

PENGENALAN ANGKA JAWA MENGGUNAKAN EKSTRAKSI CIRI CENTROID FEATURE DAN MULTILAYER PERCEPTRONE (MLP)

Akhmad Yani Bakhtiyar¹⁾ Harianto²⁾ Madha Christian Wibowo³⁾

Program Studi/Jurusan Sistem Komputer

Institut Bisnis dan Informatika STIKOM Surabaya

Jl. Raya KedungBaruk 98 Surabaya, 60298

Email : 1)Perfect.fidelity@gmail.com, 2) Harianto@stikom.edu, 3)Madha@stikom.edu

***Abstraction**, “Aksara Jawa” is an ancient writing which is owned by Indonesia. It is passed on since the days of ancient kingdoms from Java in Indonesian as national identity. But today many next generation in Indonesian, especially in Java can not read java script (“Aksara Jawa”).*

Many application were created to recognize a drawing or handwriting to text in order to facilitate humans in recognizing an image. Some of methods used to identify image is Centroid feature and Multilayer Perceptron (MLP). Centroid feature method is a method used to extract middle weight patterns of an image. Whereas the Multilayer Perceptron is a model of artificial intelligence used to identify something with a similar principle as the way people think.

Centroid Feature Extraction output which is then integrated to Multilayer Perceptron to recognize a numerical of “Aksara Jawa”, produce a perfect success or 100% in the recognition to the numerical training sample of “Aksara Jawa”, while the recognition of the sample testing generate recognition success rate of 81%.

Keyword : numerical of Aksara Jawa, Centroid Feature, Multilayer Perceptron.

Aksara jawa merupakan aset penting dari bagian sejarah bangsa Indonesia. Walaupun tulisan ini berasal dari pulau jawa namun pengaruhnya pada zaman dahulu berkembang sejalan dengan kekuasaan dari pemerintahan dari jawa yang menyebar ke wilayah nusantara. Pentingnya pelestarian tulisan aksara ini merupakan tanggung jawab suatu bangsa terhadap generasi penerus selanjutnya. Pada negara - negara lain misalnya cina dan jepang, selain digunakan sebagai tulisan sehari – hari, mereka juga mempertahankan tulisan asal mereka sendiri ditengah – tengah era globalisasi untuk diaplikasikan pada kehidupan sehari – hari, baik pada perangkat digital contohnya *handphone* dan *computer*.

Terdapat beragam jenis aplikasi atau perangkat lunak yang telah dikembangkan atau improvisasi dalam mengenali penulisan tangan. Untuk melakukan pengenalan tulisan dari tangan tersebut dapat dilakukan dengan cara melakukan identifikasi suatu bentuk pola dari gambar kemudian mengubahnya ke dalam bentuk teks. Terdapat banyak metode yang dapat dilakukan. Diantaranya yaitu metode dari sebuah model *artificial intelegent* atau dapat disebut dengan kecerdasan buatan yang salah satunya merupakan metode *Multi Layer Perceptron* atau MLP.

Das,dkk pada 2005 membuat suatu penelitian mengenai pengenalan dari tulisan huruf Bangla *Handwritten ‘Bangla’ Alphabet Recognition Using An MLP Based Classifier*.

Dari penelitian tersebut *input* yang berasal dari *Multilayer perceptron* merupakan *output* yang berasal dari hasil adanya proses sebuah *feature extraction*.

Wibowo dan Wirakusuma pada 2013 melakukan penelitian pola dari Aksara Jawa “Ha Na Ca Ra Ka” dengan menggunakan metode *MultiLayer Perceptrone*. Penelitian dilakukan dengan menggunakan data tanpa diolah terlebih dahulu yang mana piksel - piksel citra hanya dilakukan konversi menjadi ukuran yang lebih kecil saja.

Oleh karena itu berdasarkan dari upaya penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, maka dilakukan proses pengenalan angka jawa dengan melakukan pengambilan ciri (fitur) pada citra terlebih dahulu sebelum dilatihkan kedalam MLP. Angka jawa merupakan bagian dari aksara jawa yang dimulai dari angka 0 hingga 9. Data yang digunakan adalah data pelatihan angka jawa sebanyak 100 set(10 angka) sedangkan untuk pengujian diperlukan 50 set angka jawa lainnya.

