

# Pengenalan Tulisan Tangan Bersambung Menggunakan Metode *Optical Backpropagation*

Ikhwan Eko Setiawan ; Achmad Ridok ; Muh. Arif Rahman

Program Studi Ilmu Komputer, Program Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer

Universitas Brawijaya, Jl. Veteran Malang, 65145, Indonesia

Email : ikhwan@ub.ac.id

## Abstrak

Jaringan syaraf tiruan telah banyak digunakan dalam berbagai permasalahan, seperti klasifikasi, peramalan, pengenalan, dan lain sebagainya. Dalam penelitian ini menggunakan metode dalam jaringan syaraf tiruan, yaitu *Optical Backpropagation* yang diterapkan pada kasus pengenalan tulisan tangan bersambung. Segmentasi karakter memegang peranan penting dalam pengenalan tulisan tangan bersambung. Jaringan syaraf tiruan digunakan untuk proses pengenalan yang sekaligus membantu dalam penentuan segmentasi karakter yang sesuai. Adapun *pre-processing* yang dilakukan yaitu *binarization*, *thinning*, dan *core-zone estimation*. Dari sejumlah percobaan yang dilakukan didapatkan arsitektur jaringan dengan jumlah *hidden unit* 90 dan *learning rate* 0.3 yang menghasilkan error pelatihan sebesar 4.68%. Adapun hasil pengenalan didapatkan rata-rata hasil segmentasi sebesar 61.52% dan rata-rata hasil pengenalan sebesar 52.50%.

**Kata kunci :** Jaringan Syaraf Tiruan, *Optical Backpropagation*, Tulisan tangan bersambung

## Abstract

*Artificial Neural networks have been widely used in a variety of issues, such as classification, forecasting, recognition, and so forth. This study uses the method in artificial neural networks, the Optical Backpropagation that applied to the case of cursive handwriting recognition. Segmentation of characters plays an important role in cursive handwriting recognition. Neural network is used for recognition process that also helps in determining the appropriate character segmentation. The used pre-processings are binarization, thinning, and the core-zone estimation. From a number of experiments, this study found that network architectures contained 90 hidden units and 0.3 learning rate that generated 4.68% training error. The recognition results obtained 61.52% segmentation average and 52.50% recognition average.*

**Keywords:** *Artificial Neural Network, Optical Backpropagation, Cursive Handwriting*

## I. PENDAHULUAN

Segmentasi karakter memegang peranan penting dalam pengenalan tulisan tangan, terutama tulisan tangan yang antar hurufnya bersinggungan. Pada tulisan tangan yang antar hurufnya bersambung, rawan menimbulkan error pada tahapan segmentasi yang kemudian juga mengarah pada kesalahan pengenalan karakter [4].

Secara umum, terdapat beberapa tahapan yang dilakukan dalam pengenalan tulisan tangan, yang secara terurut yaitu *pre-*

*processing*, segmentasi dan kemudian pengenalan. Tahapan *pre-processing* difokuskan pada perubahan masukan tulisan tangan menjadi sesuai dengan standar yang dikehendaki pada proses selanjutnya. Segmentasi adalah proses menemukan batasan-batasan karakter. Dan akhirnya pengenalan yang mengklasifikasikan karakter yang terbentuk pada tahapan sebelumnya ke dalam karakter yang merepresentasikannya [6].

Penelitian tentang pengenalan karakter pada tulisan tangan bersambung sebelumnya

pernah dilakukan pada [6]. Dalam penelitian tersebut dilakukan segmentasi karakter yang kemudian menggunakan metode dalam Jaringan Syaraf Tiruan yaitu Backpropagation sebagai validator apakah kandidat segmentasi tersebut karakter atau bukan, sedangkan *pre-processing* yang digunakan adalah menentukan *baseline*.

Backpropagation merupakan salah satu metode dalam Jaringan Syaraf Tiruan (JST) yang termasuk dalam jenis pembelajaran dengan pengawasan (*supervised*), yang mana pembelajaran dilakukan dengan diberikan output yang spesifik [1].

Pada penelitian ini akan digunakan metode dalam Jaringan Syaraf Tiruan yaitu Optical Backpropagation untuk mengenali tulisan tangan sesuai dengan karakter yang merepresentasikannya, yang sekaligus juga sebagai validator apakah kandidat segmentasi tersebut termasuk karakter atau bukan, dan dengan beberapa *pre-processing* yang akan dilakukan seperti *Binarization*, *Thinning*, dan *Core-Zone Estimation*. Adapun Optical Backpropagation merupakan metode Backpropagation yang telah dimodifikasi pada tahapan penghitungan *error*.

