



TESIS - TE42599
PENGENALAN KARAKTER PLAT NOMOR
KENDARAAN BERMOTOR MENGGUNAKAN
EXTREME LEARNING MACHINE

CHRYSTIA AJI PUTRA
2211205013

DOSEN PEMBIMBING
PROF. DR. IR. MAURIDHI HERY PURNOMO, M.ENG.
IR. STEVANUS HARDIRISTANTO, MT.

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN JARINGAN CERDAS MULTIMEDIA
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2015



TESIS - TE42599
CHARACTER RECOGNITION OF VEHICLE LICENSE
PLATE USING EXTREME LEARNING MACHINE

CHRYSTIA AJI PUTRA
2211205013

SUPERVISOR
PROF. DR. IR. MAURIDHI HERY PURNOMO, M.ENG.
IR. STEVANUS HARDIRISTANTO, MT.

MASTER PROGRAM
INTELLIGENT NETWORKING OF MULTIMEDIA
DEPARTMENT OF ELECTRICAL ENGINEERING
FACULTY OF INDUSTRIAL TECHNOLOGY
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2015

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Teknik (M.T.)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:
Chrystia Aji Putra
NRP. 2211205013

Tanggal Ujian : 17 Juni 2015
Periode Wisuda : September 2015

Disetujui Oleh:

1. Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng. (Pembimbing I)
NIP. 195809161986011001

2. Ir. Stevanus Hardirianto, MT. (Pembimbing II)
NIP. 195006051976031004

3. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc. (Penguji)
NIP. 195409251978031001

4. Dr. I Ketut Eddy Purnama, ST., MT. (Penguji)
NIP. 196907301995121001

5. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT. (Penguji)
NIP. 196806011995121009



Direktur Program Pascasarjana,

Prof. Dr. Ir. Adi Soeprijanto, M.T.
NIP. 19640405 199002 1 001

Pengenalan Karakter Plat Nomor Kendaraan Menggunakan Extreme Learning Machine

Nama mahasiswa : Chrystia Aji Putra
NRP : 2211205013
Pembimbing I : PROF. DR. IR. MAURIDHI HERY PURNOMO, M.ENG.
Pembimbing II : IR. STEVANUS HARDIRISTANTO, MT.

ABSTRAK

Plat nomor kendaraan adalah salah satu jenis tanda identifikasi kendaraan bermotor. Pengenalan karakter merupakan salah satu tahap dalam sistem pengenalan plat nomor. Pengenalan karakter dilakukan untuk mendapatkan data karakter teks. Metode baru dari Jaringan Syaraf Tiruan(JST) diusulkan untuk pengenalan karakter pada penelitian ini. Metode yang diusulkan adalah *Extreme Learning Machine* (ELM). ELM merupakan jaringan syaraf tiruan *feedforward* dengan satu *hidden layer*. ELM lebih dikenal dengan istilah *single hidden layer feedforward neural network* (SLFNs). Metode ELM mempunyai kelebihan dalam *learning speed*. Penelitian ini menyelesaikan langkah pengenalan karakter huruf dan angka pada citra plat nomor. Data karakter didapatkan menggunakan *vertical and horizontal projection*. Pengujian pada penelitian ini menggunakan data plat nomor yang berlaku di Indonesia. Uji coba dilakukan dengan menggunakan 40 citra plat nomor. Terdapat 273 karakter dalam 40 data plat nomor tersebut. Pengujian dilakukan pada 273 data karakter. Pengujian dilakukan dengan membandingkan performa dua buah metode. Dua metode tersebut adalah ELM dan *Neural Network* (NN). Pelatihan menggunakan ELM menunjukkan waktu pelatihan yang lebih cepat daripada NN. Pelatihan menggunakan ELM membutuhkan lama waktu 11 detik. Pelatihan menggunakan NN membutuhkan waktu 144 detik. Akurasi pengujian ELM dan NN menunjukkan hasil yang sama yaitu 78,75%.

Kata kunci: *Extreme learning machine*, pengenalan karakter, plat nomor kendaraan.

CHARACTER RECOGNITION OF VEHICLE LICENSE PLATE USING EXTREME LEARNING MACHINE

By : Chrystia Aji Putra
Student Identity Number : 2211205013
Supervisor : PROF. DR. IR. MAURIDHI HERY P, M.ENG.
Co-Supervisor : IR. STEVANUS HARDIRISTANTO, MT.

ABSTRACT

Vehicle license plate is a type of vehicle identification. Character recognition is one step in a vehicle license recognition system. Character recognition is performed to obtain a text character data. Character recognition in this research proposed a new method of Artificial Neural Network (ANN). The proposed method was Extreme Learning Machine (ELM). ELM is a feed-forward neural network with one hidden layer. ELM is better known as single hidden layer feed-forward neural network (SLFNs). ELM has the advantage in speed learning. Character data was obtained using vertical horizontal projection. Testing on this research was done by using vehicle license plates prevailing in Indonesia. Testing was done by using 40 images of vehicle license plates. There were 273 characters in 40 images of vehicle license plates. Testing data was conducted on 273 characters. Testing was done by comparing two methods. These methods were ELM and Neural Network (NN). ELM showed faster training time than that of NN. Training using ELM took 11 seconds, while training using NN took 144 seconds. The accuracy of ELM and NN showed the same result, which was 78.75%.

Key words: Extreme Learning Machine, Character Recognition, License Plate Numbers.

KATA PENGANTAR

Bismillahirrahmanirrahim,

Alhamdulillah, Segala puji hanya milik Allah, satu-satunya Dzat yang berhak disembah. Penulis bersyukur atas rahmat dan pertolongannya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tesis yang berjudul “Pengenalan Karakter Kendaraan Bermotor Menggunakan Extreme Learning Machine” ini. Shalawat dan salam semoga selalu tercurah kepada junjungan kita Nabi Muhammad Shallallahu Alaihi Wasallam.

Tesis ini disusun untuk memenuhi salah satu persyaratan menyelesaikan studi di Program Magister di Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri (FTI), Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.

Selama proses penyusunan tesis ini, banyak pihak yang telah memberikan bantuan, dorongan, semangat, dan perhatiannya. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya dan semoga Allah Yang Maha Kuasa memberikan balasan kebaikan yang melimpah kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng. dan Bapak Ir. Stevanus Hardiristanto, MT. selaku Dosen Pembimbing yang telah banyak meluangkan waktunya serta memberikan pengetahuan dan pengalamannya selama proses penyusunan tesis ini.
2. Bapak Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc., Bapak Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT., Bapak Dr. I Ketut Eddy Purnama, ST., MT., selaku Dosen Penguji yang telah memberikan saran dan masukan berharga selama proses pengujian proposal tesis dan seminar tesis, sehingga semakin menyempurnakan penyusunan tesis ini.
3. Ibundaku, Ibu Isnuryanti, Ayahandaku, Bapak Amrozi Setiawan, yang selalu menyertaiku dalam doa dan harapan dengan segenap kasih sayang dan ketulusan tanpa batas. Semoga Allah memberikannya umur yang panjang, kebahagiaan, dan kehidupan yang penuh barokah.

4. Istriku dan Anakku tercinta, Siti Khodijah dan Dzakira Dea Qotrunnada, dengan doa kalian semua hidupku menjadi sangat bermakna dan luar biasa.
5. Saudara-saudaraku tersayang, Mas Sulistyio Adi, Arya Martin Setiawan, Ananda Rizky Yuniarti, Mbak Yuli Prastyana, dan keponakanku Maychaell Naoki Adinata, berkat doa dan semangat dari kalian semua membuat semangatku selalu bangkit.
6. Rekan-rekanku di UPN “Veteran” Jatim khususnya di Teknik Informatika yang selalu memberikan motivasi kepadaku untuk segera menyelesaikan Tesis ini.
7. Semua pihak yang telah memberikan kontribusi positif selama proses penyusunan tesis dan penyelesaian studi ini, semoga Allah membalas kebaikan dan bantuannya dengan rahmat dan derajat yang setinggi-tingginya.

Dengan segala keterbatasan Penulis, Penulis menyadari bahwa penelitian tesis ini sangat jauh dari sempurna dan membutuhkan pengembangan lebih lanjut. Untuk itu penulis sangat mengharapkan masukan-masukan positif dari para pembaca sekalian.

Akhir kata, Penulis memohon kepada Allah semoga Penelitian ini dapat bermanfaat untuk banyak pihak terutama untuk pengembangan ilmu pengetahuan dan teknologi. Mohon maaf apabila ada kesalahan Penulis yang tidak berkenan di hati para pembaca, baik yang disengaja maupun yang tidak disengaja.

Surabaya, Juni 2015

Chrystia Aji Putra

DAFTAR ISI

ABSTRAK.....	ix
ABSTRACT.....	xi
KATA PENGANTAR	xiii
DAFTAR ISI.....	xv
DAFTAR GAMBAR	xix
DAFTAR TABEL.....	xxi
DAFTAR NOMENKLATUR.....	xxiii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah.....	2
1.3 Tujuan Penelitian.....	3
1.4 Batasan Dan Asumsi.....	3
1.5 Kontribusi Penelitian.....	3
1.6 Manfaat Penelitian.....	3
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA.....	5
2.1 Pengenalan Karakter.....	5
2.2 Plat Nomor Kendaraan Bermotor.....	6
2.3 Segmentasi Citra.....	7
2.3.1 Derajat Keabuan Citra.....	8
2.3.2 Citra Biner.....	9
2.3.3 Mean Filtering Image.....	10
2.3.4 Vertical And Horizontal Projection	11
2.4 Extreme Learning Machine	13
2.5 Receiver Operating Characteristic.....	17

BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	21
3.1 Data Set.....	21
3.2 Langkah-langkah Penelitian.....	22
3.3 Desain Algoritma Pengenalan Karakter.....	24
3.3.1 Perubahan citra beraras keabuan	29
3.3.2 Transformasi Citra Biner	30
3.3.3 Normaslisasi Data Citra.....	30
3.3.4 Menghilangkan Noise Pada Citra.....	31
3.3.5 Vertical And Horizontal Projection.....	31
3.3.6 Extreme Learning Machine	32
3.4 Implementasi Algoritma	33
3.4.1 Fungsi Perubahan Citra Beraras Keabuan.....	33
3.4.2 Fungsi Transformasi Citra Biner.....	34
3.4.3 Fungsi Rekontruksi Ukuran Citra	34
3.4.4 Fungsi Menghilangkan Noise Pada Ctra.....	35
3.4.5 Segmentasi Karakter	36
3.4.6 Implementasi Extreme Learning Machine	38
3.5 Data Pengujian.....	38
3.6 Evaluasi.....	38
BAB 4 PENGUJIAN DAN PEMBAHASAN.....	41
4.1 Lingkungan Uji Coba.....	41
4.2 Data Uji Coba	41
4.3 Skenario Uji Coba.....	45
4.4 Uji Coba Tahap Pelatihan	46
4.4.1 Uji Coba Data Latih 1.....	47
4.4.2 Uji Coba Data Latih 2.....	48

4.4.3	Uji Coba Data Latih 3	49
4.4.4	Uji Coba Data Latih 4	51
4.5	Uji Coba Tahap Pengujian	52
4.5.1	Uji Coba Data Uji 1	53
4.5.2	Uji Coba Data Uji 2	54
4.5.3	Uji Coba Data Uji 3	56
4.5.4	Uji Coba Data Uji 4	57
4.6	Analisa Hasil	59
4.6.1	Evaluasi Jumlah Pengujian	59
4.6.2	Analisis Faktor yang Mempengaruhi Akurasi	60
4.6.3	Receiver Operating Characteristic (ROC)	61
4.6.4	Hasil Uji Coba Lanjut Menggunakan Neural Network.....	62
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN		65
5.1	Kesimpulan.....	65
5.2	Saran	65
DAFTAR PUSTAKA		67
LAMPIRAN.....		69
BIOGRAFI PENULIS		87

DAFTAR TABEL

Tabel 3. 1 Jumlah Data Latih & Data Uji	38
Tabel 4. 1 Data Plat Latih	42
Tabel 4. 2 Data Plat Uji.....	44
Tabel 4. 3 Pelatihan Data Plat Nomor.....	46
Tabel 4. 4 Pengujian Data Plat Nomor.....	53
Tabel 4. 5 Kesesuaian Target Data Uji	59
Tabel 4. 6 Perbandingan Uji Coba dengan Metode Neural Network	64

