

Perbandingan Antara Metode Kohonen Neural Network dengan Metode Learning Vector Quantization Pada Pengenalan Pola *Tandatangan*

Anindito Prabowo¹, Eko Adi Sarwoko¹ dan Djalal Er Riyanto¹

¹ Jurusan Matematika FMIPA UNDIP

ABSTRAK---Pengenalan pola tandatangan dimaksudkan agar komputer dapat mengenali tandatangan dengan cara mengkonversi gambar, baik yang dicetak ataupun ditulis tangan ke dalam kode. Metode yang dipilih dalam pengenalan pola tandatangan ini adalah metode pembelajaran Kohonen Neural Network (Kohonen) dan Learning Vector Quantization (LVQ). Metode Kohonen mengambil bobot awal secara acak, kemudian bobot tersebut di-*update* hingga dapat mengklasifikasikan diri sejumlah kelas yang diinginkan. Pada metode LVQ bobot awal di-*update* dengan menggunakan pola yang sudah ada.

Dalam penelitian ini, diberikan hasil pengamatan dan perbandingan tentang tingkat keakuratan dan waktu yang dibutuhkan dalam proses pembelajaran terhadap pola tandatangan pada metode Kohonen dan LVQ menggunakan bahasa pemrograman Microsoft Visual Basic 6.0 Enterprise Edition.

Kata kunci: metode Kohonen, neural network, metode Learning Vector Quantization

PENDAHULUAN

Pola tandatangan merupakan salah satu contoh pengenalan terhadap pola karakter. Dalam pengenalan pola karakter, banyak sekali jenis karakter yang telah dapat dikenali melalui komputer dan diselesaikan dengan berbagai algoritma. Pengenalan pola tandatangan merupakan pola karakter yang kompleks, karena mempunyai banyak kemiripan dan bentuk yang rumit antara setiap individu karakter.

Untuk menyelesaikan masalah pengenalan pola tandatangan dalam Jaringan Saraf Tiruan (JST), dikenal metode Kohonen *Neural Network* dan metode *Learning Vector Quantization*. Metode Kohonen telah diteliti untuk pola karakter huruf jawa (Zamasari, 2005) dan metode LVQ juga telah diterapkan untuk pola karakter huruf jawa (Nugroho, 2005). Selanjutnya, kedua metode tersebut akan diteliti untuk pola tandatangan. Penelitian ini membandingkan metode Kohonen dan metode LVQ dari aspek akurasi terhadap pengenalan pada pola tandatangan dan waktu yang diperlukan untuk pelatihan pola tandatangan tersebut.

TINJAUAN PUSTAKA

Kohonen Neural Network

Kohonen Neural Network atau *Kohonen Self Organizing Network* merupakan analogi sederhana dari cara kerja otak manusia dalam mengelompokkan informasi. Penelitian

menunjukkan bahwa kulit otak manusia terbagi ke dalam bagian-bagian yang berbeda, masing-masing merespon fungsi-fungsi khusus. Sel-sel saraf mengelompokkan dirinya sendiri sesuai dengan informasi yang diterima. Pengelompokan seperti ini disebut *unsupervised learning* (Kusumadewi, 2003). Kohonen *Neural network* (KNN) adalah *neural network* berdasarkan kompetisi yang terdiri dari 2 lapisan, lapisan masukan dan lapisan keluaran. Keluaran pada KNN berjumlah sama dengan jumlah pola yang membentuk *neuron* keluaran, dan hanya satu *neuron* keluaran yang menjadi pemenang.

Metode pembelajaran adalah proses latihan mengenali data atau pola tertentu dan menyimpan pengetahuan atau informasi yang didapat ke dalam bobot-bobot (Heaton, 2003). Proses pembelajaran dilakukan melalui beberapa epoh (jangkauan waktu) sampai kesalahan dari Kohonen *Neural network* di bawah *level* yang ditentukan atau batas epoh terlewati.

Proses pembelajaran Kohonen *Neural network* bersifat kompetitif atau bersaing. Untuk setiap pelatihan terdapat satu *neuron* keluaran dalam kondisi *firing* (*neuron* keluaran yang bernilai paling besar). Bobot yang terkoneksi pada *neuron* keluaran tersebut akan disesuaikan sehingga nilainya lebih kuat pada latihan berikutnya.