## II. METODE PENELITIAN

### Data

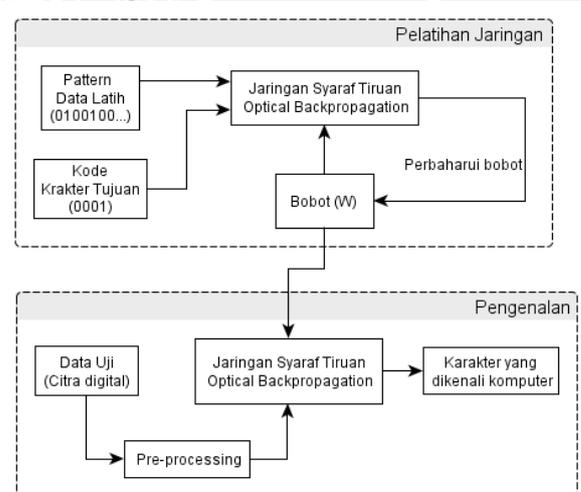
Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari IAM Handwriting Character Database (<http://www.iam.unibe.ch/fki/databases/iam-handwriting-database>). Database tersebut berisi citra tulisan tangan dengan berbagai bentuk tulisan tangan yang berbeda. Dari database tersebut, tidak semua data tersebut akan digunakan, data tersebut dipilih gambar kata yang tidak terdapat *slop* maupun *slant*. Adapun contoh IAM Handwriting Character Database ditunjukkan pada gambar 1, sedangkan contoh gambar kata yang terdapat *slant* dan *slop* ditunjukkan pada gambar 2 dan 3.

Gambar 1 Contoh IAM Handwriting Character Database

Gambar 2 Contoh gambar kata yang terdapat *slant*

Gambar 3 Contoh gambar kata yang terdapat *slop*

### Perancangan Proses



Gambar 4 Diagram proses pengenalan tulisan tangan

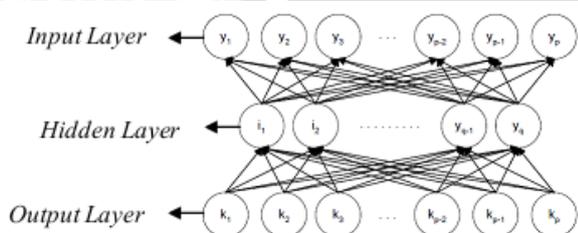
Tahapan proses dalam sistem dibagi menjadi dua bagian yaitu pelatihan jaringan dan pengenalan tulisan tangan. Pelatihan jaringan adalah suatu proses yang dimaksudkan untuk melatih jaringan agar mempunyai pengetahuan sehingga dapat mengenali karakter. Proses tersebut akan menghasilkan bobot yang sesuai yang nantinya digunakan untuk pengenalan karakter pada jaringan. Proses pelatihan

jaringan membutuhkan beberapa masukan, yaitu pola (*pattern*) data latih, kode karakter tujuan dan inialisasi bobot awal. Pola (*pattern*) data latih merupakan pola yang didapatkan dari piksel tiap karakter. Kode karakter tujuan merupakan kode yang merepresentasikan setiap karakter tujuan. Proses pelatihan ini akan memperbaharui bobot sampai bobot tersebut sudah sesuai (mencapai error minimum), sehingga bobot tersebut telah siap untuk digunakan pada proses pengenalan.

Adapun proses pengenalan tulisan tangan terbagi menjadi dua proses utama yaitu *pre-processing* dan pengenalan karakter. Proses pengenalan mempunyai masukan berupa gambar dari kata yang akan dikenali oleh jaringan, yang kemudian masukan tersebut dilakukan *pre-processing* untuk menyesuaikan masukan yang dibutuhkan jaringan. Hasil dari proses *pre-processing* akan diproses pada jaringan menggunakan bobot yang dihasilkan pada proses pelatihan. Hasil proses pengenalan tersebut adalah karakter-karakter yang merepresentasikan tiap karakter gambar masukan yang dapat dikenali komputer. Diagram perancangan proses dapat dilihat pada gambar 4.

**Arsitektur Jaringan**

Arsitektur jaringan yang digunakan adalah 3 layer, yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Pada input layer terdapat 150 *neuron* (10x15), pada output layer terdapat 6 *neuron*, sedangkan jumlah *neuron* pada *hidden layer* akan diujikan beberapa nilai.