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Contoh Citra Plat Nomor Kendaraan	7
Gambar 2. 2 Pemisahan Citra Daun Terhadap Latar Belakang	8
Gambar 2. 3 Transformasi Citra Beraras Keabuan Menjadi Citra Biner	9
Gambar 2. 4 Contoh Proses Filtering (Abdul Kadir dkk, 2013)	11
Gambar 2. 5 Hasil Proyeksi Vertikal Dari Sebuah Citra Biner.....	11
Gambar 2. 6 Hasil Vertical and Horizontal Projection Pada Sebuah Citra Karakter	13
Gambar 2. 7 Struktur ELM (Huang, Zhu, & Siew,2004)	15
Gambar 2. 8 Bentuk Dari Confusion Matrix.....	18
Gambar 3. 1 Alur Metodologi Penelitian.....	21
Gambar 3. 2 Metodologi Pengenalan Karakter Menggunakan ELM	24
Gambar 3. 3 Flowchart Pengenalan Karakter Dengan ELM	25
Gambar 3. 4 Flowchart Pelatihan ELM	26
Gambar 3. 5 Flowchart Pra pemrosesan Data Latih	27
Gambar 3. 6 Flowchart Pengujian ELM	28
Gambar 3. 7 Contoh Citra Dengan Noise	31
Gambar 3. 8 Citra Plat Nomor Hasil Grayscale.....	33
Gambar 3. 9 Citra Plat Nomor Biner	34
Gambar 3. 10 Citra Plat Nomor Hasil Resize	35
Gambar 3. 11 Menghilangkan Noise Pada Citra.....	35
Gambar 3. 12 Langkah Proses Vertical & Horizontal Projection.....	36
Gambar 3. 13 Hasil Dari Vertical And Horizontal Projection	37
Gambar 3. 14 Citra Karakter Yang Sudah Di Segmentasi.....	37
Gambar 3. 15 Klasifikasi Kurva ROC (Fawcett, 2006).....	39
Gambar 4. 1 Hasil Proyeksi Vertikal Data Latih 1	47
Gambar 4. 2 Hasil Segmentasi Karakter Data Latih 1	47
Gambar 4. 3 Hasil Proyeksi Vertikal Data Latih 2	48

Gambar 4. 4 Hasil Segmentasi Karakter Data Latih 2	49
Gambar 4. 5 Hasil Proyeksi Vertikal Data Latih 3.....	50
Gambar 4. 6 Hasil Segmentasi Karakter Data Latih 3	50
Gambar 4. 7 Hasil Proyeksi Vertikal Data Latih 4.....	51
Gambar 4. 8 Hasil Segentasi Karakter Data Latih 4.....	52
Gambar 4. 9 Hasil Proyeksi Vertikal Data Uji 1	53
Gambar 4. 10 Hasil Segmentasi Karakter Data Uji 1.....	54
Gambar 4. 11 Hasil Proyeksi Vertikal Data Uji 2	55
Gambar 4. 12 Hasil Segmentasi Karakter Data Uji 3.....	55
Gambar 4. 13 Hasil Proyeksi Vertikal Data Uji 3	56
Gambar 4. 14 Hasil Segmentasi Karakter Data Uji 3.....	57
Gambar 4. 15 Hasil Proyeksi Vertikal Data Uji 4	58
Gambar 4. 16 Hasil Segmentasi Karakter Data Uji 4.....	58
Gambar 4. 17 Kurva ROC Hasil Pengenalan Karakter	61
Gambar 4. 18 MSE Hasil Pelatihan Dengan Menggunakan Metode Neural Network	63

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Plat nomor adalah salah satu jenis identifikasi kendaraan bermotor. Plat nomor juga disebut plat registrasi kendaraan. Bentuknya berupa potongan plat logam atau plastik yang dipasang pada kendaraan bermotor sebagai identifikasi resmi. Biasanya plat nomor jumlahnya sepasang, untuk dipasang di depan dan belakang kendaraan. Berbagai metode pengenalan nomor plat kendaraan telah dilaporkan dalam penelitian oleh para ahli. Secara umum, algoritma-algoritma tersebut dikembangkan dari 3 langkah, yakni pencarian area plat nomor, segmentasi karakter dari plat nomor dan pengenalan dari setiap karakter (C. Anagnostopoulos. Et Al, 2008). Sistem pengenalan plat nomor kendaraan bermotor merupakan sebuah aplikasi yang menggantikan fungsi penglihatan manusia dalam hal mengenali plat nomor kendaraan bermotor.

Salah satu tahap penting dalam pengenalan plat nomor adalah tahap pengenalan karakter. Dalam tahap pengenalan karakter ini akan dihasilkan suatu keluaran berupa karakter teks. Tahap sebelum pengenalan karakter dilakukan *preprocessing* kepada citra citra plat nomor yang akan diidentifikasi. Pengenalan karakter yang umum disebut sebagai OCR (*Optical Character Recognition*) termasuk pada pengenalan pola. Pengertian pengenalan pola sendiri merupakan suatu sistem yang mencoba untuk membaca / mengenali apakah citra masukan yang diterima cocok dengan salah satu citra yang telah ditentukan. Pengaplikasian pengenalan pola diantaranya seperti pendeteksi sidik jari, tulisan, tanda tangan, bahkan wajah seseorang. Tujuan dari pengenalan karakter adalah untuk mendukung perkembangan teknologi yang semakin pesat dalam bentuk digital. Sistem aplikasi OCR yang akan dibangun ini adalah khusus untuk mengenali karakter pada citra yang memuat plat nomor kendaraan bermotor.

Tujuan dari pengenalan karakter adalah untuk mendukung perkembangan teknologi yang semakin pesat dalam bentuk digital. Sehingga bila terdapat suatu

data fisik yang dikehendaki menjadi bentuk digital, maka sistem pengenalan karakter ini dapat dimanfaatkan (Cheriet, M. dkk, 2007).

Pengenalan karakter pada plat nomor dalam penelitian ini akan diaplikasikan suatu metode baru dari Jaringan Syaraf Tiruan (JST) yaitu *Extreme Learning Machine* (ELM). ELM merupakan jaringan syaraf tiruan *feedforward* dengan satu *hidden layer* atau lebih dikenal dengan istilah *single hidden layer feedforward neural network* (SLFNs). Metode ELM mempunyai kelebihan dalam *learning speed*, serta mempunyai tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode konvensional (Huang, Zhu, & Siew,2004).

Tingkat pembelajaran jaringan syaraf *feed-forward* (*feed-forward neural network* - FFNN) lebih banyak mengkonsumsi waktu. Menurut Huang et al. ada dua alasan kenapa ini bisa terjadi, pertama adalah karena penggunaan algoritma pembelajaran dengan gradien yang lambat untuk pelatihan jaringan syaraf dan yang kedua adalah karena *tuning* berulang dari parameter jaringan karena algoritma ini. Huang et al. menyatakan “Secara teori, algoritma ini cenderung memberikan kinerja generalisasi terbaik pada kecepatan pembelajaran yang sangat cepat.” (Huang, Zhu, & Siew,2004).

1.2 Perumusan Masalah

Pada latar belakang telah diuraikan mengenai garis besar sistem pengenalan karakter plat nomor kendaraan bermotor. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah metode Extreme Learning Machine. ELM merupakan jaringan syaraf tiruan *feedforward* dengan satu *hidden layer* atau lebih dikenal dengan istilah *single hidden layer feedforward neural network* (SLFNs). Oleh karena itu, rumusan masalah berkaitan dengan penelitian ini adalah bahwa dalam sistem pengenalan karakter plat nomor kendaraan bermotor terdapat salah satu proses pengenalan pola dari *input* berupa citra yang berisi rangkaian huruf dan angka menjadi karakter teks. *Input* citra berupa rangkaian huruf dan angka ini akan dilakukan pengenalan karakter sehingga diketahui akurasi dari metode yang diusulkan dalam penelitian ini.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah mengenali karakter pada citra dari plat nomor kendaraan bermotor dengan menggunakan metode *Extreme Learning Machine* (ELM).

1.4 Batasan Dan Asumsi

Batasan penelitian ini adalah:

- a) Citra plat nomor yang digunakan adalah plat nomor kendaraan dengan warna dasar plat hitam yang berlaku di Indonesia.
- b) Citra karakter plat nomor yang digunakan adalah karakter standar dari plat nomor dan bukan karakter modifikasi.
- c) *Cropping* citra menggunakan metode manual.

1.5 Kontribusi Penelitian

Kontribusi penelitian ini adalah:

- a) Mengusulkan sebuah pendekatan untuk pengenalan karakter plat nomor kendaraan bermotor dari sebuah citra.
- b) Mengkuantifikasi kualitas metode ELM dalam sistem pengenalan plat nomor kendaraan bermotor

1.6 Manfaat Penelitian

Pengenalan plat nomor kendaraan bermotor dapat membantu mempercepat proses identifikasi kendaraan bermotor sehingga data kendaraan bermotor yang sudah teridentifikasi dapat disimpan dan digunakan sesuai kebutuhan.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 2

KAJIAN PUSTAKA

Pada bagian kajian pustaka dan dasar teori ini dijelaskan teori-teori yang merupakan bahan acuan dalam penelitian ini. Teori-teori tersebut antara lain mengenai Pengenalan Karakter, Plat Nomor Kendaraan Bermotor, Segmentasi Citra, dan metode *Extreme Learning Machine*.

1.1 Pengenalan Karakter

Pengenalan karakter dapat disebut juga sebagai *OCR (Optical Character Recognition)*. Sistem pengenalan karakter termasuk pada pengenalan pola. Sistem ini dapat digunakan untuk mengenali tulisan atau karakter teks yang terdapat pada sebuah citra. Pengertian pengenalan pola sendiri merupakan suatu sistem yang mencoba untuk membaca atau mengenali apakah citra masukan yang diterima cocok dengan salah satu citra yang telah ditentukan. Pengaplikasian pengenalan pola dapat ditemukan pada sistem pendeteksi sidik jari, tulisan, tanda tangan, bahkan wajah seseorang.

Sistem pengenalan karakter teks memungkinkan komputer dapat melakukan sebuah tugas yang bisa dilakukan manusia yaitu membaca teks. Pengenalan karakter teks mulai dikembangkan pada awal tahun 1950-an. Para peneliti mencoba untuk membaca citra yang terdapat tulisan atau karakter teks. Pada mulanya, proses pengenalan karakter berjalan lambat. Kemudian, kemajuan teknologi digital membuat proses pengenalan karakter menjadi semakin cepat (Cheriet, M. dkk, 2007).

Tujuan dari pengenalan karakter adalah untuk mendukung perkembangan teknologi yang semakin pesat dalam bentuk digital. Sehingga bila terdapat suatu data fisik yang dikehendaki menjadi bentuk digital, maka sistem pengenal karakter ini dapat dimanfaatkan (Cheriet, M. dkk, 2007).

Mesin OCR cenderung membuat banyak kesalahan dalam pengenalan karakter ketika kualitas citra rendah. Hal ini disebabkan baik oleh variasi luas tipe karakter dalam citra tersebut. Agar kemampuan pengenalan karakter dapat berjalan baik, maka citra masukan harus berkualitas baik. Ketika citra masukan berkualitas

baik, maka pengenalan karakter dapat berjalan dengan baik. Kualitas citra yang baik ditentukan oleh komposisi susunan karakter pada citra dan besar atau kecilnya *noise* yang terdapat pada citra.

Secara umum, prinsip kerja dari aplikasi OCR adalah sebagai berikut:

1. *Input* berupa citra yang berisi karakter teks yang akan dikenali, citra ini bisa berupa foto, hasil *scan* dokumen, dan lain-lain.
2. *File* citra tersebut diproses menggunakan perangkat lunak aplikasi pengenalan teks. Aplikasi ini melakukan proses pengenalan terhadap karakter yang ada pada *file* citra tersebut.
3. Keluaran dari perangkat lunak aplikasi pengenalan karakter ini berupa data karakter yang sudah siap untuk diolah lebih lanjut.