Algoritma metode pembelajaran Kohonen (Zamasari, 2005) adalah sebagai berikut:

1. inialisasi seluruh bobot dengan nilai random: w_{ij}
normalisasi seluruh bobot dan vektor masukan x , set parameter *learning rate*
2. Kerjakan a-f sampai kondisi berhenti bernilai *TRUE*
 - a. evaluasi kesalahan untuk setiap vektor masukan x
 - b. simpan bobot dengan kesalahan paling minimal
 - c. cek neuron keluaran yang telah firing atau aktif, jika terdapat neuron keluaran yang tidak pernah firing, maka *forcewin* dan kembali ke a). Jika tidak lanjutkan langkah e)
 - d. *Forcewin*
 - ❖ hitung aktivasi setiap vektor masukan dan ambil indeks vektor masukan dengan aktivasi yang paling kecil
 - ❖ hitung setiap *neuron* keluaran dengan vektor masukan yang didapat pada a) dan pilih indeks *neuron* keluaran dengan nilai terbesar yang tidak pernah aktif selama latihan.
 - ❖ modifikasi bobot dari *neuron* keluaran pada b)
 - e. **Sesuaikan bobot** dengan persamaan $w' = w + \alpha(x - w)$
 - f. Perbaiki *learning rate*
 - g. Test kondisi berhenti.
3. Ambil bobot terbaik
4. Normalisasi bobot

Learning Vector Quantization

Learning Vector Quantization (LVQ) adalah suatu metode untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi. LVQ merupakan *single-layer net* pada lapisan masukan yang terkoneksi secara langsung dengan setiap *neuron* pada lapisan keluaran. Koneksi antar *neuron* tersebut dihubungkan dengan bobot / *weight*. *Neuron-neuron* keluaran pada LVQ menyatakan suatu kelas atau kategori tertentu (Kusumadewi, 2003).

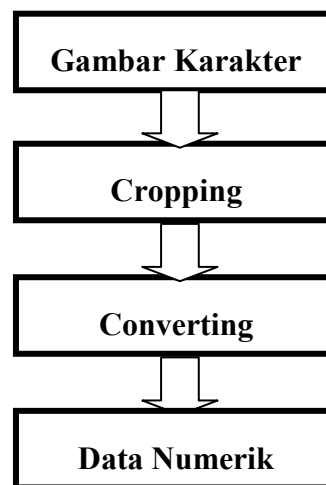
Proses pembelajaran pada LVQ dilakukan melalui beberapa epoh (jangkauan waktu) sampai batas epoh maksimal terlewati. LVQ melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi. Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor input.

Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor-vektor input. Jika 2 vektor input mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor input tersebut ke dalam kelas yang sama. Metode pembelajaran LVQ dikerjakan dengan algoritma berikut (Kusumadewi, 2003) :

- 1 : Inialisasi *vector* bobot w_j dan set parameter *learning rate* α
- 2 : Selama epoh $< \text{maxEpoh}$ kerjakan 2 -6
- 3 : Untuk setiap vector masukan x dengan kelas T , kerjakan 3 -4
- 4 : Temukan j sedemikian hingga $d(x, w_j)$ minimum, dan tandai j sebagai c_j .
- 5 : *Update vector* bobot w_j dengan cara :
Jika $T = c_j$, maka
 $w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha(x - w_j(\text{lama})) \dots (1)$
Jika $T \neq c_j$, maka
 $w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha(x - w_j(\text{lama})) \dots (2)$
- 6 : Kurangi *learning rate* α

Metode Pengambilan Sample

Hal pertama yang harus dilakukan dalam proses pengenalan pola adalah mempresentasikan pola-pola ke dalam sistem JST. *Input* atau masukan dalam JST direpresentasikan dalam bentuk data numerik. Untuk itu, perlu suatu proses untuk mengkonversi gambar ke dalam bentuk data numerik (proses *downsample*). Proses *downsample* dilakukan dengan tahap-tahap seperti yang terlihat pada Gambar 1.1

