

# PENGENALAN POLA TULISAN TANGAN AKSARA JAWA “HA NA CA RA KA” MENGGUNAKAN MULTI LAYER PERCEPTRON

Madha Christian Wibowo<sup>1)</sup>

Sandy Wirakusuma<sup>2)</sup>

1) S1 Sistem Komputer, STIKOM Surabaya, email: madha@stikom.edu

2) S1 Sistem Komputer, STIKOM Surabaya, email: sandy@stikom.edu

**Abstract:** This research is focus on optical character recognition (OCR) for handwritten 5 basic consonant from Javanese character called “Aksara Jawa Nglegena” consists of “Ha”, “Na”, “Ca”, “Ra”, and “Ka”. The pattern recognition method used is multi layer perceptron with back propagation as the learning algorithm. 75 samples was used as the learning data and 25 samples used for testing data. The final weight produced could recognize all the learning samples correctly and 56% testing samples.

**Keywords:** Javanese character, pattern recognizing, multi layer perceptron, back propagation, optical character recognition

Indonesia adalah negara yang memiliki bermacam-macam suku dan budaya. Masing-masing suku dan budaya di Indonesia memiliki ciri khas, tak terkecuali dengan bentuk tulisan. Salah satu suku di Indonesia yang memiliki ciri khas dalam tulisan adalah suku Jawa yang hurufnya disebut dengan Aksara Jawa.

Pada zaman dahulu, Indonesia dikuasai oleh kerajaan-kerajaan yang berpusat di Pulau Jawa. Sehingga banyak manuskrip-manuskrip kuno yang ditulis dalam Aksara Jawa. Selain ditulis di kertas, media yang digunakan antara lain adalah batu, lempengan logam, kayu, kulit, dan media lain yang pasti bersifat non-digital (*hard copy*). Agar arsip-arsip tersebut dapat disimpan di komputer, dilakukan digitalisasi dengan cara melakukan *scan*. Hasil *scan* ini adalah gambar digital arsip tersebut yang sudah bisa disimpan di komputer. Namun demikian, arsip tersebut oleh komputer dianggap sebagai sebuah gambar, sehingga tulisan yang ada di dalamnya tidak dapat diakses sebagai teks.

Agar komputer dapat mengenali gambar tulisan-tulisan di dalam arsip tersebut sebagai teks, diperlukan aplikasi *optical character recognition* (OCR). OCR dilakukan dengan menggunakan metode pengenalan pola. Salah satunya adalah dengan menggunakan model *multi layer perceptron* (MLP).

Hasibuan (2011) menggunakan *self-organizing map* (SOM) untuk pengenalan pola Aksara Jawa.

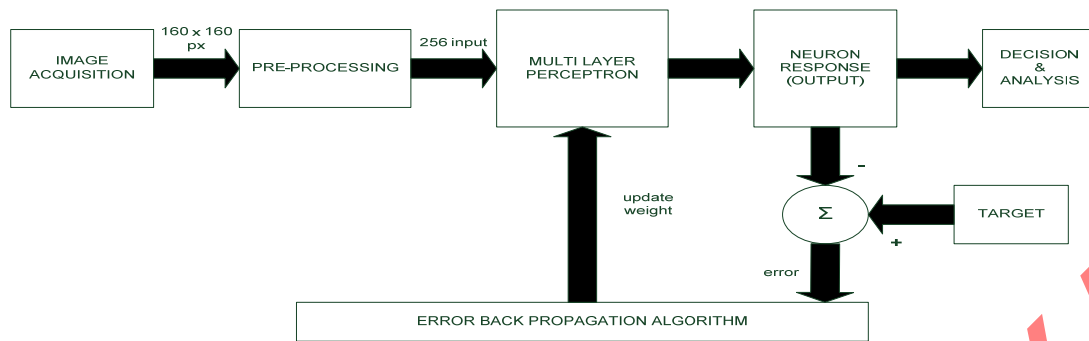
Namun objek yang digunakan adalah huruf cetak. Sedangkan Basu (2005) melakukan penelitian serupa pada huruf dan angka Bangla tulisan tangan. Dan di tahun 2006, Das melakukan hal yang sama dengan huruf Arab.