Data yang akan dilatihkan adalah data yang telah diekstraksi. Proses pelatihan ini dilakukan hingga mendapatkan bobot yang optimal. Hasil dari bobot tersebut akan digunakan dalam memproses pengenalan pola yang bakal diujikan dengan menggunakan *training sample* serta *testing sample*.

Hasil yang diperoleh dari kedua pengujian tersebut kemudian dibandingkan untuk melihat signifikansi dalam penggunaan *centroid feature extraction* terhadap *Multilayer Perceptron* dalam mengenali pola dari Angka Jawa.

ANGKA JAWA

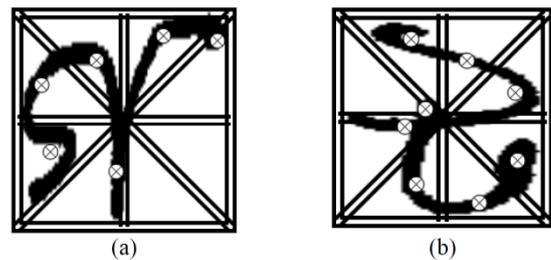
Carakan (Abjad/Aksara Jawa) merupakan huruf yang dipakai pada ejaan dalam bahasa Jawa yang terdiri dari 20 aksara *primary* (*nglegena*). Selain itu Aksara Jawa memiliki angka, penanda gugus konsonan, tanda baca, rekaan (*rekan*), pengubah bunyi (sandangan), vokal (*swara*), kelompok aksara kapital (*murda*), *pangkon* dan penutup konsonan (*pasangan*) (Darusuprta, dkk., 2002).

ၓ	ꦲ	ꦲꦶ	ꦲꦶꦏ	ꦲꦶꦏꦶ
1	2	3	4	5
ꦲꦶꦏꦶꦏ	ꦲꦶꦏꦶꦏꦶꦏ	ꦲꦶꦏꦶꦏꦶꦏꦶꦏ	ꦲꦶꦏꦶꦏꦶꦏꦶꦏꦶꦏ	ꦲꦶꦏꦶꦏꦶꦏꦶꦏꦶꦏ
6	7	8	9	0

Gambar 1. Angka Jawa

Centroid Feature

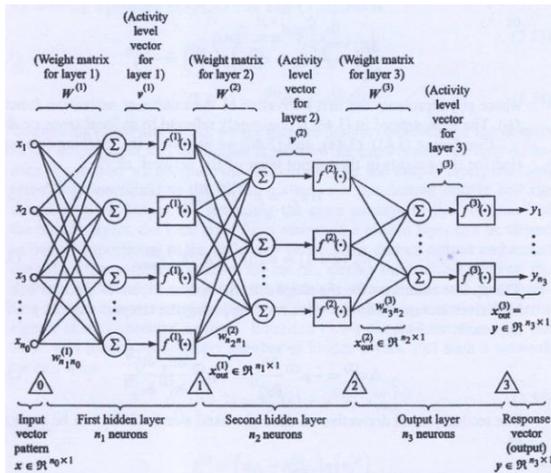
Centroid Feature merupakan metode ekstraksi fitur yang dapat dipakai dalam mengenali pola angka, tulisan atau simbol dari suatu citra yang dilakukan dengan cara mencari nilai tengah sebuah gambar (Basu dkk, 2006). Citra yang dipakai didalam metode ini hanyalah berupa citra 0 dan 1(biner).



Gambar 2. Ilustrasi masing - masing *Centroid Feature* (a - b).

Multi Layer Perceptrone (MLP)

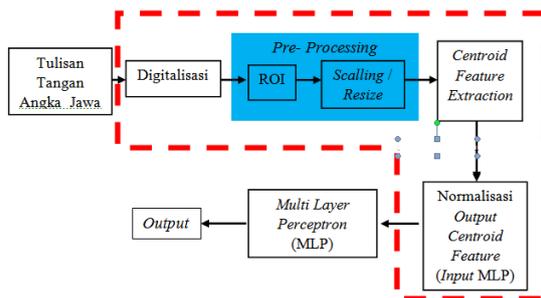
Merupakan perkembangan atau kemajuan sebuah *perceptron algorithmic* yang hanya memiliki *layer* sederhana berupa *layer* masukan dan *layer* keluaran. Sedangkan di dalam MLP, memiliki *layer* tambahan berupa *layer* tersembunyi. Keberadaan dari *layer* tersembunyi ini memungkinkan *MultiLayer Perceptron* dapat me-recognize sebuah pola yang lebih kompleks yang pada struktur jaringan *perceptron* konvensional yang mana jaringan perceptron tersebut masih belum mampu untuk memecahkan persoalan tersebut (Rumelhart, D.E. dkk., 1986). Struktur pada jaringan MLP ditunjukkan oleh Gambar 3.