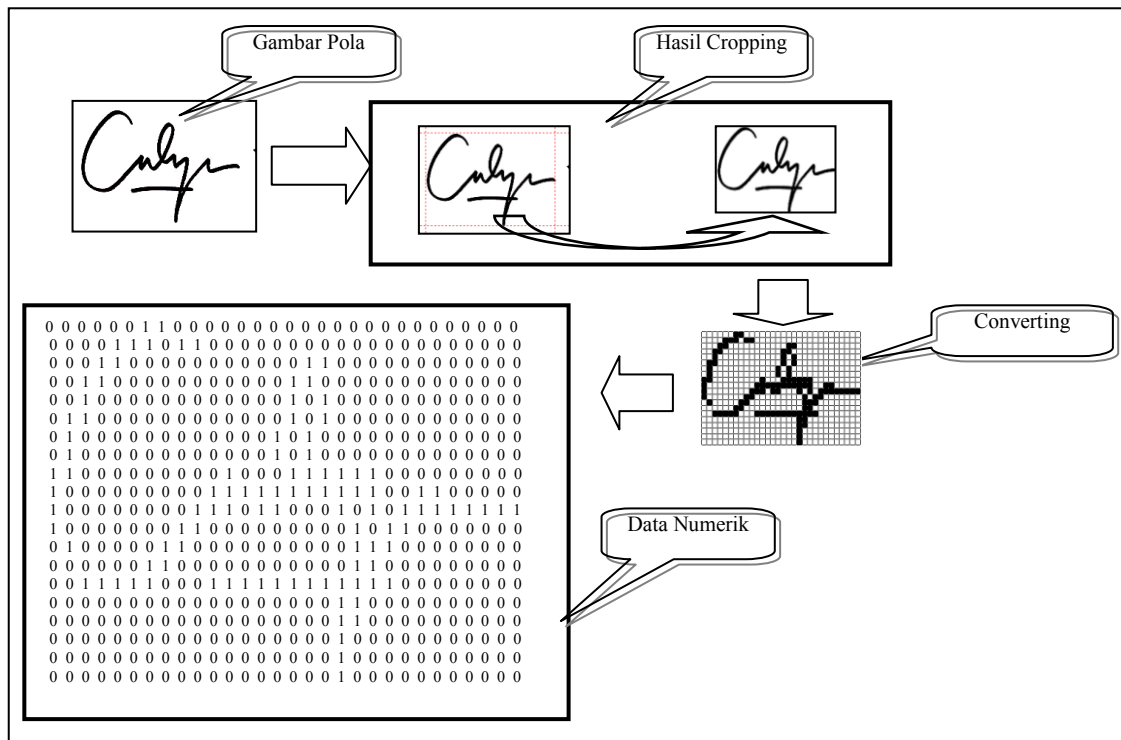


Gambar 1.1 Tahap-tahap Proses Downsample

Gambar 1.1, menjelaskan bahwa langkah pertama dalam proses *downsample* adalah *cropping*. *Cropping* merupakan proses pemotongan bagian-bagian gambar yang tidak diperlukan. Dengan *cropping*, tidak perlu dikhawatirkan mengenai ukuran dan posisi dalam menggambar pola, sebab pola yang digambar akan dibentuk ke dalam ukuran yang konsisten.

Langkah kedua adalah proses konversi. Konversi dilakukan dengan menurunkan resolusi gambar menjadi resolusi yang lebih rendah. Tidak ada ketentuan dalam menentukan besarnya resolusi yang lebih rendah ini, semakin rendah resolusi suatu gambar maka proses perhitungan semakin mudah. Resolusi rendah ini berbentuk grid dengan ukuran

sesuai dengan resolusi yang dibuat. Misalnya, suatu gambar diturunkan pada resolusi 30 X 20, maka gambar tersebut akan kelihatan dalam bentuk grid 30 X 20. Gambar yang telah berbentuk grid ini, diubah menjadi bentuk data numerik dengan mengubah setiap grid gambar yang mempunyai nilai RGB = 0 atau warna hitam menjadi data numerik bernilai "1", dan bernilai "0" jika nilai RGB ≠ 0. Sebagai contoh, dapat dilihat pada Gambar 1.2. Proses *downsample* untuk metode LVQ berakhir disini, sedangkan pada metode Kohonen proses diteruskan dengan mengubah grid bernilai "0" menjadi "-1".