Gambar 5 Arsitektur jaringan

**Optical Backpropagation**

Algoritma Optical Backpropagation tidak jauh berbeda dengan Backpropagation,

yang membedakan hanyalah pada proses penghitungan informasi error [8]. Dalam Backpropagation rumus yang digunakan untuk menghitung informasi error adalah:

$$\delta_k = (t_k - y_k)f'(y_{in_k}) \quad (1)$$

$\delta_k$  = faktor pengaturan nilai penimbang sambungan pada lapisan keluaran

$t_k$  = pola target ke- k

$y_k$  = sinyal keluaran dari *output unit*

$y_{in_k}$  = sinyal masukan untuk *output unit*

sedangkan dalam Optical Backpropagation rumusan yang digunakan adalah [8] :

$$New\delta_k = (1 + e^{(t_k - y_k)^2})f'(y_{in_k}),$$

$$\text{Jika } (t_k - y_k) \geq 0 \quad (2)$$

$$New\delta_k = -(1 + e^{(t_k - y_k)^2})f'(y_{in_k}),$$

$$\text{Jika } (t_k - y_k) < 0 \quad (3)$$

**Pre-processing**

*Pre-processing* yang digunakan antara lain, *binarization*, *thinning*, *core-zone estimation*. Algoritma *thinning* yang digunakan yaitu algoritma *thinning Zhang-Suen* [10], sedangkan untuk *core-zone estimation* menggunakan algoritma yang telah digunakan oleh Gatos, Pratikakis, & Perantonis [2].

**III. HASIL DAN PEMBAHASAN**

Pengujian dilakukan terhadap data latih dengan variasi jumlah *hidden unit* pada *hidden layer* dan variasi besar *learning rate*. Adapun variasi jumlah *hidden unit* yang diujikan adalah 30, 50, 70, 90, dan 100. Sedangkan untuk variasi besar *learning rate* adalah 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, dan 0.9. Adapaun jumlah *neuron* pada *input unit* yaitu 150, jumlah *neuron* pada *output unit* adalah 6, dan dengan maksimum epoch adalah 10000.

Data yang digunakan dalam proses pelatihan merupakan data yang diperoleh dari IAM Handwriting Database (<http://www.iam.unibe.ch/fki/databases/iam-handwriting-database>) yang sudah dilakukan beberapa *pre-processing*. Adapun *pre-processing* yang dilakukan pada data tersebut adalah



pemotongan per-kata dari kalimat yang ada di gambar. Kemudian dari hasil pemotongan tersebut, dimasukkan ke dalam sistem untuk dilakukan pemotongan per-huruf. Dari hasil proses tersebut setiap piksel dari setiap huruf akan direpresentasikan dalam bentuk biner (1 untuk *foreground* dan 0 untuk *background*).

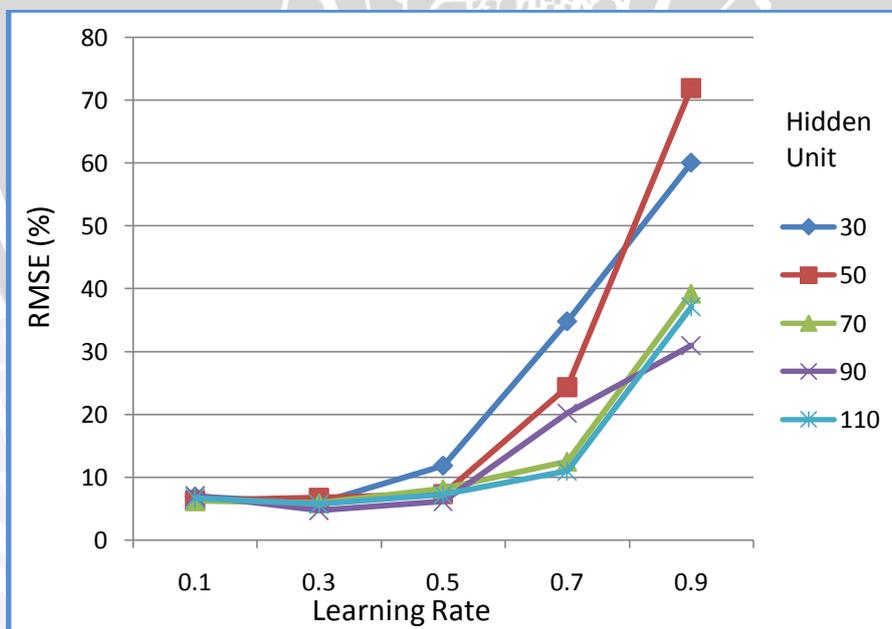
**Uji Coba Pelatihan**

Nilai error (rata-rata MSE) pada training Optical Backpropagation Neural Network (OBPNN) ditunjukkan pada tabel 1. Dari tabel tersebut dapat dilihat bahwa untuk jumlah hidden unit yang sama, dengan semakin bertambahnya nilai *learning rate*