Gambar 3. *Multilayer Perceptron Network Structure* (Ham, Kostanic, 2001)

METODE

Model dari penelitian yang akan dilakukan merupakan model dari sebuah penelitian pengembangan. Berikut merupakan model sistem yang ditunjukkan oleh blok diagram pada Gambar 4.



Gambar 4. Blok Diagram Sistem

Gambar blok diagram diatas merupakan blok diagram sistem secara utuh pada aplikasi yang akan dibuat, blok yang berada di area garis patah – patah dengan warna merah merupakan fokus utama dalam pengerjaan Tugas Akhir ini.

1. Pengumpulan data angka Jawa didapatkan dari tulisan tangan 150 relawan dengan menggunakan kanvas yang dibuat pada perangkat lunak maupun dari *tablet*.
2. Digitalisasi ialah proses pembacaan nilai piksel citra. Yang mana proses ini digunakan untuk memperoleh data gambar pada piksel yang bernilai <128 atau hitam.
3. Terdapat 2 buah proses pada *preprocessing* diantaranya adalah:
 - a. ROI merupakan sebuah proses yang dipakai dalam mem-fokuskan citra pada gambar dengan meniadakan area yang

tidak dibutuhkan. Di dalam proses ini dilakukan pula penempatan gambar tepat di tengah – tengah citra.

- b. *Scaling / Resize* merupakan proses untuk mengubah *size* dari citra menjadi ukuran 64x64 *pixel*.

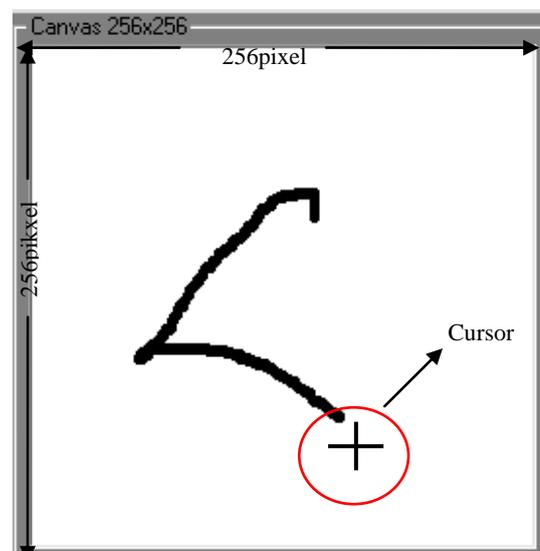
4. *Centroid Feature Extraction* adalah *primary* dari aplikasi yang akan dibuat yaitu proses menggunakan metode ekstraksi fitur titik tengah.

5. Normalisasi dari keluaran *centroid feature* berfungsi dalam upaya preventif dari *overflow* oleh program yang dapat terjadi pada saat proses *training* oleh *MultiLayer Perceptron* sedang berlangsung.

Perancangan Aplikasi Canvas Design

Pola penulisan angka Jawa didapatkan dari tulisan tangan *participant* yang digambar di dalam kanvas media interaktif. Kanvas tersebut merupakan *picturebox* yang terdapat pada *tool visual basic 6.0* yang telah di-*setting* dan diprogram hingga menjadi obyek untuk gambar. Resolusi kanvas itu sendiri memiliki dimensi 256x256 *pixel*.

Pada pemakaian kanvas tersebut relawan hanya perlu menekan dan menahan klik kiri pada mouse sambil menggeserkan posisi kursor sesuai dengan pola angka Jawa yang diinginkan seperti yang ditunjukkan oleh gambar Gambar 5.