Gambar 1.2 Contoh proses *downsample*

PEMBAHASAN

Metode Pengujian dan Pembelajaran

Dalam pengujian hasil proses pembelajaran, akan diujikan sejumlah pola untuk setiap karakter secara langsung. Hasil dari proses ini, akan berbentuk sebuah matriks bujursangkar dengan setiap elemen matriks menyatakan jumlah pola yang dikenali untuk setiap karakter tandatangan.

Jika matriks bujursangkar tersebut dinamai A , maka a_{ij} menyatakan elemen matriks pola i yang dikenali sebagai pola j . Jumlah baris i dan kolom j adalah jumlah karakter tandatangan yang disajikan. Untuk mengetahui jumlah pola yang dikenali untuk setiap karakter tandatangan, dapat dilihat pada garis diagonal matriks atau pada setiap elemen matrik dengan $i = j$. Nilai setiap elemen

matriks diagonal tersebut merupakan jumlah pola yang dikenali untuk setiap karakter tandatangan.

Untuk menghitung persentase tingkat keberhasilan, dilakukan dengan

$$= \frac{\sum a_{ij}}{p * k} * 100, i = j \quad (3)$$

Dengan p = Jumlah pola per karakter

k = Jumlah karakter

HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk analisis diambil 3 contoh sampel pengujian sebagai berikut :

1. UJI-1: Pengujian 5 kelas pola tandatangan dengan resolusi 30x20 menggunakan 5 pola untuk pembelajaran LVQ

Pengujian ini bertujuan untuk meneliti perbandingan waktu dan keakuratan dalam pengenalan pola dengan tingkat pembelajaran yang berbeda antara metode Kohonen dengan metode LVQ. Pengujian ini menggunakan 5 pola untuk pembelajaran LVQ agar memiliki tingkat pembelajaran yang berbeda dengan Kohonen yang hanya menggunakan 1 pola. Digunakan 5 kelas pola karena pengujian

dititik beratkan pada pengaruh perbedaan tingkat pembelajaran.

2. UJI-2: Pengujian 8 kelas pola tandatangan dengan resolusi 30x20 menggunakan 1 pola untuk pembelajaran LVQ

Pengujian ini bertujuan untuk meneliti perbandingan waktu dan keakuratan dalam pengenalan pola dengan tingkat pembelajaran yang setara antara metode Kohonen dengan metode LVQ. Pada pengujian ini digunakan 8 kelas pola untuk dianalisis pengaruh banyaknya kelas pada pembelajaran. Kemudian hasil yang didapat dari permasalahan 1 dan 2 dianalisa pengaruh banyaknya pola untuk proses pembelajaran pada metode LVQ.

3. UJI-3: Pengujian 3 kelas pola tandatangan dengan resolusi 100x100 menggunakan 3 pola untuk pembelajaran LVQ

Pengujian ini bertujuan untuk meneliti perbandingan waktu dan keakuratan dalam pengenalan pola yang menggunakan pola dengan resolusi tinggi antara metode Kohonen dengan metode LVQ. Digunakan resolusi 100x100 untuk menunjukkan pengaruh yang besar terhadap waktu pembelajaran.

HASIL PENGUJIAN

Hasil dari pengujian diatas diperlihatkan secara lengkap pada tabel berikut :

Tabel 1.1 UJI-1: Hasil Pengujian 25 pola ukuran 30x20 dengan Kohonen

| | anin | dito | probo | kusdi | choy |
|-------|------|------|-------|-------|------|
| anin | 4 | - | - | - | 1 |
| dito | - | 5 | - | - | - |
| probo | - | - | 5 | - | - |
| kusdi | - | - | - | 5 | - |
| choy | - | - | - | - | 5 |