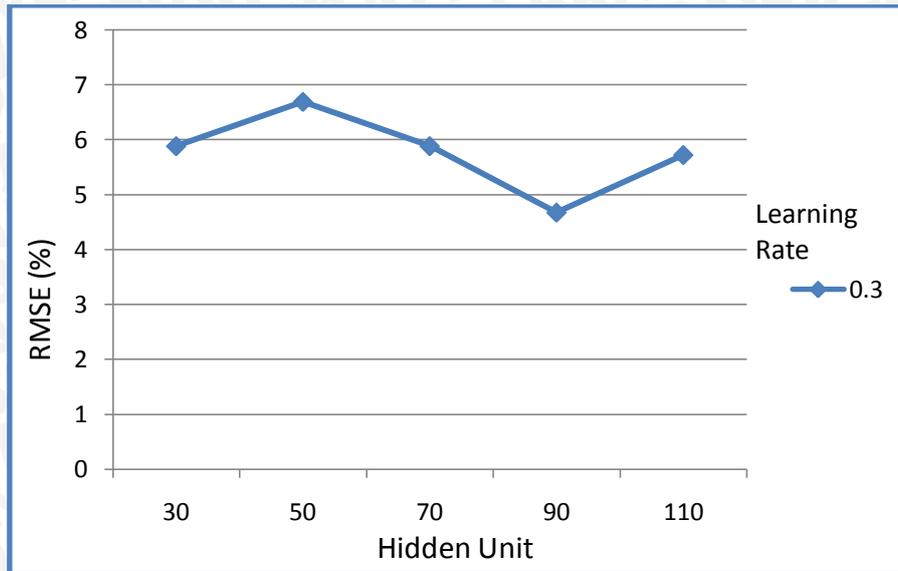
akan menghasilkan error yang semakin besar, begitupun juga sebaliknya, semakin kecil *learning rate* semakin kecil error yang dihasilkan. Grafik pengaruh *learning rate* terhadap error yang dihasilkan dapat dilihat pada gambar 6. Sedangkan untuk nilai *learning rate* yang sama, perubahan jumlah *hidden unit* menghasilkan error yang tidak terpaut jauh satu dengan yang lain. Grafik pengaruh jumlah hidden unit terhadap error yang dihasilkan dapat dilihat pada gambar 7.

LEARNING RATE	JUMLAH HIDDEN UNIT				
	30	50	70	90	110
0.1	6.94	6.29	6.21	7.02	6.69
0.3	5.89	6.69	5.89	4.68	5.73
0.5	11.85	7.34	8.15	6.13	7.26
0.7	34.81	24.35	12.50	20.16	10.97
0.9	60.06	71.92	39.26	30.96	37.09

Tabel 1 nilai error (RMSE) untuk setiap perubahan *hidden unit* dan *learning rate* pada pelatihan



Gambar 6 Grafik pengaruh *learning rate* terhadap error (RMSE) yang dihasilkan



Gambar 7 Grafik pengaruh *hidden unit* terhadap perubahan error (RMSE)

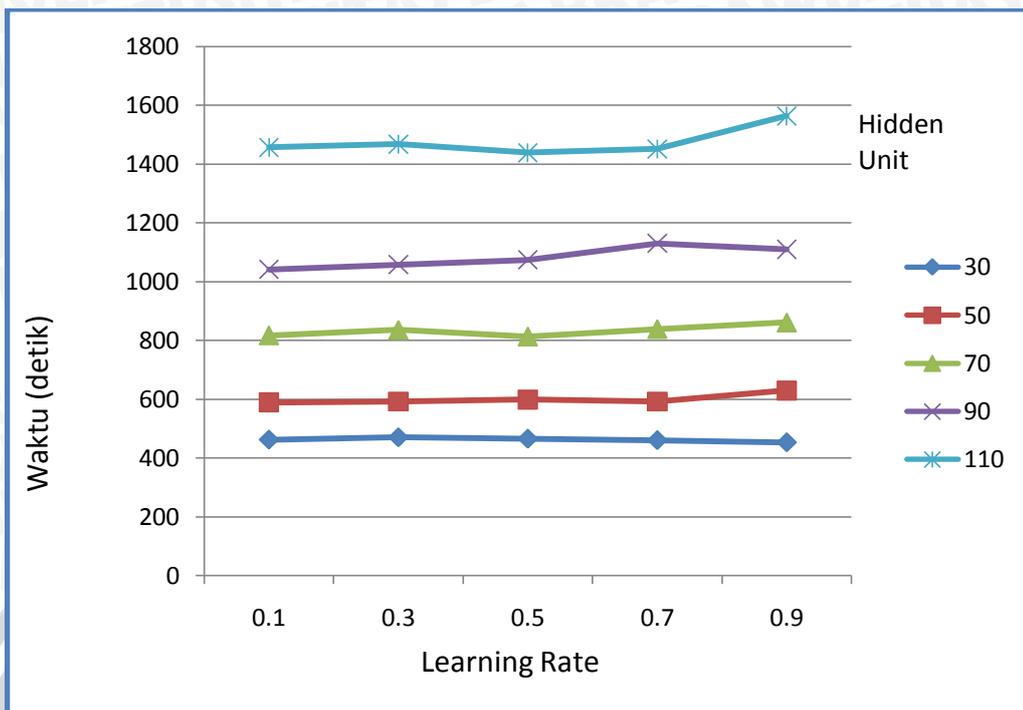
Lama waktu yang dibutuhkan pada training Optical Backpropagation Neural Network (OBPNN) ditunjukkan pada tabel 2. Dari tabel tersebut dapat dilihat bahwa untuk nilai *learning rate* yang sama, dengan semakin bertambahnya jumlah *hidden unit* akan membutuhkan waktu yang lebih banyak, begitupun juga sebaliknya, semakin berkurang jumlah *hidden unit*, maka waktu yang dibutuhkan juga semakin sedikit. Grafik