1.2 Plat Nomor Kendaraan Bermotor

Plat nomor kendaraan bermotor merupakan sebuah bukti registrasi sebuah kendaraan bermotor. Setiap kendaraan bermotor yang digunakan di Indonesia wajib mendaftarkan kendaraannya. Bukti registrasi kendaraan bermotor antara lain dokumen kepemilikan kendaraan bermotor, surat tanda nomor kendaraan bermotor, dan tanda nomor kendaraan bermotor. Tanda nomor kendaraan bermotor disebut juga dengan plat nomor (UU No. 22, 2009).

Plat nomor adalah salah satu jenis identifikasi kendaraan bermotor. Plat nomor juga disebut plat registrasi kendaraan, atau dikenal sebagai plat izin (*license plate*). Bentuknya berupa potongan plat logam atau plastik yang dipasang pada kendaraan bermotor sebagai identifikasi resmi. Biasanya plat nomor jumlahnya sepasang, untuk dipasang di depan dan belakang kendaraan. Namun ada jenis kendaraan tertentu yang hanya membutuhkan satu plat nomor, biasanya untuk dipasang di bagian belakang (UU No. 22, 2009).

Plat nomor memiliki nomor seri yakni susunan huruf dan angka yang dikhususkan bagi kendaraan tersebut. Nomor ini di Indonesia disebut nomor polisi, dan biasa dipadukan dengan informasi lain mengenai kendaraan bersangkutan, seperti warna, merk, model, tahun pembuatan, nomor identifikasi kendaraan/*Vehicle Identification Number* (VIN) serta nama dan alamat pemiliknya. Semua data ini juga tertera dalam Surat Tanda Nomor Kendaraan Bermotor

(STNK) yang merupakan surat bukti bahwa nomor polisi itu memang ditetapkan bagi kendaraan tersebut (UU No. 22, 2009).

Sebuah plat nomor tersusun didalamnya serangkaian huruf dan angka yang menunjukkan kode daerah dan nomor seri kendaraan tersebut. Hal ini menunjukkan bahwa setiap plat nomor bersifat unik. Plat nomor kendaraan memiliki warna dasar hitam dan tulisan putih untuk kendaraan pribadi, warna dasar merah dan tulisan putih untuk kendaraan pemerintahan, warna dasar kuning dan tulisan hitam untuk kendaraan umum. Selain terdapat nomor seri yang bersifat unik, sebuah plat nomor juga memiliki informasi lain berupa bulan dan tahun masa pajak kendaraan tersebut berakhir. Tulisan nomor seri dicetak lebih besar daripada tulisan informasi pajak pada plat nomor. Informasi sederhana tersebut sudah mewakili batas minimal untuk pemberian informasi dari kendaraan tersebut. Gambar 2.1 menjelaskan sebuah citra untuk plat nomor kendaraan pribadi (UU No. 22, 2009).



Gambar 2. 1 Contoh Citra Plat Nomor Kendaraan

1.3 Segmentasi Citra

Segmentasi citra merupakan urutan proses yang ditujukan untuk mendapatkan objek-objek yang terkandung didalam citra atau membagi citra kedalam beberapa daerah dengan setiap objek atau daerah memiliki kemiripan atribut. Pada citra yang mengandung hanya satu objek, objek dibedakan dari latar belakangnya contoh ditunjukkan pada Gambar 2.2. Pada citra yang mengandung sejumlah objek, proses untuk memilah semua objek tentu saja lebih kompleks. Penerapan segmentasi yaitu untuk membuat citra beraras keabuan yang dipisahkan antara *foreground* dan *background*. Contoh tersebut memperlihatkan pemilihan area yang ditandai dengan warna khusus (Gonzalez, Rafael C, dkk, 2009).

Segmentasi juga biasa dilakukan sebagai langkah awal untuk melaksanakan klasifikasi objek. Setelah segmentasi citra dilaksanakan, fitur yang terdapat pada objek diambil. Sebagai contoh, fitur objek dapat berupa perbandingan lebar dan panjang objek, warna rata-rata objek, atau bahkan tekstur pada objek. Selanjutnya, melalui pengklasifikasi, jenis objek dapat ditentukan. Sebagai contoh, pengklasifikasi menyatakan bahwa daun termasuk golongan *Aglaonema*.



Gambar 2. 2 Pemisahan Citra Daun Terhadap Latar Belakang

1.3.1. Derajat Keabuan Citra

Sesuai dengan nama yang melekat, citra jenis ini menangani gradasi warna hitam dan putih, yang menghasilkan efek warna abu-abu. Pada jenis Gambar ini, warna dinyatakan dengan intensitas. Dalam hal ini, intensitas berkisar antara 0 sampai dengan 255. Nilai 0 menyatakan hitam dan nilai 255 menyatakan putih.

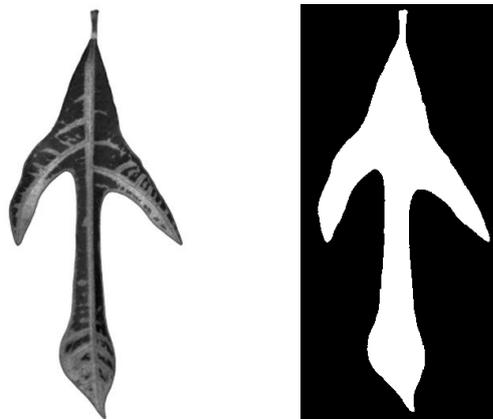
Citra skala keabuan mempunyai nilai minimum 0 dan nilai maksimum 255. Banyaknya kemungkinan nilai minimum dan maksimum bergantung pada jumlah bit yang digunakan (umumnya menggunakan 8 bit). Contohnya untuk skala keabuan 4 bit, maka jumlah kemungkinan nilainya adalah $2^4 = 16$, dan nilai maksimumnya adalah $2^4 - 1 = 15$, sedangkan untuk skala keabuan 8 bit, maka jumlah kemungkinan nilainya adalah $2^8 = 256$, dan nilai maksimumnya adalah $2^8 - 1 = 255$.

Secara digital suatu grayscale image dapat direpresentasikan dalam bentuk *array* dua dimensi. Tiap elemen dalam *array* menunjukkan intensitas (*graylevel*) dari *image* pada posisi koordinat yang bersesuaian. Apabila suatu citra direpresentasikan dalam 8 bit maka berarti pada citra terdapat 28 atau 256 level

grayscale, (biasanya bernilai 0 – 255), dimana 0 menunjukkan level intensitas paling gelap dan 255 menunjukkan intensitas paling terang. Tiap elemen pada *array* diatas disebut sebagai *picture* elemen atau sering dikenal sebagai *pixel*. Dengan melakukan perubahan pada intensitas pada masing-masing *pixel* maka representasi citra secara keseluruhan akan berubah. Citra yang dinyatakan dengan matrik $M \times N$ mempunyai intensitas tertentu pada *pixel* tertentu. Posisi elemen citra(i,j) dan koordinat (x,y) berbeda.

1.3.2. Citra Biner

Citra biner adalah citra dengan setiap piksel hanya dinyatakan dengan sebuah nilai dari dua buah kemungkinan (yaitu nilai 0 dan 1). Nilai 0 menyatakan warna hitam dan nilai 1 menyatakan warna putih. Citra jenis ini banyak dipakai dalam pemrosesan citra, misalnya untuk kepentingan memperoleh tepi bentuk suatu objek. Sebagai contoh, perhatikan Gambar 2.3. Bagian kiri menyatakan citra beraras keabuan, sedangkan bagian kanan adalah hasil konversi ke citra biner.



Gambar 2. 3 Transformasi Citra Beraras Keabuan Menjadi Citra Biner

Pengkonversian citra hitam-putih (*greyscale*) menjadi citra biner dilakukan untuk alasan-alasan sebagai berikut:

1. Untuk mengidentifikasi keberadaan objek, yang direpresentasikan sebagai daerah (*region*) di dalam citra. Misalnya kita ingin memisahkan (segmentasi) objek dari Gambar latar belakangnya. *Pixel* objek dinyatakan dengan nilai 1 sedangkan *pixel* lainnya dengan 0. Objek ditampilkan seperti

Gambar siluet. Untuk memperoleh siluet yang bagus, objek harus dapat dipisahkan dengan mudah dari Gambar latar belakangnya.

2. Untuk lebih memfokuskan pada analisis bentuk morfologi, yang dalam hal ini intensitas *pixel* tidak terlalu penting dibandingkan bentuknya. Setelah objek dipisahkan dari latar belakangnya, properti geometri dan morfologi/topologi objek dapat dihitung dari citra biner. Hal ini berguna untuk pengambilan keputusan.
3. Untuk menampilkan citra pada piranti keluaran yang hanya mempunyai resolusi intensitas satu bit, yaitu piranti penampil dua aras atau biner seperti pencetak (printer).
4. Mengkonversi citra yang telah ditingkatkan kualitas tepinya (*edge enhancement*) ke penggambaran garis-garis tepi. Ini perlu untuk membedakan tepi yang kuat yang berkoresponden dengan batas-batas objek dengan tepi lemah yang berkoresponden dengan perubahan illumination, bayangan, dll.

1.3.3. Mean Filtering Image

Mean filter digunakan untuk melakukan penghalusan pada citra yang memiliki gangguan atau *noise*. *Mean filter* adalah mengganti nilai *pixel* pada posisi koordinat (k,l) dengan rata-rata nilai *pixel* tetangga. Luasan jumlah *pixel* tetangga ditentukan sebagai *masking* yang berukuran 2×2 piksel, 3×3 piksel, 4×4 piksel, dan seterusnya. Penggantian nilai *pixel* tersebut adalah sebagai berikut:

$$s(k,l) = \sum_{dt=1}^{dn} z_{dt} \quad (2.1)$$

Koordinat $s(k,l)$ merupakan titik piksel yang akan dilakukan *filtering*. Nilai dn merupakan jumlah dari piksel tetangga yang akan dihitung nilai rata-ratanya. Nilai z_i adalah nilai dari piksel tetangga pertama, dan nilai dari piksel tetangga terakhir ditentukan dari indeks ke $dt=1$ sampai mencapai indeks ke dn . Nilai inilah yang akan ditentukan rata-ratanya dan menggantikan nilai pada titik koordinat $s(k,l)$.

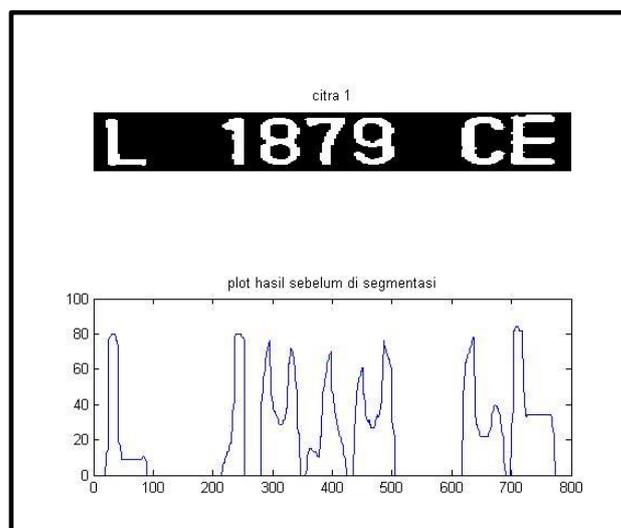
Gambar 2.4 berikut adalah contoh proses *filter* dengan menggunakan teknik *mean filter*. Gambar sebelah kiri adalah citra asli, dan Gambar sebelah kanan adalah *mean filter* citra.



Gambar 2. 4 Contoh Proses Filtering (Abdul Kadir dkk, 2013)

1.3.4. Vertical And Horizontal Projection

Integral proyeksi adalah suatu metode yang digunakan untuk mencari daerah atau lokasi dari objek. Metode ini dapat digunakan untuk mendeteksi batas dari daerah Gambar yang berbeda, sehingga kita bisa mencari daerah lokasi, huruf, dan fitur-fiturnya. Metode ini juga bisa disebut dengan integral baris dan kolom dari piksel, karena integral ini piksel per baris dan piksel per kolom.