Gambar 5 *Canvas 256x256*

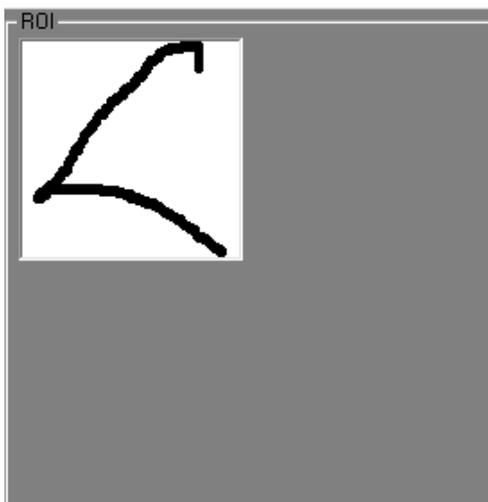
Data yang telah didapatkan dari *participant* disimpan kedalam format bmp, hal itu dikarenakan bmp merupakan format gambar yang dapat diproses oleh aplikasi grafis apapun.

Digitalisasi

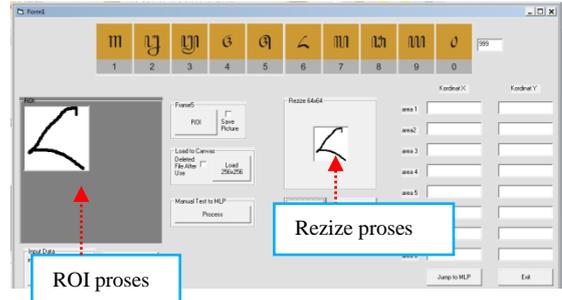
Merupakan suatu proses pembacaan warna piksel dari citra yang terdapat didalam kanvas. Citra tersebut di *scan* per baris dan per kolom untuk mendapatkan informasi warna piksel. Warna hitam pada piksel memiliki nilai 0 sedangkan putih bernilai 255. Sehingga pada tahap ini nilai piksel hanya di kategorikan dalam 2 golongan, apakah terdapat gambar (nilai piksel <128) atau kosong (nilai piksel >128).

Region Of Interest dan Scalling / Resize

Proses ROI ini memiliki fungsi untuk meniadakan bagian (*pixel*) dari kanvas yang tidak diperlukan. Media *input interactive* (*picturebox*) memiliki ukuran 256x256. Gambar yang dimuat atau dibuat di dalam kanvas kemudian digambar kembali ke kanvas ROI yang memiliki dimensi yang dinamis(mengikuti ukuran gambar) seperti Gambar 6. Dimensi tersebut mengacu pada sisi terpanjang dari lebar atau tinggi gambar, selain itu gambar di posisikan tepat di tengah citra. Kemudian dilanjutkan dengan proses *resize* sehingga menjadi bentuk 64x64 *pixel*. Seperti yang terlihat pada gambar 7.



Gambar 6. Citra yang telah melalui proses ROI



Gambar 7 Proses *Resize*

Prosedur dalam memproses ROI di dalam program dilukiskan secara umum di dalam *flowchart* seperti yang ditunjukkan pada gambar 8.

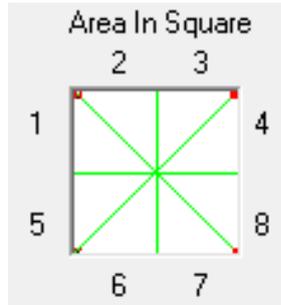


Gambar 8 *Flowchart* ROI

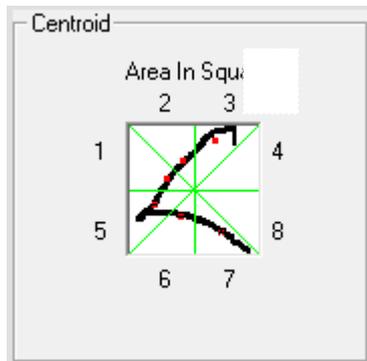
Ekstraksi Ciri *Centroid Feature*

Setelah pengumpulan data sampel yang didapat dari *participant* telah melalui tahap ROI dan *Resize* maka selanjutnya citra diproses untuk mendapatkan ekstrak ciri. Ekstraksi ciri *Centroid* merupakan suatu *recognize* dari sebuah pola pada suatu citra dengan cara mencari titik tengah pada masing – masing area. Sebuah citra dengan ukuran dimensi 64x64 piksel yang merupakan hasil dari proses sebelumnya dibagi 8 area atau oktan. Gambar pembagian area pada citra menjadi 8 oktan ditunjukkan pada gambar 9.