pengaruh jumlah *hidden unit* terhadap waktu yang diperlukan untuk pelatihan dapat dilihat pada gambar 8. Sedangkan pada jumlah *hidden unit* yang sama, perubahan *learning rate* menghasilkan jumlah waktu tidak terpaut jauh satu dengan yang lainnya. Grafik pengaruh nilai *learning rate* terhadap waktu yang diperlukan untuk pelatihan dapat dilihat pada gambar 9.

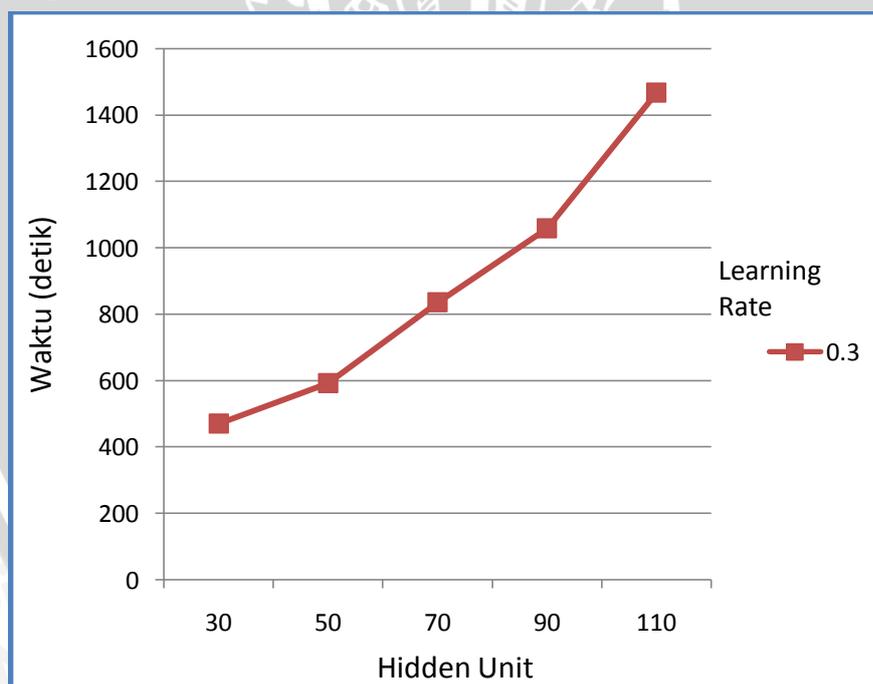
LEARNING RATE	JUMLAH HIDDEN UNIT				
	30	50	70	90	110
0.1	462.47	589.06	817.02	1041.91	1456.44
0.3	470.31	591.96	835.76	1058.10	1467.43
0.5	465.54	599.11	813.03	1073.79	1438.76
0.7	460.58	591.92	838.61	1130.41	1451.66
0.9	453.10	629.91	861.26	1109.65	1564.19

Tabel 2 waktu yang dibutuhkan untuk pelatihan untuk setiap *hidden unit* dan *learning rate*.





Gambar 8 Grafik pengaruh *learning rate* terhadap waktu pelatihan



Gambar 9 Grafik pengaruh *hidden unit* terhadap waktu yang dibutuhkan untuk pelatihan.