Penelitian ini menggunakan MLP dengan algoritma pembelajaran *error back propagation* untuk melakukan pengenalan pola terhadap pola Aksara Jawa berdasarkan citra hasil tulisan tangan. Huruf yang dikenali adalah 20 jenis huruf dasar Aksara Jawa modern.

## METODE PENELITIAN

Diagram blok pada Gambar 1 menunjukkan model yang akan digunakan. Objek yang digunakan adalah citra dari tulisan tangan. Citra tulisan tangan diakuisisi langsung dari responden menggunakan *digital pen*. Citra tersebut dituliskan secara virtual ke dalam sebuah objek kanvas yang memiliki resolusi 25600 piksel (160 x 160 piksel) yang kemudian disimpan di *file*.

Dari proses akuisisi data didapatkan jumlah citra sampel yang digunakan adalah 15 set tulisan tangan Aksara Jawa huruf “Ha”, “Na”, “Ca”, “Ra”, dan “Ka” sehingga total ada 75 sampel yang akan digunakan dalam proses pembelajaran. Tetapi karena ukurannya yang masih terlalu besar, sampel-sampel tersebut harus melalui tahap pemrosesan awal supaya ukurannya



Gambar 1. Diagram Blok Sistem

menjadi lebih kecil. Untuk itu dilakukan proses pengecilan citra dengan menggunakan skala 10 : 1, sehingga data-data yang akan digunakan sebagai proses pembelajaran berukuran 16 x 16 piksel (256 data).

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. Aksara Jawa Nglegena

Sampel-sampel yang telah dikecilkan ini digunakan sebagai data input pada jaringan *multi layer perceptron*, yang kemudian hasil dari MLP akan dievaluasi dengan target dari masing-masing input. Bila masih ada kesalahan antara hasil MLP dengan target, bobot-bobot yang ada pada MLP akan disesuaikan dengan menggunakan algoritma *back propagation* hingga didapatkan hasil yang sesuai.

### Aksara Jawa

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

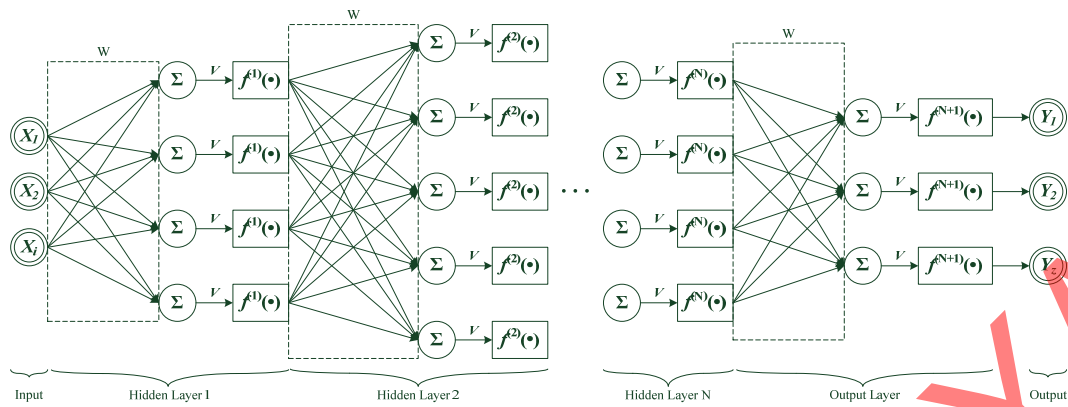
Selain dua puluh aksara pokok tersebut, Aksara Jawa juga memiliki kelompok huruf kapital, vokal, angka, pasangan, pangkon, dan tanda baca. Bentuk dasar Aksara Jawa disebut dengan Aksara Jawa Nglegena dengan bentuk seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.

Dalam laporan ini, yang akan dikenali adalah 5 buah dari 20 buah huruf konsonan dasar (*Aksara Jawa Nglegena*), yaitu huruf “Ha”, “Na”, “Ca”, “Ra”, dan “Ka”.