Oktan atau area tersebut dibagi secara horizontal, vertikal, diagonal kanan dan diagonal kiri. Dari masing – masing oktan tersebut nantinya akan dihasilkan 2 buah titik x dan y. Sehingga total keseluruhan fitur yang didapatkan sebanyak 16 fitur. Hasil Ekstraksi Centroid ditunjukkan kotak merah pada Gambar 10.



Gambar 9. Pembagian Area Citra



Gambar 10. Hasil Centroid

Pada Gambar 10 telah telah nampak posisi - posisi titik tengah gambar di masing – masing oktan.

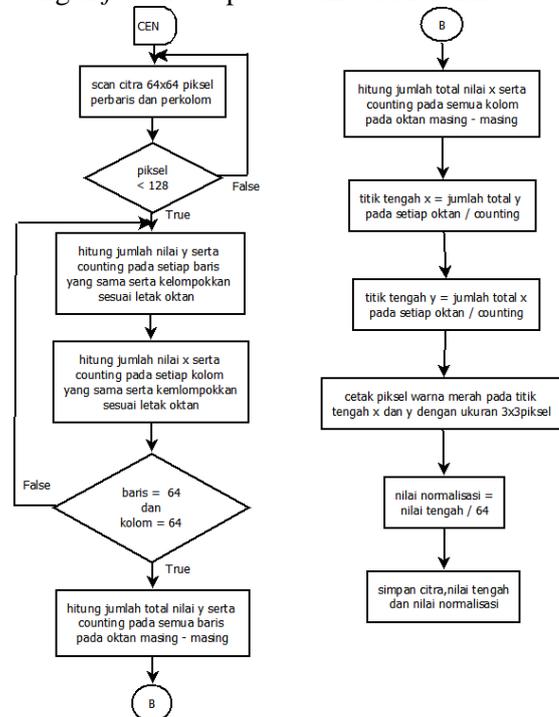
Titik tengah tersebut dimiliki oleh masing – masing oktan yang dilalui oleh gambar. Proses untuk memperoleh titik tengah tersebut dengan melakukan *scanning* tiap – tiap piksel mulai dari perbaris dan perkolom. Dari setiap piksel yang diketahui bernilai kurang dari 128 atau piksel yang mengandung warna hitam, maka kordinat piksel tersebut akan disimpan dan dikelompokkan mulai dari per baris, per kolom, dan pada masing – masing oktan. Tahap pertama untuk mencari titik tengah kordinat adalah dengan mencari titik tengah masing – masing baris dan kolom terlebih dahulu. Kemudian tahap selanjutnya baru dicari titik tengah pada setiap oktan dari data yang didapatkan pada tahap pertama. Sehingga titik tengah suatu oktan gambar diperoleh dengan menyatukan titik tengah dari baris dan kolom(x dan y). Adapun rumus mencari titik tengah yang diadopsi dari rumus

rata – rata, yaitu titik tengah = jumlah kordinat / jumlah data. Hasil titik tengah tersebut ditampilkan pada *textbox* yang diperlihatkan pada gambar 11.

	Kordinat X	Kordinat Y
area 1	9	21,5
area 2	22,25	13,5
area 3	41,94118	19
area 4	49,875	21,5
area 5	15	42,1176470588235
area 6	21,5	44,6
area 7	39,5	43
area 8	49,46667	39,5

Gambar 11. Titik tengah pada masing – masing oktan

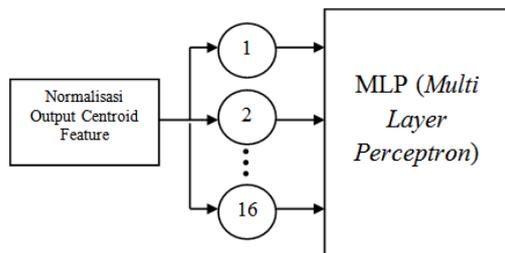
Langkah-langkah ekstraksi dijelaskan dengan *flowchart* pada Gambar 12 berikut:



