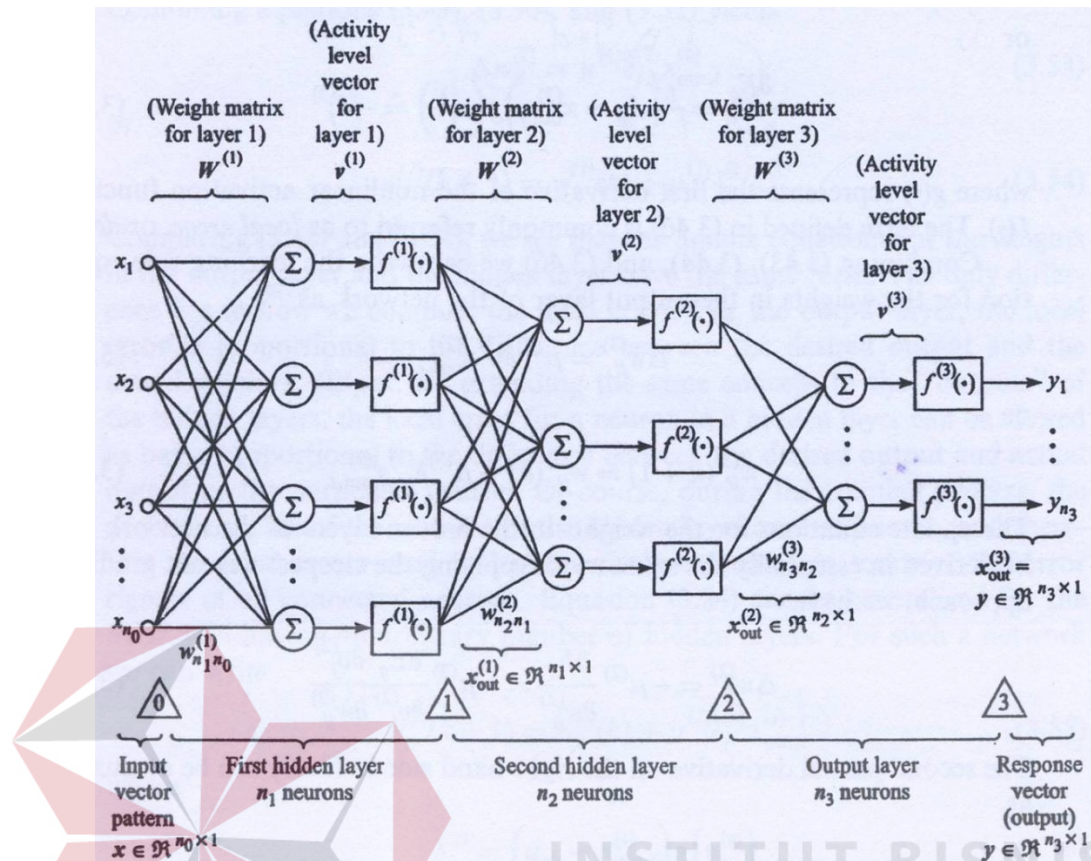
2.11 *Multi Layer Perceptron*

Multi Layer Perceptron (MLP) adalah perkembangan dari algoritma *perceptron* yang memiliki *layer* lebih dari sekedar *input layer* dan *output layer*.

Pada MLP, terdapat *layer-layer* tambahan yang disebut dengan *hidden layer*.

Dengan adanya *hidden layer* ini MLP dimungkinkan untuk dapat mengenali pola yang kompleks yang tidak dapat dikenali oleh struktur jaringan *perceptron* konvensional. Struktur jaringan MLP dapat dilihat pada Gambar 2.9.





Gambar 2.9 Struktur Jaringan MLP (Ham, Kostanic, 2001)

Neuron-neuron pada *hidden layer* memiliki proses perhitungan yang sama dengan neuron-neuron pada *output layer*. Hanya saja nilai hasil perhitungan dari setiap neuron pada *hidden layer* ini nantinya akan digunakan sebagai masukan untuk *layer-layer* berikutnya. Proses perhitungan dari masing-masing neuron pada tiap *layer* melibatkan luaran dari neuron-neuron di *layer* sebelumnya dan bobot dari koneksi antara neuron tersebut dengan neuron-neuron di *layer* sebelumnya. Di mana w adalah bobot antara luaran x dari neuron di *layer* sebelumnya dengan neuron yang akan dihitung luarannya. Namun nilai u tersebut bukanlah luaran akhir dari neuron. Untuk itu nilai u tersebut harus ditambah dengan *bias* atau dikurangi *threshold* untuk menjadi v sebelum dimasukkan ke dalam fungsi

aktivasi. Jika fungsi aktivasi yang dipilih menggunakan fungsi *sigmoid unipolar* maka secara umum y didapat dengan persamaan:

$$y_q = f_{bs}(v_q) = \left(\frac{1}{1 + e^{-\alpha v_q}} \right)$$

. Luaran y dari neuron di *output layer* adalah luaran akhir dari MLP. Proses yang terjadi mulai dari *input layer* hingga *output layer* ini disebut dengan *feed-forward*. Nilai luaran yang dihasilkan akan sangat bergantung pada konfigurasi bobot yang terhubung antar neuron. Untuk mendapatkan nilai bobot yang sesuai maka diperlukan proses belajar.