Keterangan: waktu pembelajaran: 1 detik; tingkat keberhasilan 96%

Tabel 1.2 UJI-1: Hasil Pengujian 25 pola ukuran 30x20 dengan LVQ

| | anin | dito | probo | kusdi | choy |
|-------|------|------|-------|-------|------|
| anin | 5 | - | - | - | - |
| dito | - | 5 | - | - | - |
| probo | - | - | 5 | - | - |
| kusdi | - | - | - | 5 | - |
| choy | - | - | - | - | 5 |

Keterangan: waktu pembelajaran: 2 detik; tingkat keberhasilan 100%

Tabel 1.3 UJI-2 : Hasil Pengujian 40 pola ukuran 30x20 dengan Kohonen

| | dito | dewi | yani | kusdi | probo | hendy | choy | anin |
|-------|------|------|------|-------|-------|-------|------|------|
| dito | 5 | - | - | - | - | - | - | - |
| dewi | - | 5 | - | - | - | - | - | - |
| yani | - | - | 5 | - | - | - | - | - |
| kusdi | - | - | - | 5 | - | - | - | - |
| probo | - | - | - | - | 5 | - | - | - |
| hendy | - | - | - | - | - | 5 | - | - |
| choy | - | - | - | - | - | - | 5 | - |
| anin | - | - | 1 | - | - | - | 1 | 3 |

Keterangan: waktu pembelajaran: <1 detik; tingkat keberhasilan 95%

Tabel 1.4 UJI-2 : Hasil Pengujian 40 pola ukuran 30x20 dengan LVQ

| | dito | dewi | yani | kusdi | probo | hendy | choy | anin |
|-------|------|------|------|-------|-------|-------|------|------|
| dito | 4 | - | 1 | - | - | - | - | - |
| dewi | - | 5 | - | - | - | - | - | - |
| yani | - | - | 5 | - | - | - | - | - |
| kusdi | - | - | - | 5 | - | - | - | - |
| probo | - | - | - | - | 5 | - | - | - |
| hendy | - | - | - | - | - | 5 | - | - |
| choy | - | - | - | - | - | - | 5 | - |
| anin | - | - | 1 | - | - | - | 1 | 3 |

Keterangan: waktu pembelajaran: <1 detik, tingkat keberhasilan 92.50%

Tabel 1.5 UJI-3 : Hasil Pengujian 9 pola ukuran 100x100 dengan Kohonen

| | dewi | dito | yani |
|------|------|------|------|
| dewi | 2 | - | 1 |
| dito | - | 2 | 1 |
| yani | - | - | 3 |

Keterangan: waktu pembelajaran: 2 detik, tingkat keberhasilan 77.78%

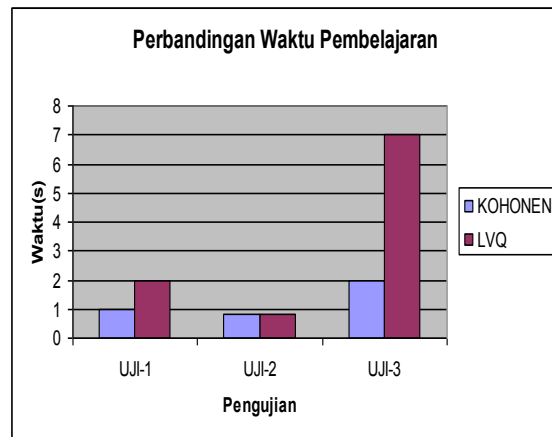
Tabel 1.6 UJI-3 : Hasil Pengujian 9 pola ukuran 100x100 dengan LVQ

| | dewi | dito | yani |
|------|------|------|------|
| dewi | 3 | - | - |
| dito | 1 | 2 | - |
| yani | - | - | 3 |

Keterangan: waktu pembelajaran: 7 detik, tingkat keberhasilan 88.89%

Dari tabel 1.1, tabel 1.3 dan tabel 1.5 diperoleh rata-rata tingkat keberhasilan metode Kohonen sebesar 89.59%. Selanjutnya, dari tabel 1.2, tabel 1.4 dan tabel 1.6 diperoleh rata-rata tingkat keberhasilan metode LVQ sebesar 93.80%.