Gambar 2. 5 Hasil Proyeksi Vertikal Dari Sebuah Citra Biner

Integral projection merepresentasikan sebingkai citra sebagai hasil penjumlahan nilai-nilai piksel baik secara vertikal maupun horizontal. Ide dasar dari integral projection adalah perbedaan intensitas setiap obyek pada sebuah citra digital. Dengan hasil penjumlahan piksel yang didapatkan, sebuah obyek dapat dipisahkan dari obyek disekelilingnya (J. Jagannathan, 2013).

$$HIP(c) = \sum_{d=1}^p f(c, d) \quad (2.2)$$

Persamaan 2.2 merupakan persamaan untuk mendapatkan hasil proyeksi horisontal pada citra. Langkahnya adalah melakukan perulangan pada setiap baris piksel dalam citra target. $HIP(c)$ adalah nilai proyeksi horisontal pada baris piksel c sebuah citra. Pada setiap perulangan pada baris ke- c akan dihitung jumlah setiap piksel yang berada pada kolom d sampai dengan kolom ke- p . Selanjutnya setiap baris yang akan dihitung jumlah piksel putih yang berada pada baris tersebut. Jumlah piksel tersebut disimpan pada $HIP(c)$.

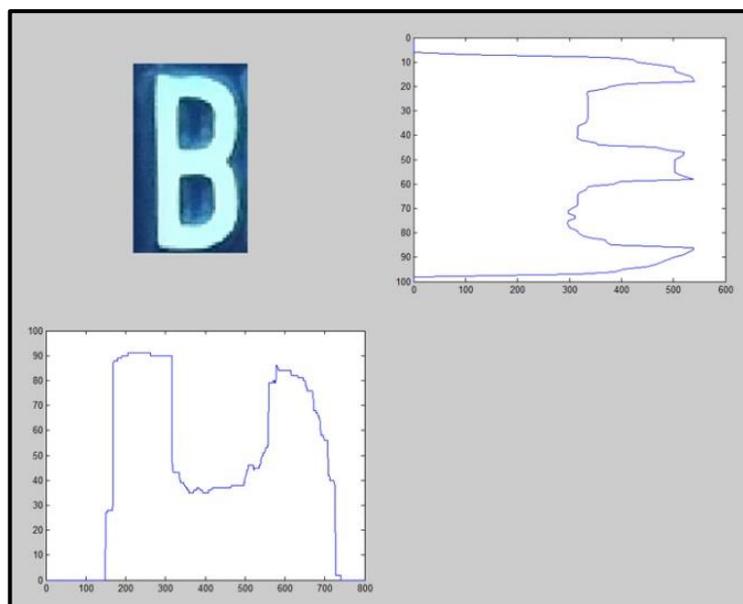
$$VIP(d) = \sum_{c=1}^q f(c, d) \quad (2.3)$$

Persamaan 2.3 merupakan persamaan untuk mendapatkan hasil proyeksi vertikal pada citra. Langkahnya adalah melakukan perulangan pada setiap kolom piksel dalam citra target. $VIP(c)$ adalah nilai proyeksi vertikal pada kolom piksel c sebuah citra. Pada setiap perulangan pada kolom ke- c akan dihitung jumlah setiap piksel yang berada pada baris d sampai dengan baris ke- p . Selanjutnya setiap kolom yang akan dihitung jumlah piksel putih yang berada pada baris tersebut. Jumlah piksel tersebut disimpan pada $HIP(c)$.

Horizontal projection digunakan untuk mencari dan ekstrak wilayah vertikal citra mencakup tepi atas dan bawah (daerah yang bersangkutan). Batas atas dan bawah dari daerah yang bersangkutan ini dihitung dengan menggunakan nilai-nilai dalam horizontal projection.

Dalam horizontal projection, nilai proyeksi adalah jumlah piksel putih sepanjang garis tertentu dalam arah horisontal. Ketika semua nilai piksel dalam arah horisontal dihitung, maka horizontal projection diperoleh. Nilai adalah jumlah dari piksel putih sepanjang garis arah vertikal disebut dengan vertical projection. Ketika

semua nilai bersama semua lini dalam arah vertikal dihitung, maka vertical projection diperoleh (J. Jagannathan, 2013).



Gambar 2. 6 Hasil Vertical and Horizontal Projection Pada Sebuah Citra Karakter

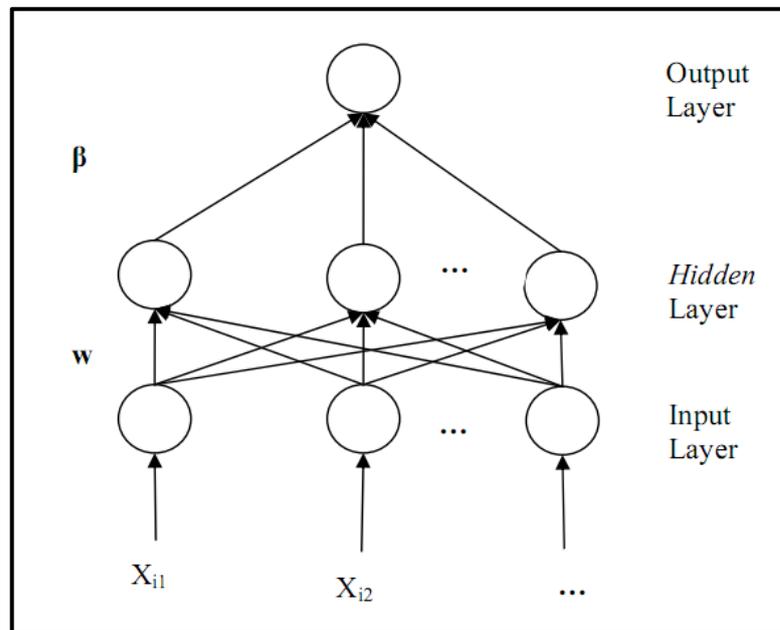
1.4 Extreme Learning Machine

Extreme learning machine merupakan jaringan syaraf tiruan feedforward dengan satu hidden layer atau lebih dikenal dengan istilah single hidden layer feedforward neural network (Sun, Choi, Au, & Yu, 2008).

Tingkat pembelajaran jaringan syaraf feed-forward (feed-forward neural network - FFNN) lebih banyak mengkonsumsi waktu. Menurut Huang et al. ada dua alasan kenapa ini bisa terjadi, pertama adalah karena penggunaan algoritma pembelajaran dengan gradien yang lambat untuk pelatihan jaringan syaraf dan yang ke dua adalah karena tuning berulang dari parameter jaringan karena algoritma ini. Untuk mengatasi masalah ini, Huang et al. mengajukan sebuah algoritma pembelajaran yang dinamakan extreme learning machine (ELM) untuk jaringan syaraf single hidden layer feed-forward (SLFNs) yang memilih secara acak bobot input dan secara analitik menentukan bobot output SLFNs. Huang et al. menyatakan “Secara teori, algoritma ini cenderung memberikan kinerja generalisasi terbaik pada kecepatan pembelajaran yang sangat cepat.” (Huang, Zhu, & Siew, 2004).

ELM memiliki fitur yang menarik dan signifikan, berbeda dengan algoritma pembelajaran berbasis gradien yang populer untuk jaringan syaraf feed-forward. Fitur yang dimaksud adalah sebagai berikut (Huang, Zhu, & Siew, 2006):

- a. Kecepatan belajar ELM sangat cepat. Dalam simulasi yang dilaporkan dalam literatur, fase pembelajaran ELM dapat diselesaikan dalam hitungan detik untuk banyak aplikasi. Sebelumnya, tampaknya ada penghalang kecepatan virtual yang sebagian besar algoritma pembelajaran klasik tidak dapat menembusnya. Bukan hal yang tidak biasa lagi kalau pelatihan jaringan syaraf feed-forward yang menggunakan algoritma pembelajaran klasik memerlukan waktu yang cukup lama bahkan untuk aplikasi yang sederhana.
- b. ELM memiliki kinerja generalisasi yang lebih baik dibandingkan pembelajaran berbasis gradien, seperti backpropagation dalam kebanyakan kasus. Algoritma pembelajaran klasik berbasis gradien dan beberapa algoritma pembelajaran lainnya menghadapi beberapa masalah seperti minima lokal, tingkat pembelajaran yang tidak tepat, dan lain-lain. Untuk menghindari masalah ini, beberapa metode seperti peluruhan bobot dan metode pemberhentian lebih awal sering digunakan pada algoritma klasik ini.
- c. ELM cenderung untuk mencapai solusi sederhana tanpa masalah sepele seperti itu. Algoritma pembelajaran ELM terlihat jauh lebih sederhana dari algoritma pembelajaran jaringan syaraf feed-forward kebanyakan. Tidak seperti algoritma pembelajaran berbasis gradien yang hanya bekerja untuk fungsi aktivasi terdiferensiasi, algoritma ELM dapat digunakan untuk melatih SLFNs dengan banyak fungsi aktivasi yang tidak terdiferensiasi.



Gambar 2. 7 Struktur ELM (Huang, Zhu, & Siew,2004)

Metode ELM mempunyai model matematis yang berbeda dari jaringan syaraf tiruan *feedforward*. Model matematis dari ELM lebih sederhana dan efektif. Berikut model matematis dari ELM.

$$X_i = [X_{i1} , X_{i2} , \dots , X_{iN}] \quad (2.4)$$

$$t_i = [t_{i1} , t_{i2} , \dots , t_{iN}] \quad (2.5)$$

Dimana X_i adalah data masukan untuk latih maupun uji dari metode ELM. Data tersebut dapat berupa matriks berukuran tertentu. Matriks X_i berisi data yang mewakili fitur dari sebuah data. Sedangkan t_i adalah matriks target yang ukurannya sesuai dengan ukuran matriks data latih maupun data uji. Kedua data ini diperlukan untuk proses pelatihan dan pengujian menggunakan ELM.

Standart SLFNs dengan jumlah *hidden nodes* sebanyak N dan *activation function* $g(x)$ dapat digambarkan secara matematis sebagai berikut:

$$\sum_{i=1}^N \beta_i g_i (X_j) = \sum_{i=1}^N \beta_i g (w_i \cdot X_j + b_i) = o_j \quad (2.6)$$

Dimana

$$\begin{aligned}
 j &= 1, 2, \dots, N \\
 w_i &= (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iN}) = \text{Merupakan vektor dari } \textit{weight} \\
 &\text{yang menghubungkan } i \textit{ hidden} \\
 &\text{nodes dan } \textit{input nodes} \\
 \beta_i &= (\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{iN}) = \text{Merupakan } \textit{weight vector} \text{ yang} \\
 &\text{menghubungkan } i \textit{ hidden nodes} \\
 &\text{dan } \textit{input nodes} \\
 b_i &= \text{Threshold dari } i \textit{ hidden nodes} \\
 w_i \cdot x_j &= \text{Merupakan } \textit{inner produk} \text{ dari } w_i \\
 &\text{dan } x_j
 \end{aligned}$$

SLFNs dengan N *hidden nodes* dan *activation function* $g(x)$ diasumsikan dapat melakukan *approximate* dengan tingkat *error* 0 atau dapat dinotasikan sebagai berikut:

$$\sum_{j=1}^N \|o_j - t_j\| = 0 \text{ sehingga } o_j = t_j \tag{2.7}$$

$$\sum_{i=1}^N \beta_i g(w_i \cdot X_j + b_i) = t_j \tag{2.8}$$

Dimana

$$H = (w_1, \dots, w_N, b_1, \dots, b_N, X_1, \dots, X_N)$$

$$= \begin{bmatrix} g(w_1 X_1 + b_1) & \dots & g(w_N X_1 + b_N) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(w_1 X_N + b_1) & \dots & g(w_N X_N + b_N) \end{bmatrix}$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_N^T \end{bmatrix}$$

$$T = \begin{bmatrix} t_1^T \\ \vdots \\ t_N^T \end{bmatrix}$$

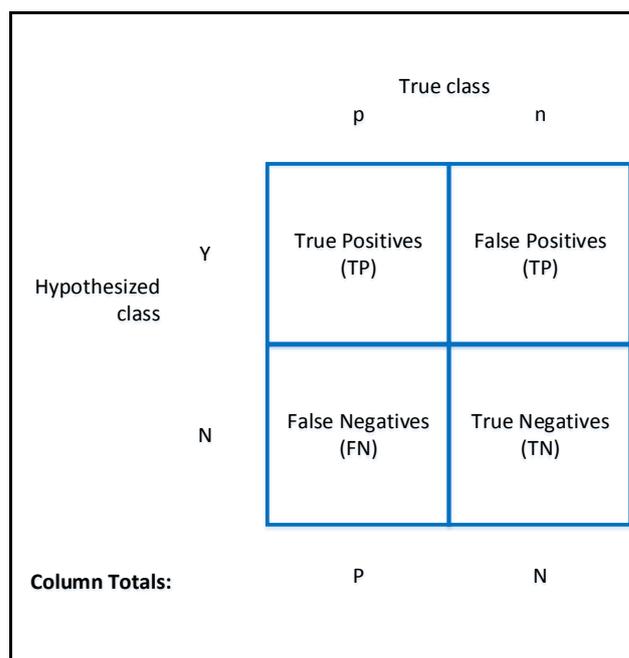
H pada persamaan di atas adalah *hidden layer output matrix*. $g(w_1 x_1 + b_1)$ menunjukkan *output* dari *hidden neuron* yang berhubungan dengan *input* x_i . β merupakan *matrix* dari *output weight* dan T *matrix* dari target atau *output*. Pada ELM *input weight* dan *hidden* bisa ditentukan secara acak, maka *output weight* yang berhubungan dengan *hidden layer* dapat ditentukan dari persamaan $\beta = H^T T$.