### Multi Layer Perceptron

*Multi layer perceptron* (MLP) adalah pengembangan dari model *perceptron* yang dikembangkan oleh Rosenblatt pada tahun 1958. *Perceptron* memiliki keterbatasan hanya dapat menyelesaikan masalah-masalah yang linier, sedangkan MLP dapat digunakan untuk menyelesaikan masalah yang lebih kompleks.

Pada dasarnya, MLP adalah *perceptron* yang memiliki *layer* atau lapisan tambahan di antara *layer* input (neuron  $X_i$ ) dan *layer* output (neuron  $Y_i$ ) yang disebut dengan *hidden layer*. Bentuk jaringan umum MLP dapat dilihat pada Gambar 3. Proses perhitungan dari setiap neuronnya sama dengan *perceptron*, seperti pada Persamaan 1. Sinyal output neuron ( $v$ ) kemudian dimasukkan ke dalam sebuah fungsi aktivasi. (Fausett, 2006) (Ham & Kostanic, 2001)



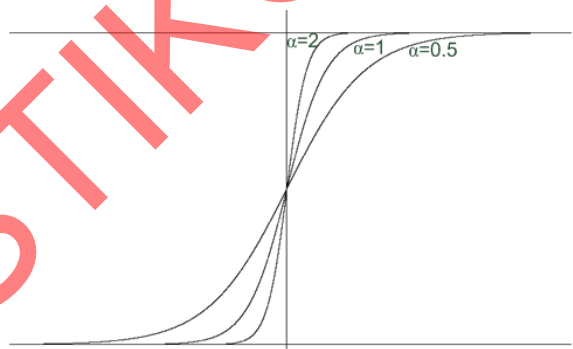
Gambar 3. Model *Multi Layer Perceptron* (Fausett, 2006)

Dalam hal ini fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi *binary sigmoid* dengan fungsi seperti pada Persamaan 2 dengan bentuk pada Gambar 4.

$$v_j^i = \sum_{k=0}^n x_k^{i-1} \cdot w_{(j,k)}^{i-1} + b_j^i \dots\dots\dots (1)$$

- $v$  : Sinyal output yang dihasilkan neuron
- $x$  : Sinyal input untuk neuron
- $w$  : Bobot/sinaps yang menghubungkan neuron dengan neuron-neuron di *layer* sebelumnya
- $b$  : Bias
- $i$  : Indeks *layer* dari neuron
- $j$  : Indeks neuron pada *layer* ke- $i$
- $k$  : Indeks neuron pada *layer* sebelumnya ( $i-1$ )
- $n$  : Jumlah neuron pada *layer* ke- $i$

$$y = f_{bs}(v) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha v}} \dots\dots\dots (2)$$



Gambar 4. Fungsi Sigmoid

### Error Back Propagation

Meskipun digunakan dalam jaringan saraf tiruan, *back propagation* sendiri bukanlah sebuah jaringan saraf tiruan. *Back propagation* adalah sebuah algoritma pembelajaran untuk jaringan saraf tiruan sehingga didapatkan kombinasi nilai bobot-bobot antar neuron yang sesuai.

Metode pembelajaran *back propagation* adalah pembelajaran berdasarkan contoh. Selama proses pembelajaran, algoritma ini perlu untuk diberikan pasangan-pasangan input dan output. Masing-masing pasang berupa satu set pola input beserta output yang diharapkan terhadap pola tersebut. *Back propagation* akan menggunakan output yang diharapkan tersebut serta output yang dihasilkan oleh jaringan saraf tiruan untuk mengubah nilai bobot-bobot yang ada dalam jaringan saraf tiruan. (Rumelhart, 1986)

Untuk mengubah bobot-bobot itu dengan algoritma *back propagation*, digunakan Persamaan 3.

$$w_{(j,k)}^{i-1} = w_{(j,k)}^{i-1} + \mu \cdot \delta_j^i \cdot y_k^{i-1} \dots\dots\dots (3)$$