### Analisis Hasil Pelatihan

*Learning rate* merupakan suatu konstanta yang digunakan pada training optical backpropagation neural network (OBPNN), yang berpengaruh pada perhitungan perubahan bobot. Semakin besar

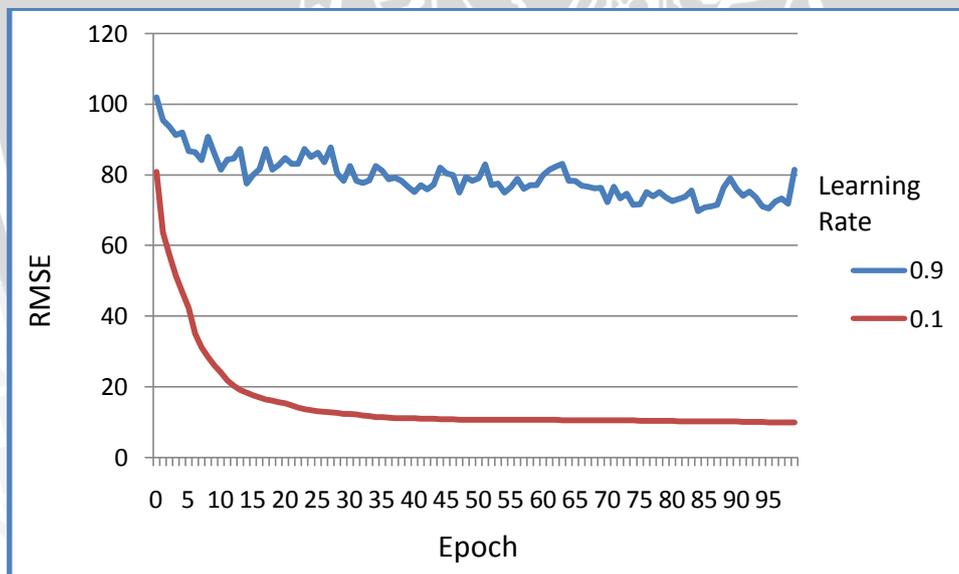
nilai *learning rate* yang digunakan, maka semakin besar pula perubahan bobot disetiap siklusnya (*epoch*). Perubahan bobot ini bisa bernilai positif maupun negatif, sehingga nilai bobot bisa naik maupun turun. Backpropagation neural network pada

dasarnya menerapkan perubahan yang kecil pada bobot untuk setiap siklusnya. Jika perubahan yang dibuat pada bobot terlalu besar, maka akan terjadi nilai error yang naik turun, sehingga juga sulit untuk mencapai konvergen. Perbandingan grafik perubahan error antara pelatihan menggunakan learning rate 0.9 dengan pelatihan menggunakan learning rate 0.1 dapat dilihat pada gambar 10.

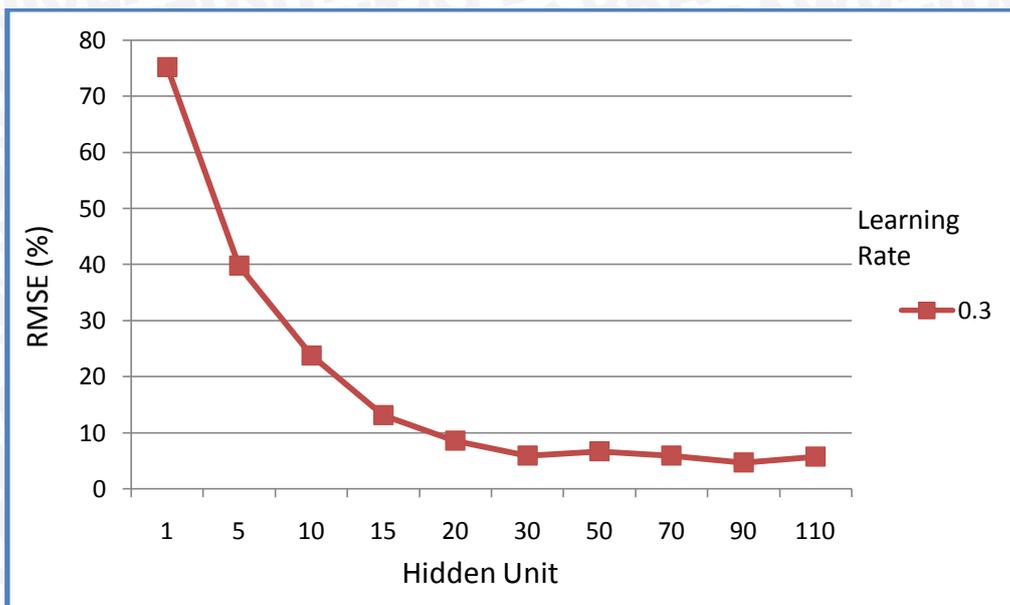
*Learning rate* secara tidak langsung mempengaruhi kecepatan training. Disebutkan secara tidak langsung dikarenakan *learning rate* lebih erat kaitannya dengan laju perubahan bobot disetiap siklusnya (epoch). Menentukan *learning rate* yang sesuai merupakan hal yang penting dalam optical backpropagation neural network (OBPP). Karena *learning rate* tersebut sangat berpengaruh dalam error yang dihasilkan. *Learning rate* yang terlalu besar akan menyebabkan perubahan bobot yang terlalu besar pula, sehingga error akan naik turun