1.5 Receiver Operating Characteristic

Unjuk kerja suatu sistem verifikasi dapat diukur berdasarkan nilai kesalahan yang terjadi dan dapat pula diukur dari seberapa tingkat kesuksesan pengenalan suatu sistem (*specificity*). Salah satu metode yang dapat dipakai untuk menghitung nilai kesalahan dan nilai kesuksesan suatu sistem adalah *Receiver Operating Characteristic* (ROC).

Kurva ROC pertama kali digunakan para insinyur elektro dan teknisi radar selama perang dunia kedua untuk mendeteksi benda-benda musuh di medan pertempuran, selanjutnya hal ini dikenal sebagai teori deteksi sinyal. Analisis ROC selanjutnya berkembang dan telah digunakan dalam bidang kedokteran, radiologi, serta pada beberapa bidang lainnya selama beberapa dekade. Analisis ROC secara lebih lanjut telah diperkenalkan pada bidang yang relatif baru seperti *machine learning* dan *data mining* (Fawcett, 2006).

Kurva ROC paling sering digunakan untuk mengevaluasi pengklasifikasi karena mempunyai kemampuan evaluasi secara menyeluruh dan cukup baik. Misalkan ada suatu problem pengklasifikasi dengan dua kelas. Anggap setiap pasang data I memetakan satu set elemen $\{p,n\}$ sebagai label kelas positif dan label kelas negatif. Model pengklasifikasi memetakan pasangan data tersebut ke kelas yang diprediksikan. Untuk membedakan kelas yang sebenarnya dengan kelas yang diprediksi, maka kelas yang diprediksi disimbolkan dengan $\{Y,N\}$.



Gambar 2. 8 Bentuk Dari Confusion Matrix

Pemetaan akan menghasilkan empat keluaran yaitu *true positive* (TP), *true negative* (TN), *false positive* (FP) dan *false negative* (FN). Data positif yang terindikasi benar disebut dengan *True Positive* (TP), data positif yang terindikasi salah disebut dengan *False Positive* (FP), data negatif yang terindikasi benar disebut dengan *True Negative* (TN) dan data negatif yang terindikasi salah disebut dengan *False Negative* (FN). Keempat nilai ini membentuk sebuah matriks yang disebut dengan *confusion matrix*. Bentuk dari *confusion matrix* diperlihatkan pada Gambar 2.7.

Beberapa parameter pengukur kinerja ditunjukkan dengan Persamaan berikut.

$$f_p \text{ rate} = \frac{FP}{ND} \quad (2.9)$$

$$t_p \text{ rate} = \frac{TP}{ND} \quad (2.10)$$

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.11)$$

$$\text{recall} = \frac{TP}{P} \quad (2.12)$$

$$accuracy = \frac{TP+TN}{P+N} \quad (2.13)$$

Kurva ROC merupakan grafik perbandingan antara *sensitivity* (*tp rate* (TPR)) pada sumbu vertikal yaitu proporsi data positif yang teridentifikasi dengan benar dan *specificity* (*fp rate* (FPR)) pada sumbu horizontal yaitu proporsi data negatif yang teridentifikasi salah sebagai positif pada suatu model klasifikasi (Fawcett, 2006).

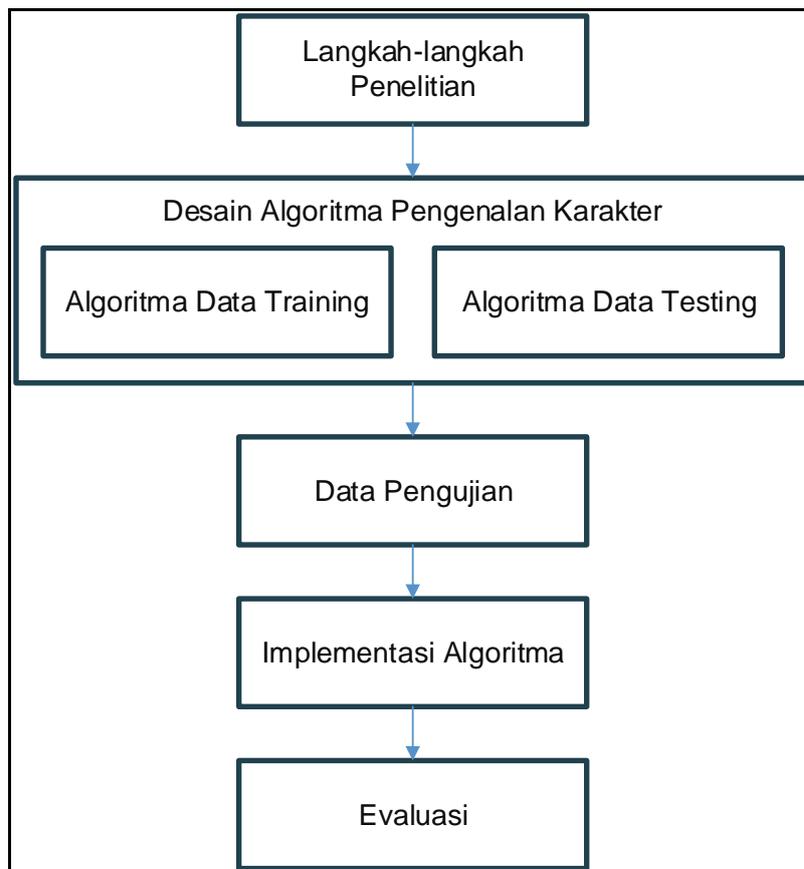
Karakteristik dari digitisasi citra objek yang diteliti berhubungan erat dengan kualitas citra yang dihasilkan. Hal tersebut telah terbukti dapat mempengaruhi bentuk kurva hubungan antara TPR dan FPR pada setiap analisis medis berbasis citra digital (Sprawls, 1995).

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Langkah-langkah yang akan dilakukan dalam penelitian ini antara lain, langkah-langkah penelitian, desain algoritma pengenalan karakter, data pengujian, implementasi algoritma, dan evaluasi. Alur metodologi penelitian dijelaskan pada Gambar 3.1.



Gambar 3. 1 Alur Metodologi Penelitian

3.1 Data Set

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah kumpulan data citra plat nomor kendaraan bermotor. Citra plat nomor kendaraan bermotor tersebut terdiri dari citra plat nomor kendaraan roda dua, roda empat atau lebih. Citra yang digunakan merupakan citra plat nomor dengan plat dasar hitam yang berlaku di Indonesia. Citra plat nomor yang digunakan sebagai data berisikan informasi karakter plat nomor yang orisinal dan resmi dikeluarkan oleh Korlantas Polri. Citra

plat nomor yang digunakan dalam penelitian ini kemudian dipisahkan atau dipangkas secara manual sehingga menyisahkan citra yang berisi informasi karakter dari plat nomor kendaraan bermotor.

Pengambilan data dilakukan siang hari dengan tingkat pencahayaan yang berbeda-beda dari setiap plat nomor yang digunakan sebagai data. Citra plat nomor yang berisikan informasi karakter plat nomor berisikan berbagai macam ukuran dan komposisi karakter yang berbeda-beda. Informasi yang terdapat dalam data plat nomor berisikan karakter teks dari plat nomor yang terdiri dari 3 bagian. Bagian dalam citra plat nomor antara lain adalah bagian depan yang berisikan informasi kode wilayah terregistrasi kendaraan bermotor, bagian tengah adalah nomor polisi berupa angka yang terdiri dari 1-4 karakter teks angka, bagian belakang berisikan kode karakter seri akhir wilayah berupa karakter huruf. Hal ini mengartikan bahwa dalam satu citra plat nomor bisa terdapat 3 sampai 8 susunan karakter yang terdiri dari huruf dan angka.

Data citra karakter yang digunakan sebagai data latih sejumlah 80 citra plat nomor kendaraan bermotor. Dari 80 citra data latih tersebut berisikan sebanyak 555 karakter plat nomor. Data citra karakter yang digunakan sebagai data uji sejumlah 40 citra plat nomor kendaraan bermotor. Dari 40 citra data uji tersebut berisikan sebanyak 273 karakter plat nomor.

3.2 Langkah-langkah Penelitian

Dalam penelitian ini akan dijelaskan langkah-langkah dari pengenalan karakter yang akan dilakukan. Tahap pelatihan dimulai dengan menginputkan citra karakter untuk digunakan sebagai data latih. Data latih yang digunakan berupa citra plat nomor yang sudah dilakukan *cropping* manual sehingga terdapat citra berbentuk segi empat yang berisi informasi karakter plat nomor kendaraan, warna latar belakang plat nomor kendaraan, dan dalam beberapa citra terdapat *noise* atau gangguan yaitu bentuk-bentuk pada citra yang tidak termasuk bagian dari plat nomor. Noise atau gangguan tersebut bisa berupa noda cat pada plat nomor ataupun baut pemasangan yang biasanya terletak pada bagian tengah atau diantara karakter teks plat nomor.

Tahap selanjutnya adalah dilakukan pra pemrosesan yang terdiri dari beberapa tahap. Langkah pra pemrosesan yang pertama yaitu mengubah citra menjadi citra yang beraras keabuan. Selanjutnya citra tersebut dilakukan transformasi pada intensitas citra agar objek karakter dapat terlihat dengan jelas. Langkah ini dilanjutkan dengan mengubah citra tersebut menjadi citra biner hitam putih.

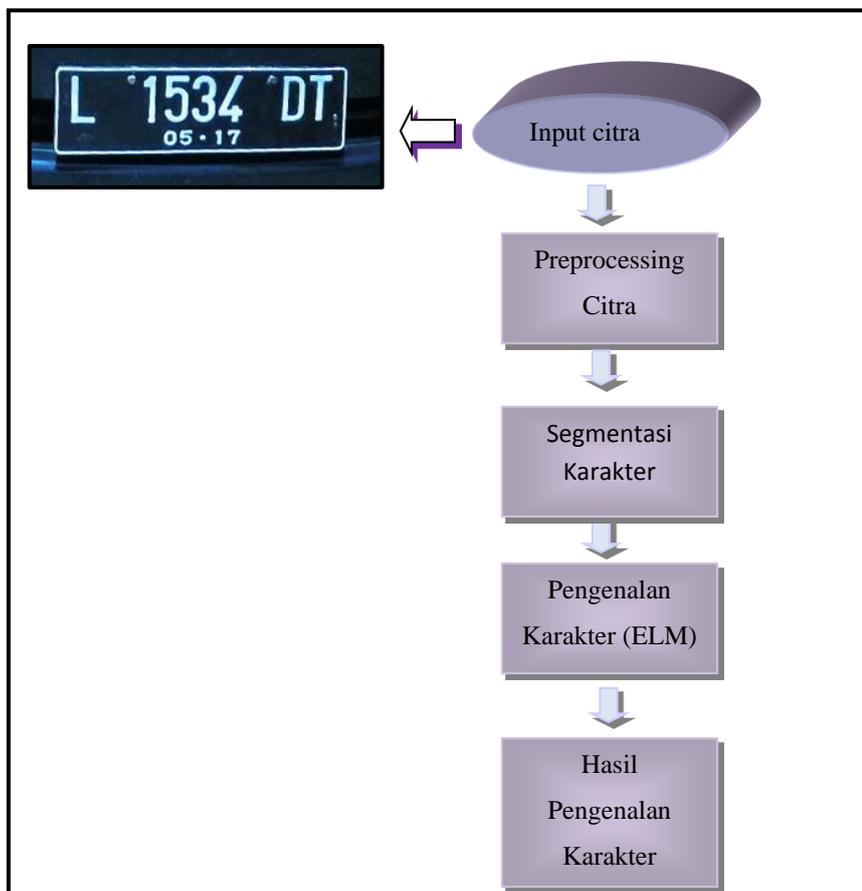
Setelah kita mendapatkan citra biner hitam putih tersebut, maka dilanjutkan dengan rekonstruksi ukuran citra menjadi 100x800 piksel. Hal ini dilakukan agar mempermudah tahapan selanjutnya.