Gambar 12 Centroid Feature Extraction

1. **Input Multi Layer Perceptron (MLP)**
Hasil keluaran dari ekstraksi *Centroid Feature* adalah kordinat titik tengah masing –

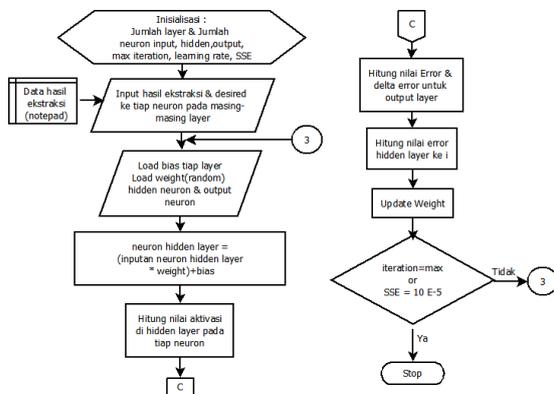
masing oktan. Nilai fitur titik tengah ini kemudian dinormalisasi dengan cara dibagi dengan panjang total masing – masing sumbu.



Gambar 13. Data ekstraksi diumpungkan ke dalam MLP

Jumlah nilai ekstraksi *centroid feature* yang sebanyak 16 buah tersebut dimasukkan kedalam setiap masukan *neuron* dari Multi Layer Perceptron seperti yang ditunjukkan pada Gambar 13. Hasil dari nilai yang telah normalisasikan tersebut yang nantinya akan dilatihkan ke dalam MLP.

Proses masukan dari hasil ekstraksi ke dalam MLP serta proses pelatihan pada MLP ditunjukkan di dalam *flowchart* seperti pada gambar 14 berikut.



Gambar 14 *Flowchart* pada *Multi Layer Perceptron training*

Teknik Pengumpulan & Analisis Data Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan mengumpulkan 10 pola tulisan angka (satu set angka) dari tulisan orang yang berbeda. Data tersebut diperoleh dengan 2 cara yaitu diperoleh dengan cara menggambar langsung pada canvas dengan mouse atau dengan cara memuat gambar yang sebelumnya dihasilkan oleh tablet ke dalam canvas. Dikarenakan data yang dibutuhkan

sebanyak 100set data *training sample* dan 50set data *sample pengujian* untuk setiap angka, maka dibutuhkan relawan sebanyak 150 orang dengan setiap orang menuliskan sebuah *set sample* hasil penulisannya berupa Angka Jawa.

Pelatihan MLP

Agar aplikasi dapat mengenali suatu pola dari angka jawa maka diperlukan upaya oleh aplikasi untuk mengidentifikasi data – data dari berbagai macam pola angka jawa yang telah dikumpulkan sebelumnya. Hal ini bertujuan untuk meningkatkan keakurasian dalam mengenali pola angka jawa apapun. Dalam pelatihan ini aplikasi akan menghitung bobot / *weight* dari selisih antara *neuron input* dengan *neuron output*. Proses pelatihan ini berlangsung hingga pelatihan mencapai nilai eror yang diinginkan atau jumlah iterasi maksimal. Selama proses itu sedang berlangsung aplikasi akan melakukan *record* atau penyimpanan catatan (*log*) dari data yang dihasilkan oleh pelatihan. Pencatatan atau penyimpanan *log* sementara ini dilakukan setiap iterasi mencapai ke 100, yang mana data – data yang telah dihasilkan akan disimpan ke dalam file *weight2.dat*. Hal ini bertujuan untuk mengantisipasi atau tindakan preventif dari hal – hal yang mengakibatkan hilangnya data selama proses pelatihan yang belum selesai atau *finish*. Hal – hal tersebut dapat saja diakibatkan oleh putusnya aliran listrik terhadap komputer yang sedang beroperasi untuk menjalankan aplikasi ini ataupun karena komputer mengalami *hang*.