Pada algoritma back propagation, poin yang penting adalah bagaimana mendapatkan  $\delta$ . Di mana nilai  $\delta$  untuk neuron-neuron di *layer* output adalah hasil perhitungan *error* dari tiap-tiap neuron. Sehingga  $\delta$  dapat dihitung dengan Persamaan 4. Sedangkan untuk neuron-neuron di *layer* yang lain,  $\delta$  dapat dihitung dengan Persamaan 5. Dengan  $g(\bullet)$  adalah turunan pertama dari  $f(\bullet)$ . Sedangkan parameter  $\mu$  adalah laju pembelajaran yang menentukan kecepatan proses pembelajaran hingga dapat mendekati nilai bobot yang optimal. Semakin besar nilai  $\mu$ , semakin cepat prosesnya. Namun jika terlalu besar, resolusinya juga kurang baik. (Fausett, 2006)

$$\delta_j^{out} = (t_{(j,p)} - y_j^{out}) \cdot g(y_j^{out}) \dots\dots\dots (4)$$

$$\delta_j^i = \left( \sum \delta_h^{i+1} \cdot w_{k,h}^i \right) \cdot g(y_j^i) \dots\dots\dots (5)$$

$$g_{bs}(y) = \alpha \cdot f_{bs}(y) \cdot [1 - f_{bs}(y)] \dots\dots (6)$$

Dalam penelitian ini, 75 sampel tulisan tangan yang terdiri dari aksara “Ha”, “Na”, “Ca”, “Ra”, dan “Ka” akan dilatihkan menggunakan MLP dan back propagation dengan kombinasi pola input dan target output seperti pada Tabel 1. Sampel-sampel tersebut kemudian akan dijadikan sebagai data pembelajaran untuk algoritma MLP dan back propagation dengan proses seperti pada diagram alir pada Gambar 5. Hasil yang didapatkan dari proses pembelajaran tersebut adalah bobot dan konfigurasi bentuk jaringan MLP.

Tabel 1. Kombinasi Input dan Output

Pola Aksara Input	Target Neuron Output ke-				
	4	3	2	1	0
Ha	0	0	0	0	1
Na	0	0	0	1	0
Ca	0	0	1	0	0
Ra	0	1	0	0	0
Ka	1	0	0	0	0

Bobot dan jaringan ini kemudian akan diuji dengan mencoba mengenali sampel-sampel yang digunakan sebagai data pembelajaran serta 5 set sampel lain (25 data) yang digunakan sebagai data pengujian untuk proses evaluasi bobot dan jaringan yang dihasilkan dari proses pembelajaran.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

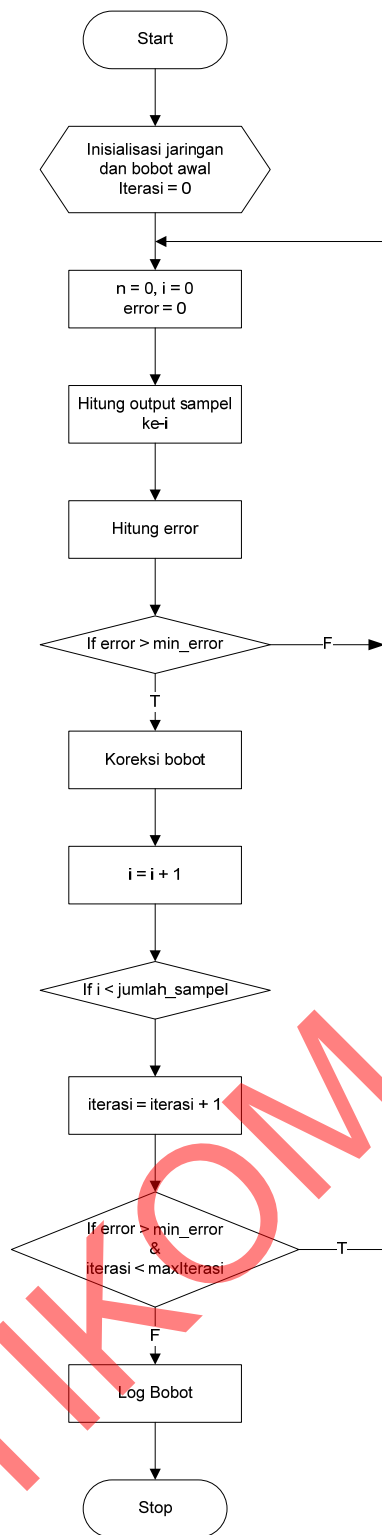
Proses pembelajaran dilakukan dengan konfigurasi sebagai berikut:

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

Proses pembelajaran dilakukan sebanyak 738522 iterasi dengan menggunakan 75 sampel input dengan nilai error akhir sebesar 0.00096118032275095. Ini berarti bahwa proses pembelajaran selesai hingga target error minimum terhadap data sampel terpenuhi.