Waktu yang digunakan untuk pembelajaran juga merupakan faktor penting dalam pengenalan pola tandatangan. Semakin lama proses, semakin lama juga sistem dapat mengenali pola tersebut. Besarnya ukuran gambar juga merupakan faktor yang paling mengakibatkan terjadinya pembengkakan waktu. Hal ini terlihat pada UJI-1 yang menggunakan 25 pola dengan ukuran 30x20 untuk pembelajaran memerlukan waktu yang relatif lebih singkat dibanding UJI-3 yang hanya menggunakan 9 pola tetapi menggunakan ukuran 100x100. Pada UJI-2 waktu yang diperlukan metode Kohonen dan LVQ perbedaannya tidak signifikan(kurang dari 1 detik). Hal ini disebabkan jumlah pola pembelajaran LVQ sama dengan Kohonen. Waktu untuk masing-masing pengujian disajikan dalam gambar 1.3.



Gambar 1.3 Grafik perbandingan waktu antara Kohonen dan LVQ

KESIMPULAN

Dengan menggunakan pola-pola yang sudah disediakan, metode LVQ lebih akurat dalam mengklasifikasikan tandatangan dengan rata-rata keberhasilan sebesar 93.80% dibanding dengan metode Kohonen(89.59%). Hal ini disebabkan proses *update* faktor pembobot metode LVQ yang menggunakan

banyak pola untuk proses pelatihan dibandingkan metode Kohonen yang bobot awalnya diambil secara acak dan di-update hingga dapat mengklasifikasikan diri sejumlah kelas yang diinginkan.

Proses pembelajaran menggunakan metode LVQ memerlukan waktu yang relatif lebih lama daripada metode Kohonen. Hal ini dipengaruhi banyaknya sampel pola yang digunakan sebagai alat update bobot yang dilatih. Semakin banyak dan besar ukuran dari pola yang dilatih, semakin lama pula waktu yang dibutuhkan metode LVQ untuk proses pelatihan. Hal ini dapat dilihat pada pembelajaran menggunakan pola dengan resolusi 100x100. Metode LVQ memerlukan waktu 7 detik untuk proses pembelajaran dibanding metode Kohonen yang memerlukan waktu 2 detik.

Dari hasil perbandingan diatas didapat bahwa metode Kohonen dapat melakukan proses pembelajaran lebih cepat untuk mengklasifikasikan tandatangan dibanding metode LVQ meskipun dari faktor keberhasilan dalam mengklasifikasikan pola, metode LVQ lebih unggul dari metode Kohonen.

DAFTAR PUSTAKA

1. Anton, H., Rorres, C., “*Aljabar Linier Elementer*”, Erlangga, Jakarta, 1988. (Diterjemahkan oleh Silaban, P. dan Susila, I. N.)
2. Heaton, J., “*Introduction to Neural Network with Java*”, <http://www.heatonresearch.com/articles/6/page2.html>, 2003 (diakses terakhir tanggal 18 April 2006)
3. Kusumadewi, S., “*Artificial Intelligence Teknik dan Aplikasinya*”, Graha Ilmu, Yogyakarta, 2003.
4. Rajasekaran S.,GA. Vijayalakshmi Pai, “*Neural Network, Fuzzy Logic and Genetic Algorithms*”, Prentice-Hall of India, New Delhi, 2005.
5. Sheng-Fuu Lin, Yu-Wei Chang And Chien-Kun Su, “*A Study on Chinese Carbon-Signature Recognition* “, http://www.iis.sinica.edu.tw/JISE/2002/200203_06.html, 2002 (diakses terakhir tanggal 18 April 2006)
6. Siang, Jong Jek, “*Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan MATLAB*”, Andi, Yogyakarta, 2005.
7. Zamasari, Reki, “*Pengenalan Pola Karakter Aksara Jawa dengan Algoritma Kohonen Neural Network*”, tugas akhir - Perpustakaan FMIPA UNDIP, Semarang, 2005.
8. Nugroho, Agung, “*Pengenalan Pola Karakter Huruf Jawa Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Learning Vector Quantization(JSTLVQ)*”, tugas akhir - Perpustakaan FMIPA UNDIP, Semarang, 2005.