Proses pelatihan *Multi Layer Perceptron* ini dilakukan dengan membuat konfigurasi berupa jumlah *hidden layer* yang digunakan sebanyak 3 buah, jumlah *neuron input* sebanyak 16 buah, jumlah *neuron* pada *layer ke 1* sebanyak 40 buah, jumlah *neuron* pada *layer ke 2* sebanyak 40 buah, jumlah *neuron* pada *layer ke 3* sebanyak 40 buah dan jumlah *neuron* pada *layer output* sebanyak 10 buah. Sedangkan untuk laju pelatihan di *set* dengan 0.1, untuk eror minimal sebesar 10 E-4 dan iterasi maksimal sebesar 10 E+5.

Akan tetapi pada pelatihan ini hanya dilakukan proses pelatihan hanya sampai pada iterasi mencapai 1000001 dengan nilai eror yang dicapai masih berada pada angka 2.00036739554103. Pelatihan ini dilakukan dengan melakukan proses pelatihan terhadap 100 set *sample* atau 1000 pola angka. Ini

mengindikasikan bahwa proses pembelajaran telah selesai dengan mencapai target error minimum sebesar nilai eror tersebut dengan melalui perhitungan berulang sebanyak iterasi tersebut. Bobot yang dihasilkan tersebut kemudian disimpan kedalam file *weight.dat*.

Analisis Data

Dari hasil bobot yang telah didapatkan dari pelatihan Multi Layer Perceptron tersebut, bobot tersebut akan diimplementasikan terhadap aplikasi untuk tujuan pengujian pengenalan pola. Pengujian ini dilakukan terhadap data yang telah dilatihkan dan pada data yang di khususkan hanya untuk pengujian.

Pada hasil pengenalan yang didapatkan pada pengenalan data sampel yang telah digunakan pada pelatihan sebelumnya, idealnya tingkat keberhasilan mencapai hasil sempurna. Hal itu dikarenakan data tersebut telah dikenali berulang kali oleh aplikasi selain itu bobot yang dihasilkan didapatkan dari data sampel tersebut.

Setelah pengujian pada sampel pelatihan berhasil menunjukkan hasil yang diharapkan maka dilanjutkan dengan melakukan pengenalan terhadap sampel pengujian. Sampel pengujian ini didapatkan dari 50 set tulisan tangan angka jawa dari *participant* atau 500 pola tulisan angka jawa. Data sampel ini tidak termasuk dari rangkaian data sampel yang pernah dilatihkan terhadap aplikasi. Sehingga data sampel ini adalah data yang benar – benar baru atau berbeda dengan data sampel pelatihan.

Hasil yang didapatkan pada saat menguji setiap sampel adalah pengenalan benar atau pengenalan salah.

HASIL DAN PENGUJIAN

Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengetahui apakah pengenalan pola angka jawa terhadap data sampel pelatihan dan pengenalan terhadap sampel pengujian dapat menunjukkan hasil pengenalan yang baik pada keduanya.

Hasil Pengujian Sampel Pelatihan

Dari hasil pengujian ini jumlah data pada masing-masing sampel angka (0 – 9) sebanyak 100 *set* data, Presentase keberhasilan pengenalan pola terhadap sampel *training* sebesar 100%.

Tabel 1 Pengujian Sampel Pelatihan

Number	Jumlah Data	Success to recognize	Failed to recognize	Rate of success (%)
0	100	100	0	100%
1	100	100	0	100 %
2	100	100	0	100 %
3	100	100	0	100 %
4	100	100	0	100 %
5	100	100	0	100 %
6	100	100	0	100 %
7	100	100	0	100 %
8	100	100	0	100 %
9	100	100	0	100 %
Summary rate success %				100%

pada tabel 1 tingkat keberhasilan pengenalan aplikasi setelah pelatihan adalah sebesar 100,00%.

Sampel Testing

Tabel 2 Pengujian Sampel Test

Number	Jumlah Data	Success to recognize	Failed to recognize	Rate of success (%)
0	45	5	90%	45
1	41	9	82 %	41
2	43	7	86 %	43
3	43	7	86 %	43
4	40	10	80 %	40
5	35	15	70 %	35
6	45	5	90 %	45
7	35	15	70 %	35
8	44	6	88 %	44
9	33	17	66 %	33
summary	404	96	81%	404

Dari hasil pengujian ini jumlah data pada masing-masing sampel angka (0 – 9) sebanyak 50 *set* data, dan berhasil dikenali 404 atau sebesar 81% saja. Terjadi kesalahan identifikasi pada pengenalan pola angka dari yang terbesar adalah “9” , “5” , “7” , “4” dan “1” , “2” , “3” , “8” , “0” dan “6”. Pada Tabel 4.5 adalah analisa kesalahan identifikasi kesalahan pengenalan pola dan berapa kali dikenali sebagai karakter angka yang lain.