Bobot dan jaringan yang dihasilkan kemudian digunakan untuk melakukan proses pengenalan terhadap sampel pembelajaran dan sampel uji. Dari pengujian ini didapatkan hasil bahwa seluruh sampel pembelajaran yang dicoba untuk dikenali ulang berhasil dikenali dengan benar. Sedangkan untuk sampel uji, 14 sampel dari 25 sampel uji yang tersedia dapat dikenali dengan benar.

Beberapa contoh sampel uji yang sering salah dikenali adalah pada aksara “Ha”, “Na”, dan “Ka”. Bila diperhatikan pada Gambar 6, ketiga aksara itu memang memiliki beberapa kemiripan dari bentuk dan polanya.










Gambar 5. Diagram Alir Sistem



(a) (b) (c)

Gambar 6. Karakter-karakter yang salah dikenali

- (a) Gambar  dikenali sebagai 
- (b) Gambar  dikenali sebagai 
- (c) Gambar  dikenali sebagai  atau 

Karakter-karakter dalam Aksara Jawa memang memiliki pola-pola yang rumit dan banyak di antaranya yang hanya memiliki sedikit perbedaan. Akan lebih baik bila ada informasi yang ditambahkan pada pola input (Chauduri, 2000), seperti ekstraksi fitur-fitur khusus yang menjadi ciri pembeda dalam Aksara Jawa. Sehingga dengan demikian proses pengenalan pola dapat dilakukan dengan lebih baik.

## SIMPULAN

*Optical character recognition* untuk Aksara Jawa dapat dilakukan dengan metode pengenalan pola menggunakan MLP dan *back propagation*. Dari proses pembelajaran dengan menggunakan 75 sampel, bobot dan konfigurasi jaringan yang dihasilkan telah dapat mengenali dengan benar gambar yang digunakan untuk sampel pembelajaran sebesar 100%, dan untuk 25 gambar yang digunakan sebagai sampel uji sebesar 56%.

Kegagalan dalam mengenali dengan benar disebabkan karena kemiripan bentuk yang ada pada huruf “Ha”, “Na”, dan “Ka”. Sehingga akan lebih baik bila dilakukan pre-processing untuk mengekstrak fitur-fitur pada Aksara Jawa.

## RUJUKAN

- Basu, S., dkk., 2005a, Handwritten 'Bangla' Alphabet Recognition using an MLP Based Classifier, Proceeding of the 2nd National Conference on Computer Processing of Bangla, hal. 285 – 291. Dhaka.
- Basu, S., dkk., 2005b, An MLP Based Approach for Recognition of Handwritten 'Bangla' Numerals, Proceeding 2nd Indian International Conference on Artificial Intelligence, hal. 407 – 417. Pune.
- Chaudhuri, B.B. dan Bhattacharya, U., 2000, Efficient Training and Improved Performance of Multilayer Perceptron in Pattern Classification, Neurocomputing, vol. 34, hal. 11-27.
- Darusuprpta, dkk., 2002, Pedoman Penulisan Aksara Jawa, Yayasan Pustaka Nusatama, Yogyakarta.
- Das, N., dkk., 2006, Handwritten Arabic Numeral Recognition using a Multi Layer Perceptron, Proceeding National Conference on Recent Trends in Information Systems, hal. 200 – 203.
- Fausett, L. 2006. Fundamentals of Neural Networks. Prentice-Hall, New York.
- Ham, F.M. dan Kostanic, I., 2001, Principles of Neurocomputing for Science & Engineering. McGraw-Hill, New York.
- Rosenblatt, F., 1958, The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain, Psychological Review, vol. 5: hal 368-408.
- Rumelhart, D.E. dkk., 1986, Learning Representations by Back-Propagating Errors. Nature, vol. 323: hal. 533-536.