seperti pada gambar 10. Untuk itu diperlukan waktu yang lebih lama untuk mencapai konvergen, atau bahkan mungkin tidak bisa mencapai konvergen (berulang pada error yang sama disetiap siklusnya). Akan tetapi jika *learning rate* terlalu kecil, maka perubahan bobot juga akan terlalu kecil, sehingga akan memperlambat perubahan error untuk mencapai konvergen, sehingga juga membutuhkan waktu yang lebih lama untuk mencapai konvergen.

Dapat dilihat pada gambar 8, bahwa untuk setiap *learning rate*, waktu yang diperlukan tidak terpaut jauh nilainya. Ini dikarenakan pelatihan tidak mencapai batas minimum error sehingga epoch yang ditempuh untuk setiap *learning rate* adalah sama, yaitu maksimum epoch.



Gambar 10 Grafik perubahan error (RMSE)



Gambar 11 Grafik pengaruh hidden unit terhadap training error (hidden unit mulai dari 1 - 110)

*Hidden unit* merupakan *neuron* penghubung antara *input unit* dengan *output unit*. Penentuan berapa banyak *hidden unit* yang harus digunakan sama pentingnya dengan penentuan besar *learning rate*. Jika jumlah *hidden unit* yang digunakan terlalu kecil maka akan terjadi *underfitting*, yaitu arsitektur jaringan yang terlalu sederhana, sehingga masih banyak informasi dari data set yang tidak terproses oleh jaringan. Oleh karena itu *hidden unit* yang terlalu sedikit akan menghasilkan error yang tinggi pula, seperti terlihat pada gambar 11.

Jika jumlah *hidden unit* yang digunakan terlalu banyak, maka akan terjadi *overfitting*, yaitu ketika kapasitas pengolahan proses (neuron pada jaringan) terlalu banyak dari informasi yang diolah, maka akan ada sejumlah *hidden unit* yang tidak ikut terlatih untuk mengenali pola *dataset*. Oleh karena itu *hidden unit* yang tidak ikut terlatih akan menjadi *noise*, yang juga akan menyebabkan *error* yang dihasilkan juga lebih tinggi.

Seperti yang terlihat pada gambar 9, bahwa semakin banyak *hidden unit* yang digunakan maka semakin banyak pula waktu yang dibutuhkan untuk pelatihan. *Hidden unit* merupakan *neuron* penghubung antara *input unit* dan *output unit*. Setiap penghubung mempunyai nilai bobot masing-masing. Oleh

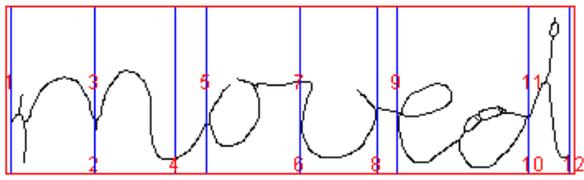
karena itu, semakin banyak *hidden unit* yang digunakan, maka bobot yang harus diproses juga semakin banyak, yang ini juga menyebabkan meningkatnya waktu untuk proses pelatihan tersebut.

### Uji Coba Pengenalan

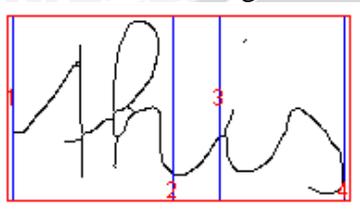
Pelatihan yang telah dilakukan akan menghasilkan suatu bobot yang digunakan pada tahapan pengenalan. Proses pelatihan pada algoritma Optical Backpropagation Neural Network (OBPNN) melibatkan tiga tahapan proses yaitu *feedforward*, *backpropagation*, dan perubahan bobot. Sedangkan pada proses pengenalan hanya melibatkan satu tahapan proses yaitu *feedforward*, dengan menggunakan bobot yang diperoleh dari hasil pelatihan. Data set yang digunakan sebagai pengujian adalah sejumlah 239 gambar tulisan tangan (setiap gambar berisi satu kata). Rata-rata hasil segmentasi karakter sebesar 61.52% dan rata-rata hasil pengenalan sebesar 52.50%.