Citra yang sudah direkonstruksi ukurannya menjadi 100x800 piksel tersebut kemudian diseleksi bagian-bagian objeknya. Objek yang berukuran luas kurang dari 900 piksel maka dinyatakan sebagai bukan karakter yang akan dilakukan proses pengenalan karakter. Hal ini disebut *noise* atau gangguan yang terdapat pada citra.

Citra yang didapat saat ini sudah berupa citra yang siap dilakukan segmentasi dan pengenalan karakter. Segmentasi citra menggunakan metode *vertical and horizontal projection*. Proses segmentasi ini akan mendapatkan bagian-bagian berupa masing-masing karakter yang sudah dilakukan segmentasi. Untuk melanjutkan tahap berikutnya, citra yang sudah terdiri dari kumpulan karakter yang sudah disegmentasi kemudian dilakukan perubahan ukuran agar diseragamkan menjadi ukuran 42x24 piksel. Hal ini dilakukan sebelum masuk ke proses pengenalan karakter menggunakan metode *Extreme Learning Machine*.

Tahap uji coba dimulai dengan memasukan citra plat nomor sebagai data uji. Citra yang akan diuji juga diberlakukan sama pada saat *pre-processing* seperti data latih. Langkah selanjutnya adalah pengenalan karakter menggunakan metode ELM. Selanjutnya akan diketahui hasil dari pengenalan karakter, yaitu berupa keluaran *file* teks yang berisi karakter yang telah dikenali.

Untuk mencapai tujuan penelitian, gambaran sistem secara umum dapat dilihat pada Gambar 3.2.



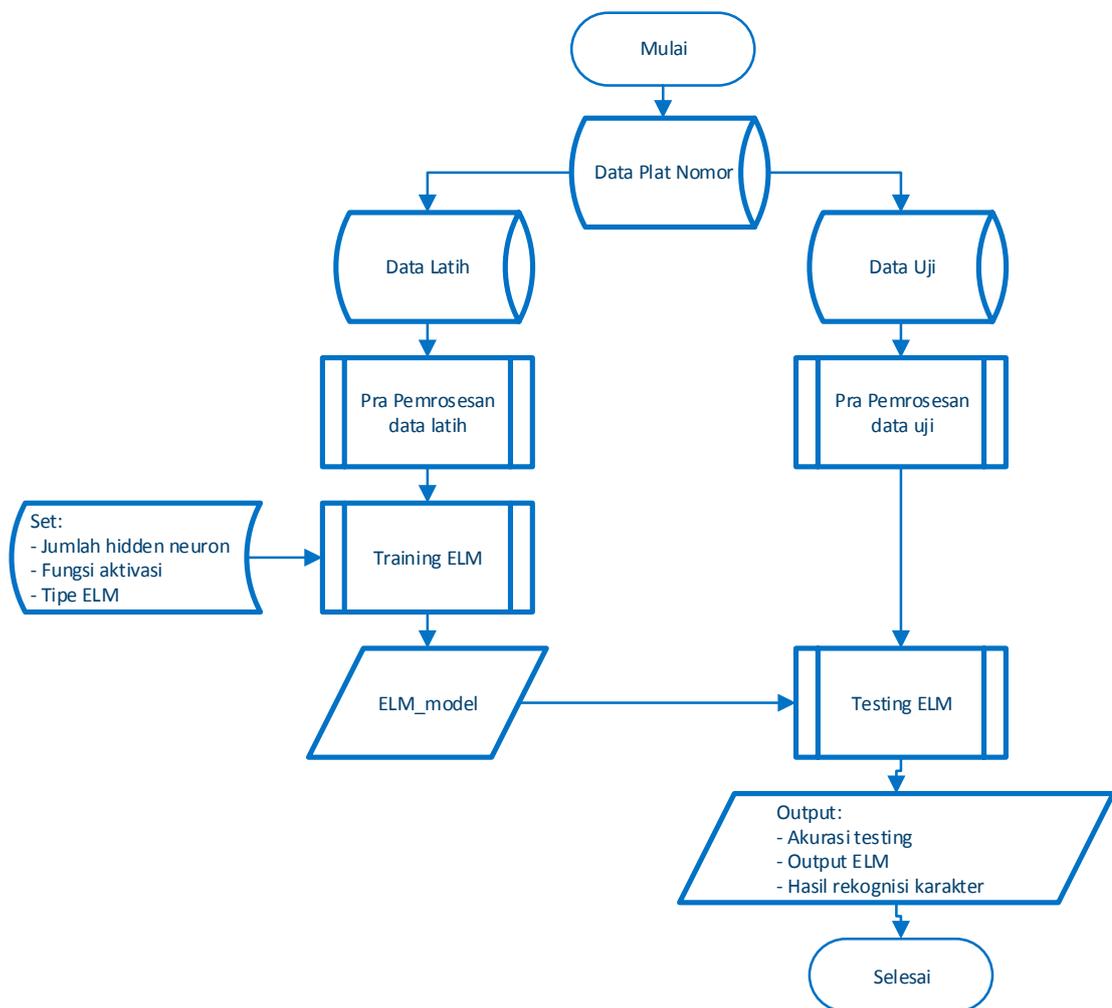
Gambar 3. 2 Metodologi Pengenalan Karakter Menggunakan ELM

3.3 Desain Algoritma Pengenalan Karakter

Dalam bagian ini akan dijelaskan mengenai perlakuan terhadap data latih, data uji, pra pemrosesan, dan metode ELM yang digunakan untuk pengenalan karakter plat nomor.

Berikut adalah diagram alur dari algoritma pengenalan karakter menggunakan ELM. Gambar 3.3 menjelaskan bahwa permulaan proses yang dilakukan adalah membagi data menjadi dua, yaitu data latih dan data uji. Dimana data latih dan data uji tersebut adalah data yang sudah dilakukan pra pemrosesan sehingga data tersebut sudah bisa diimplementasikan untuk algoritma ELM sebagai algoritma untuk pengenalan karakter teks.

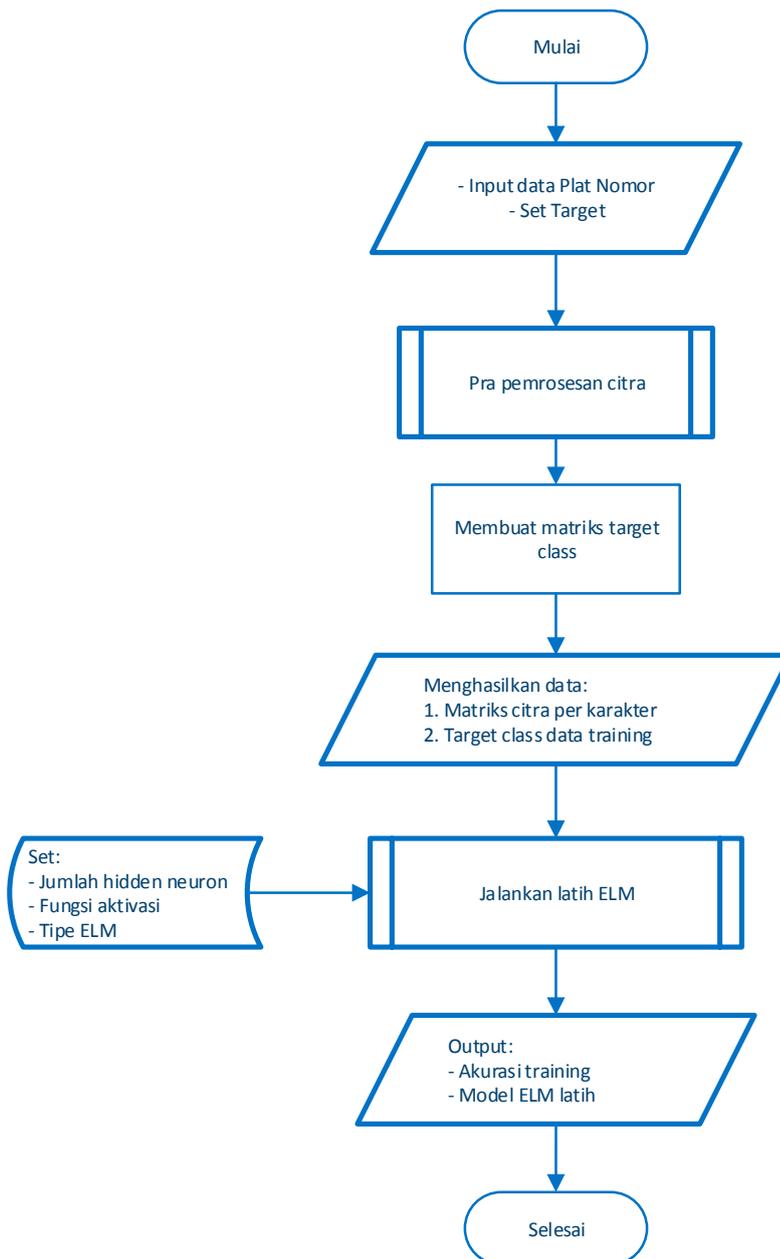
Setelah data sudah terbagi menjadi data uji dan data latih, maka tahap selanjutnya adalah tahap pelatihan ELM. Tahap ini adalah mutlak dilakukan karena sebagai proses pembelajaran bagi metode ELM dalam mengenali karakter teks yang terdapat pada citra masukan. Selain data latih, dalam proses ini juga dibutuhkan penentuan jumlah hidden neuron dan fungsi aktivasi oleh pengguna. Setelah proses pelatihan selesai, maka akan didapat sebuah file berupa model ELM yang nantinya akan digunakan untuk melakukan pengujian terhadap metode ELM dalam hal pengenalan karakter teks plat nomor.