Tabel 3 Analisa Kesalahan Tiap Karakter

Num ber	Recognition number									rate of erorr	
	0	1	2	3	4	5	6	7	8		9
0	0	0	0	2	2	0	0	0	1	0	10%
1	2	0	0	2	0	1	0	2	2	0	18%
2	2	0	0	0	0	0	0	3	2	0	14%
3	2	1	2	0	0	0	0	2	0	0	14%
4	7	0	1	1	0	0	0	0	0	1	20%
5	0	0	5	1	7	0	0	1	0	1	30%
6	2	0	0	0	2	0	0	1	0	0	10%
7	2	1	0	1	1	1	0	0	8	1	30%
8	2	0	0	0	2	0	0	2	0	0	12%
9	5	1	0	2	0	0	0	8	1	0	34%

Kesalahan pengenalan pada angka “9” adalah yang paling banyak dengan presentase error sebesar 34%, dan angka “7” dan “4” yang masing - masing sebesar 30% dari 50 sampel data. Selain itu kesalahan yang sering terjadi adalah identifikasi terhadap angka “9” yang dikenali sebagai angka “7”. Hal itu ditunjukkan dengan kesalahan yang terjadi sebanyak 8 kali. Kemungkinan yang terjadi pada kesalahan tersebut dikarenakan pola titik tengah dari citra tersebut mirip atau memang pola dari citra pada sampel yang digunakan tidak sesuai dengan pola Angka Jawa yang semestinya.

KESIMPULAN

Kesimpulan yang didapatkan dari hasil penelitian yang telah dilakukan adalah sebagai berikut :

1. Citra Angka Jawa telah berhasil diekstraksi titik tengahnya sesuai dengan metode *Centroid Feature*.
2. Dari hasil analisa pada sampel uji tingkat prosentase keberhasilan metode *Fentroid Feature* dalam pengenalan tulisan Angka Jawa sebesar 80,8%.
3. Hasil analisa pada sampel *training* menunjukkan tingkat keberhasilan sempurna atau 100% sedangkan untuk tingkat keberhasilan pada sampel *testing* menurun sebesar 19,2%.

Selain itu kesimpulan lain yang diperoleh setelah melakukan analisa hasil dari sistem yang telah dibuat, yaitu terjadi kesalahan

yang dikarenakan adanya kemiripan bentuk (pola titik tengah) pada beberapa angka Jawa. Adapun kesalahan terbesar pertama yang terjadi terletak antara angka 9 “” yang memiliki kemiripan dengan angka 7 “” (angka Jawa). Berikutnya karena sampel yang telah dikumpulkan dari *participant* tidak memenuhi pola penulisan angka Jawa yang seharusnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Basu, S., dkk., 2005, An MLP Based Approach for Recognition of Handwritten ‘Bangla’ Numerals, Proceeding 2nd Indian International Conference on Artificial Intelligence, hal. 407 – 417. Pune.
- Pattern Classification, *Neurocomputing*, vol. 34, hal. 11-27.
- Darusuprta, dkk., 2002, *Pedoman Penulisan Aksara Jawa*, Yayasan Pustaka Nusantara, 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.
- Kiong, L.V., 2006, *Visual Basic 6 Made Easy*, ISBN: 141962895X, 2006
- Rumelhart, D.E. dkk., 1986, Learning Representations by Back-Propagating Errors. *Nature*, vol. 323: hal. 533-536.
- Wibowo, M.C. dan Wirakusuma, S., 2013, *Pengenalan Pola Tulisan Tangan Aksara Jawa “Ha Na Ca Ra Ka” Menggunakan Multi Layer Perceptron*, Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informasi (SNASTI) 2013, Oktober 2013, Surabaya, hal. ICCS-27 – ICCS-32
- Trier O.D., Anil K.J., dan Torfinn, T., “*Feature Extraction methods for Character Recognition –A survey*”, *Pattern Recognition*, Vol29, No.4, pp-641-662, 1996