Segmentasi karakter memegang peranan penting dalam pengenalan tulisan tangan bersambung, segmentasi yang benar akan memudahkan dalam proses pengenalan. Begitu juga sebaliknya, segmentasi yang salah maka akan mempersulit dalam proses pengenalan. Adapun beberapa contoh hasil

segmentasi yang benar dan salah dapat dilihat pada gambar 12, 13, dan 14. Terdapat satu karakter yang memiliki banyak titik segmen, dan juga terdapat beberapa karakter yang berada dalam satu segmen.



Gambar 12 Karakter “m” yang memiliki lebih dari satu titik segmen.



Gambar 13 Karakter “i” dan “h” yang berada dalam satu segmen



Gambar 14 Hasil segmentasi yang benar

Segmentasi yang dilakukan berdasarkan nilai *histogram vertical density* dan estimasi lebar huruf yang telah ditentukan diawal, yang kemudian dievaluasi dengan neural network. Dikarenakan estimasi lebar huruf sudah ditentukan diawal, terdapat huruf-huruf yang sulit untuk disegmentasi yang memang lebar hurufnya lebih kecil dari rata-rata lebar huruf yang lainnya, seperti huruf “i” dan “l”.

#### IV. KESIMPULAN

Kesimpulan yang diperoleh dari penelitian ini adalah :

1. Dari hasil percobaan, diperoleh kombinasi *learning rate* dan jumlah *hidden unit* yang terbaik untuk implementasi Optical Backpropagation Neural Network pada kasus pengenalan tulisan tangan huruf bersambung yaitu 0.3 dan 90. Kombinasi *learning rate* dan

jumlah *hidden unit* tersebut menghasilkan *error training* sebesar 4.68%.

2. Semakin kecil *learning rate* yang digunakan maka error yang dihasilkan dari pelatihan Optical Backpropagation Neural Network pada kasus pengenalan tulisan tangan huruf bersambung juga akan semakin kecil, akan tetapi juga akan membutuhkan siklus (*epoch*) yang lebih banyak. Sedangkan untuk *hidden unit* dalam rentang nilai 30 – 110 tidak begitu berpengaruh terhadap error yang dihasilkan, akan tetapi jika digunakan nilai yang terlalu kecil maka akan terjadi *underfitting*, yang juga menyebabkan error yang dihasilkan semakin besar.
3. Semakin besar nilai *hidden unit* yang digunakan, maka waktu yang dibutuhkan untuk pelatihan juga akan semakin lama. Sedangkan untuk *learning rate* tidak begitu berpengaruh terhadap waktu yang dibutuhkan untuk pelatihan.
4. Pengenalan tulisan tangan huruf bersambung sangat bergantung dengan hasil segmentasi huruf yang dihasilkan, jika segmentasi yang dihasilkan tidak baik, maka akan mempersulit dalam proses pengenalannya. Dari percobaan yang dilakukan pada sejumlah data set, dihasilkan rata-rata hasil segmentasi sebesar 61.52% dan rata-rata hasil pengenalan sebesar 52.50%.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Fausett, L. (1993). *Fundamentals of Neural Networks Architectures, Algorithms, and Applications*. Florida: Addison-Wesley Publishing Company, inc.
- [2] Gatos, B., Pratikakis, I., & Perantonis, S. J. (2006). *Hybrid Off-Line Cursive Handwriting Word Recognition*. IEEE , 1-4.
- [3] Kristanto, A. (2004). *Jaringan Syaraf Tiruan: Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: Andi.

- [4] Kurniawan, F., Shafry, M., Daman, D., Rehman, A., Mohamad, D., & Shamsudin, S. M. (2011). *Region-Based Touched Character Segmentation in Handwritten Words*. ICIC International , 1-14.
- [5] Kusumadewi, S. (2003). *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasi)*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- [6] Lee, H., & Brijesh, V. (2009). *Binary Segmentation with Neural Validation for Cursive Handwriting Recognition*. IEEE , 1730-1735.
- [7] Munir, R. (2004). *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*. Bandung: Informatika Bandung.
- [8] Salameh, W. A., & Otair, M. A. (2005). *Online Handwritten Character Recognition Using an Optical Backpropagation Neural Network*. Issues in Informing Science and Information Technology , 787-795.
- [9] Siang, J. (2005). *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi.
- [10] Zurnawita, & Suar, Z. (2009). *Algoritma Image Thinning*. Elektron , 29-37.