Gambar 3. 3 Flowchart Pengenalan Karakter Dengan ELM

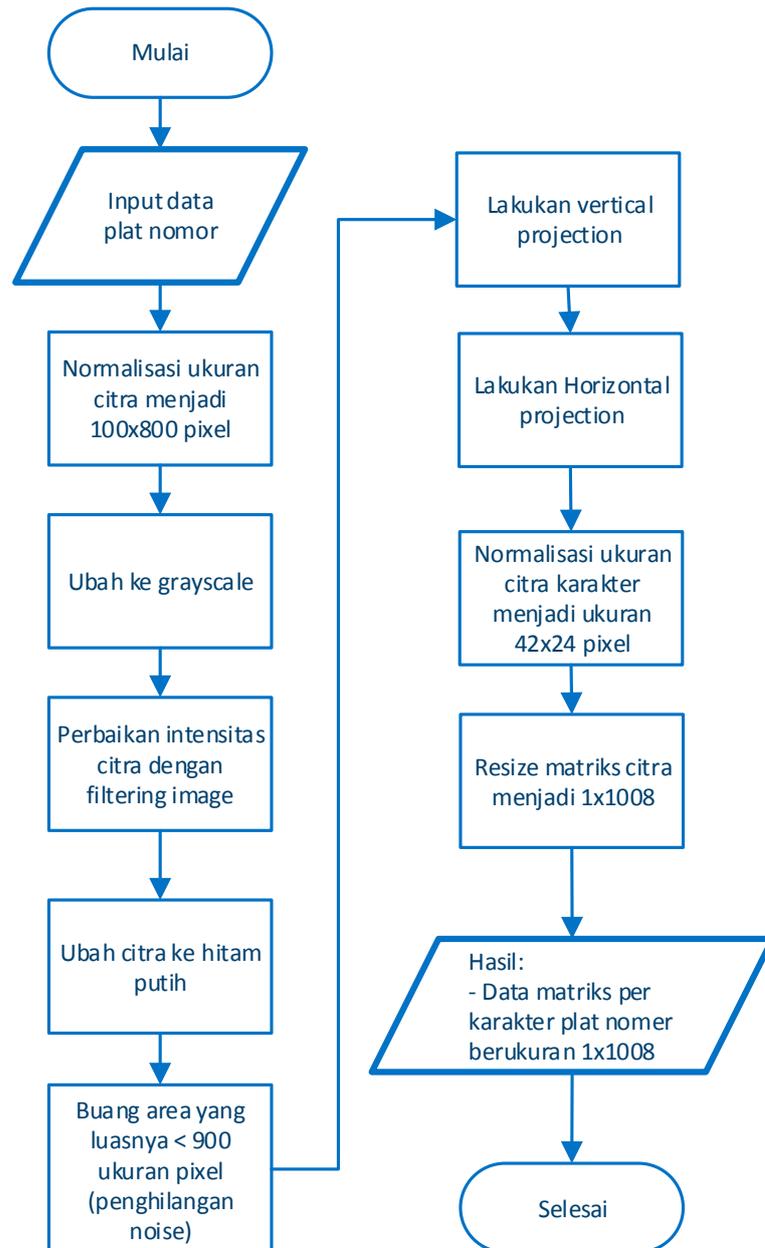
Proses uji ELM yang akan dilakukan selanjutnya adalah proses dimana dibutuhkannya data uji dan data model ELM yang didapat dari proses pelatihan sebelumnya. Pada proses ini akan dilakukan tahap pengujian yaitu pengenalan

karakter dari data uji yang sudah disiapkan sebelumnya. Hasil keluaran dari proses ini adalah data pengenalan karakter dengan menggunakan metode ELM dan hasil akurasi pengenalan karakter. Dimana hasil akurasi ini menentukan tingkat keberhasilan metode ELM dalam melakukan pengenalan karakter plat nomor kendaraan bermotor.



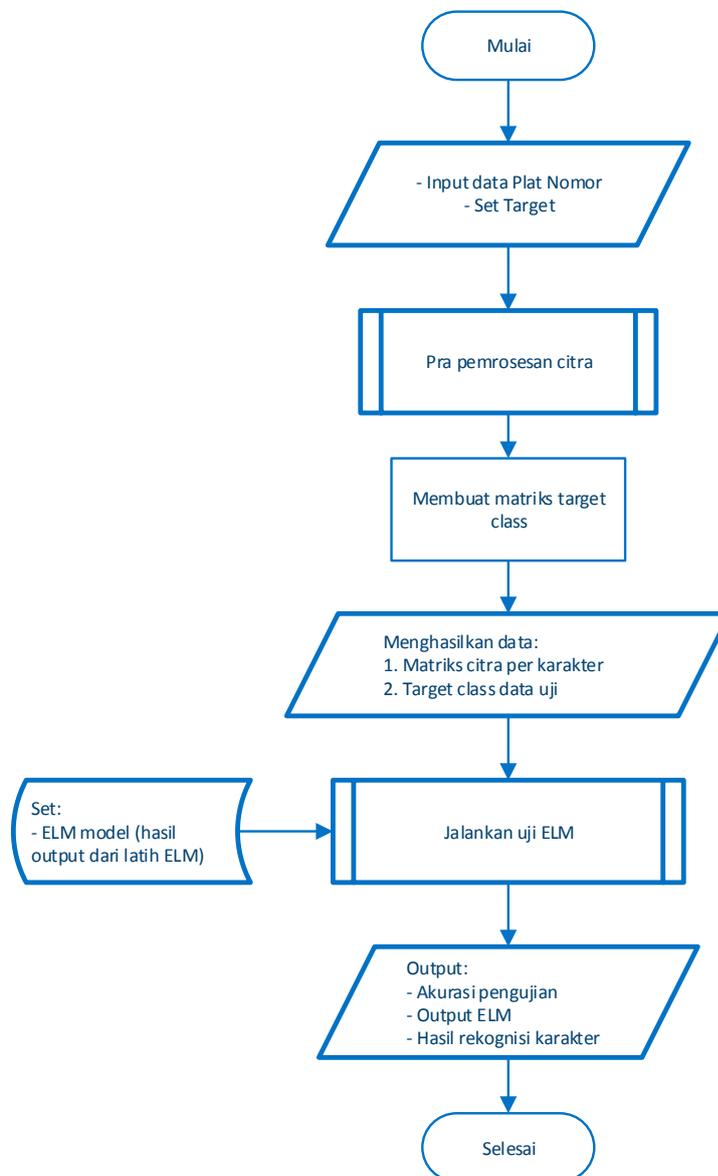
Gambar 3. 4 Flowchart Pelatihan ELM

Pada Gambar 3.4 dijelaskan alur dari proses latih ELM untuk pengenalan karakter. Mula-mula data yang dimasukan adalah data citra plat nomor yang sudah di *crop*. Data target pengenalan karakter diletakan pada sebuah tabel yang berisikan pengkodean karakter angka dan huruf target karakter yang akan dikenali. Sebelum data dilakukan *training*, maka dilakukan pra pemrosesan terlebih dahulu. *Flowchart* pra pemrosesan data *training* dapat dilihat pada Gambar 3.5 sebagai berikut.



Gambar 3. 5 Flowchart Pra pemrosesan Data Latih

Setelah selesai menjalankan pra pemrosesan data latih, maka akan didapat *file* berisi data matriks citra yang sudah sesuai dengan *input* ELM. Data kedua yaitu matriks target data karakter. Hal ini mutlak dilakukan karena proses pelatihan maupun pengujian menggunakan metode ELM juga menyertakan data target sebagai pembanding akurasi. Selain kedua data diatas, ada juga inputan yang dibutuhkan untuk pelatihan ELM. Data tersebut adalah data jumlah *hidden neuron*, fungsi aktivasi, dan penentuan tipe ELM. Setelah selesai proses pelatihan, akan didapat sebuah keluaran dari data latih. Data tersebut adalah data model ELM. Data model ELM akan digunakan sebagai data konfigurasi pada tahap pengujian ELM.



Gambar 3. 6 Flowchart Pengujian ELM

Gambar 3.6 menjelaskan tentang *flowchart* pengujian ELM. Sebelum melakukan uji data dengan menggunakan ELM, data juga dilakukan pra pemrosesan seperti pada saat melakukan pelatihan ELM. Hal ini dilakukan agar data yang dimasukkan pada metode ELM dapat sesuai dengan data latih dan konfigurasi ELM yang telah dilakukan. Hasil keluaran dari pengujian ELM ini adalah keluaran informasi akurasi pengujian, hasil rekognisi pengenalan karakter, dan data *output* ELM.

3.3.1 Perubahan citra beraras keabuan

Citra *grayscale* merupakan citra digital yang hanya memiliki satu nilai kanal pada setiap pikselnya, artinya nilai dari *Red = Green = Blue*. Nilai-nilai tersebut digunakan untuk menunjukkan intensitas warna.

Citra yang ditampilkan dari citra jenis ini terdiri atas warna abu-abu, bervariasi pada warna hitam pada bagian yang intensitas terlemah dan warna putih pada intensitas terkuat. Citra *grayscale* berbeda dengan citra "hitam-putih", dimana pada konteks komputer, citra hitam putih hanya terdiri atas 2 warna saja yaitu "hitam" dan "putih" saja. Pada citra *grayscale* warna bervariasi antara hitam dan putih, tetapi variasi warna diantaranya sangat banyak. Citra *grayscale* seringkali merupakan perhitungan dari intensitas cahaya pada setiap piksel pada spektrum elektromagnetik.

Citra *grayscale* disimpan dalam format 8 *bit* untuk setiap sample piksel, yang memungkinkan sebanyak 256 intensitas. Untuk mengubah citra berwarna yang mempunyai nilai matrik masing-masing *R* (warna merah), *G* (warna hijau) dan *B* (warna biru) menjadi citra *grayscale* dengan nilai *GRY*, maka konversi dapat dilakukan dengan mengambil rata-rata dari nilai *R*, *G* dan *B* sehingga dapat dituliskan menjadi:

$$GRY = \frac{(R+G+B)}{3} \quad (3.1)$$

Dimana *GRY* adalah nilai aras keabuan untuk setiap piksel. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa citra beraras keabuan memiliki derajat nilai antara 0 sampai dengan 255. Dimana 0 menunjukkan level intensitas paling gelap dan 255 menunjukkan intensitas paling terang.

3.3.2 Transformasi Citra Biner

Ada sebuah proses yang dilaksanakan dalam merubah suatu citra menjadi citra berskala biner. Strategi yang dipakai yaitu dengan menerapkan suatu nilai yang dikenal sebagai nilai ambang (*threshold*). Nilai tersebut dipakai untuk menentukan suatu intensitas akan dikonversikan menjadi 0 atau menjadi 1. Secara matematis, konversi dinyatakan dengan rumus:

$$br(r) = \begin{cases} 0, & r \geq am \\ 1, & r \leq am \end{cases} \quad (3.2)$$

Dimana $br(r)$ adalah nilai piksel pada koordinat i dari sebuah citra. am adalah nilai ambang yang ditetapkan untuk mengubah nilai piksel r atau nilai piksel aktual sebelum ditransformasi menjadi 0 atau 1. Dengan persamaan diatas, dapat dihasilkan keluaran citra biner berupa nilai piksel 0 dan nilai piksel 1. Nilai *pixel* 0 mewakili warna hitam dan nilai *pixel* 1 mewakili warna putih.

Dalam mentransformasikan citra ke aras biner, yang perlu diketahui adalah penentuan nilai ambang atau nilai penentu piksel tersebut akan dijadikan nilai 0 atau 1. Pengambilan secara global tidak selalu tepat untuk seluruh macam Gambar. Beberapa informasi penting di dalam Gambar mungkin hilang karena pengambilan global ini. Lagipula, tidak ada harga nilai ambang yang berlaku secara global untuk seluruh daerah citra. misalnya saja citra plat nomor, nilai ambang yang diberikan harus sesuai ketika melakukan perubahan citra ke aras biner.

3.3.3 Normaslisasi Data Citra

Untuk melakukan normalisasi data citra, perlu dilakukan rekontruksi ukuran citra. Rekontruksi ukuran citra dikenal sebagai perubahan dimensi citra. Tahapan ini diperlukan untuk merubah dimensi citra yang akan diproses. Perubahan ukuran citra bisa saja memberbesar citra maupun memperkecil citra. Perubahan citra menjadi ukuran yang lebih kecil bertujuan untuk mempercepat proses kalkulasi dan proses lanjutannya. Dikarenakan jumlah piksel yang ditangani semakin sedikit, maka waktu tempuh yang dilakukan untuk eksekusi program semakin singkat. Sehingga hal ini dapat membuat program berjalan semakin cepat.

Perubahan ukuran citra yang dilaksanakan saat ini adalah merubah ukuran citra awal yang sebelumnya memiliki ukuran yang berbeda-beda. Dengan tahapan ini, citra dirubah ukurannya menjadi 100x800 piksel.

3.3.4 Menghilangkan Noise Pada Citra

Dalam studi kasus pengenalan karakter dari plat nomor kendaraan, banyak ditemukan citra yang memiliki *noise* atau gangguan. Gangguan tersebut bisa saja berupa goresan di plat, bekas pemasangan baut, stiker, dan lain-lain. Gangguan tersebut harus dihilangkan dengan tujuan menyisakan citra yang hanya berisi karakter yang akan dikenali. Citra yang akan di proses tersebut dihilangkan *noise* atau gangguannya.

Dalam studi kasus ini, yang dimaksud gangguan adalah objek-objek yang memiliki luas area kurang dari 900 piksel. Ukuran 900 piksel ini diasumsikan sebagai ukuran terkecil dari sebuah karakter pada citra yang sudah diubah ukurannya. Maka dapat dikatakan bahwa jika ukuran objek lebih dari 900 area piksel, area tersebut akan dikenali sebagai karakter.



Gambar 3. 7 Contoh Citra Dengan Noise

Gambar 3.7 menunjukkan sebuah citra plat nomor yang memiliki gangguan berupa bekas pemasangan baut. Bekas pemasangan baut tersebut terletak diantara susunan karakter. *Noise* ini harus dihilangkan supaya dalam tahap selanjutnya tidak dikenali sebagai sebuah karakter.

3.3.5 Vertical And Horizontal Projection

Proses ini adalah tahapan dimana citra yang diolah sudah siap untuk disegmentasi. Hasil keluaran dari proses ini adalah sebuah data berupa proyeksi vertikal dan proyeksi horizontal dari sebuah citra. Data ini siap untuk dilakukan

segmentasi karakter. Segmentasi karakter dilakukan dengan memulai proses mendapatkan hasil proyeksi vertikal.

Hasil proyeksi vertikal ini yang akan kemudian dipisahkan satu dengan yang lain sebagai satuan karakter yang akan dikenali pada proses latih dan uji metode ELM. Setelah dilakukan proyeksi vertikal, maka selanjutnya adalah melakukan pemangkasan dengan mendapatkan proyeksi horizontal dari citra tersebut.

Setelah kedua proses tersebut dilaksanakan, maka akan didapatkan citra karakter yang sudah disegmentasi dan siap untuk dipakai sebagai data latih maupun data uji. Karakter yang sudah disegmentasi ini kemudian diubah kembali ukurannya menjadi 42x24 piksel. Setelah itu citra per karakter tersebut diubah kembali ke ukuran matriks 1x1008 piksel. Perubahan ukuran ini dilaksanakan untuk menyeragamkan semua data dan menyesuaikan kebutuhan metode ELM untuk melakukan pengujian dan pelatihan.

Data *class target* yang didapat dari tabel target juga dikonversi dan dikodekan dalam sebuah matriks. Matriks tersebut berisi data *class target* karakter mulai dari angka 0-9 dilanjutkan dengan karakter A-Z. Pengkodean class yang dilakukan adalah mengkodekan karakter antara 1-36 *class target*.

3.3.6 Extreme Learning Machine

Data yang sudah dilakukan tahap *pra pemrosesan* berarti sudah siap untuk digunakan sebagai data input ELM. Selain data matriks karakter, data yang diperlukan adalah data target pengenalan karakter. Kedua data ini diperlukan untuk proses pengenalan karakter. Selain kedua data tersebut, diperlukan juga data informasi *input hidden neuron*, fungsi aktivasi, dan tipe ELM.

Tingkat pembelajaran jaringan syaraf *feed-forward* (*feed-forward neural network* - FFNN) lebih banyak mengkonsumsi waktu. Menurut Huang et al. ada dua alasan kenapa ini bisa terjadi, pertama adalah karena penggunaan algoritma pembelajaran dengan gradien yang lambat untuk pelatihan jaringan syaraf dan yang ke dua adalah karena tuning berulang dari parameter jaringan karena algoritma ini. Untuk mengatasi masalah ini, Huang et al. mengajukan sebuah algoritma pembelajaran yang dinamakan *extreme learning machine* (ELM) untuk jaringan

syaraf single hidden layer feed-forward (SLFNs) yang memilih secara acak bobot input dan secara analitik menentukan bobot *output* SLNFs. Huang et al. menyatakan “Secara teori, algoritma ini cenderung memberikan kinerja generalisasi terbaik pada kecepatan pembelajaran yang sangat cepat.” (Huang, Zhu, & Siew, 2004).

3.4 Implementasi Algoritma

Implementasi algoritma merupakan tahap penerapan desain algoritma ke dalam suatu bahasa pemrograman. Tahap ini menghasilkan sebuah program aplikasi yang digunakan sebagai sarana interaksi pengguna untuk melihat hasil performansi metode yang diusulkan melalui tampilan antar muka program. Perangkat lunak yang digunakan dalam implementasi ini adalah MatLab R2009a. Pada subbab berikutnya dijelaskan fungsi-fungsi Matlab yang digunakan dalam implementasi penelitian ini. Masing-masing fungsi dijelaskan secara berurutan berdasarkan flowchart algoritma program pada Gambar 3.3.

3.4.1 Fungsi Perubahan Citra Beraras Keabuan

Citra beraras keabuan memiliki derajat nilai antara 0 sampai dengan 255. Dimana 0 menunjukkan level intensitas paling gelap dan 255 menunjukkan intensitas paling terang. Fungsi ini memiliki *input* berupa citra dengan ruang warna RGB (*Red Green Blue*). Pada fungsi ini masukan citra yang berupa citra dengan format RGB akan diubah menjadi citra beraras keabuan. Format citra tersebut menjadi nilai-nilai keabuan antara 0-255 dengan cara mencari nilai rata-rata RGB dari setiap piksel pada citra.



Gambar 3. 8 Citra Plat Nomor Hasil Grayscale

Gambar 3.8 menunjukkan hasil citra beraras keabuan yang merupakan hasil keluaran dari pencarian nilai rata-rata RGB dari sebuah citra. Citra inilah yang nantinya akan diubah menjadi Citra Biner.

3.4.2 Fungsi Transformasi Citra Biner

Citra biner memiliki nilai 0 dan 1 pada tiap pikselnya. Dalam mentransformasikan citra ke aras biner, yang perlu diketahui adalah penentuan nilai ambang atau nilai penentu piksel tersebut akan dijadikan nilai 0 atau 1. Namun demikian nilai ambang secara *default* sudah ditetapkan pada *tools* yang digunakan yaitu sebesar 0,5.



Gambar 3. 9 Citra Plat Nomor Biner

Citra yang terlihat pada Gambar 3.9 adalah merupakan hasil keluaran dari perubahan citra ke aras biner. Citra dalam format ini sudah melalui tahap pengambangan nilai berdasarkan nilai pikselnya. Citra inilah yang akan dilakukan perubahan ukuran citra.

3.4.3 Fungsi Rekontruksi Ukuran Citra

Perubahan ukuran citra yang dilaksanakan saat ini adalah merubah ukutan citra awal yang sebelumnya memiliki ukuran yang berbeda-beda. Dengan tahapan ini, citra dirubah ukurannya menjadi 100x800 piksel. Hasil citra yang sudah diubah ukurannya dapat dilihat pada Gambar 3.10



Gambar 3. 10 Citra Plat Nomor Hasil Resize

Gambar 3.10 menunjukkan hasil bahwa citra tersebut berukuran 100x800 *pixel*. Citra keluaran dari proses ini akan dijadikan bahan masukan untuk penghilangan gangguan atau *noise*.

3.4.4 Fungsi Menghilangkan Noise Pada Ctra

Dalam kasus ini, yang dimaksud gangguan atau *noise* adalah objek-objek yang memiliki luas area kurang dari 900 piksel. Ukuran 900 piksel ini diasumsikan sebagai ukuran terkecil dari sebuah karakter pada citra yang sudah diubah ukurannya. Maka dapat dikatakan bahwa jika ukuran objek lebih dari 900 area piksel, area tersebut akan dikenali sebagai karakter.. Hal ini dilaksanakan untuk memastikan bahwa objek yang ada di plat nomor merupakan objek karakter saja. Perbedaan antara Citra yang belum dihilangkan *noise* dan citra yang sudah dihilangkan *noise*-nya bisa dilihat pada Gambar 3.11. Citra biner yang belum dihilangkan objek kecilnya terletak pada bagian atas. Sedangkan citra yang sudah dilakukan penghilangan objek kecil sebagai gangguan adalah sebagai berikut.



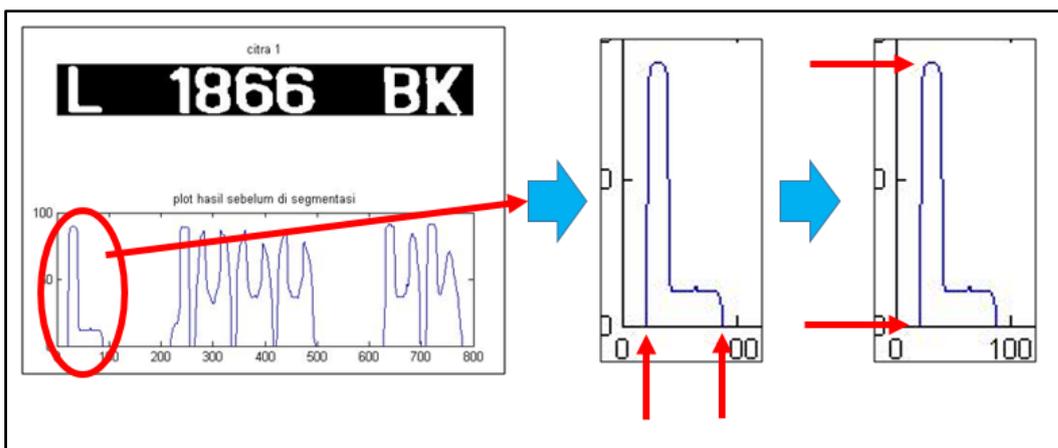
Gambar 3. 11 Menghilangkan Noise Pada Citra

3.4.5 Segmentasi Karakter

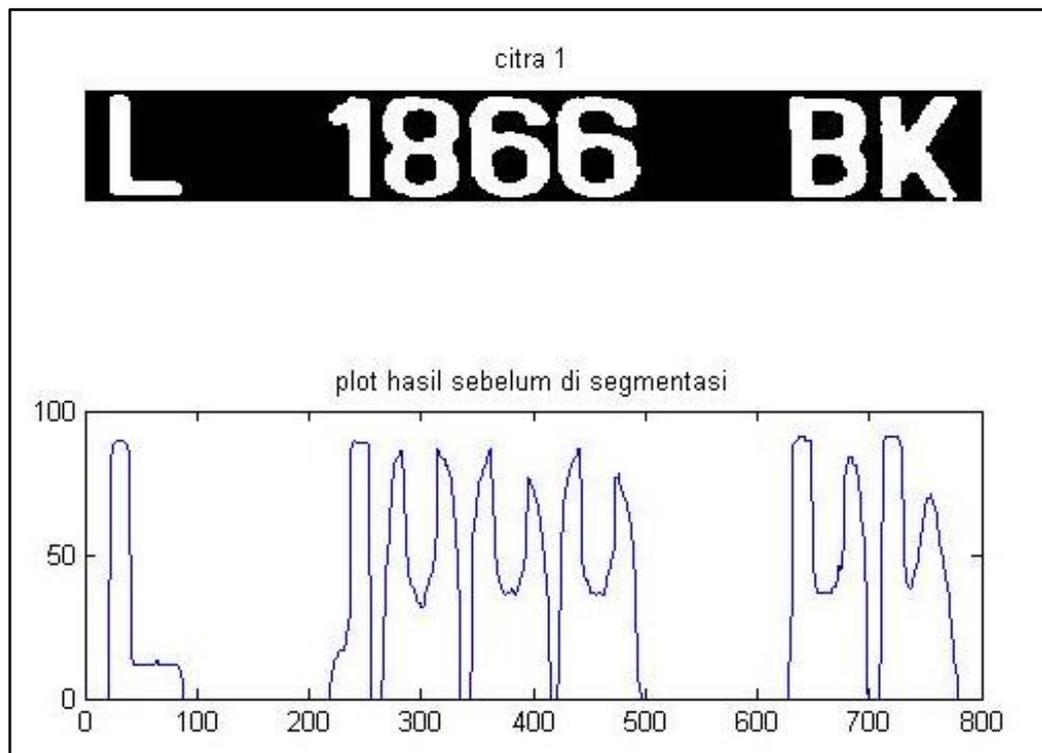
Setelah citra yang telah berisi hanya objek karakter sudah didapatkan, maka selanjutnya adalah proses segmentasi karakter menggunakan *vertical and horizontal projection*. Segmentasi karakter yang dimaksud adalah melakukan pemisahan karakter satu dengan karakter yang lainnya. Agar nantinya data per karakter yang akan digunakan sebagai data masukan pada proses pelatihan maupun pengujian.

Hasil keluaran yang didapatkan dapat dilihat pada Gambar 3.12. Hasil segmentasi yang didapatkan dari *vertical projection* tersebut diberi label setiap proyeksi dari karakter pertama sampai karakter ke-n. Masing-masing label tersebut sebenarnya sudah mewakili tiap tiap karakter. Namun proses segmentasi belum selesai, masih ada hal yang harus dilakukan yaitu memproses *horizontal projection* pada setiap karakter.

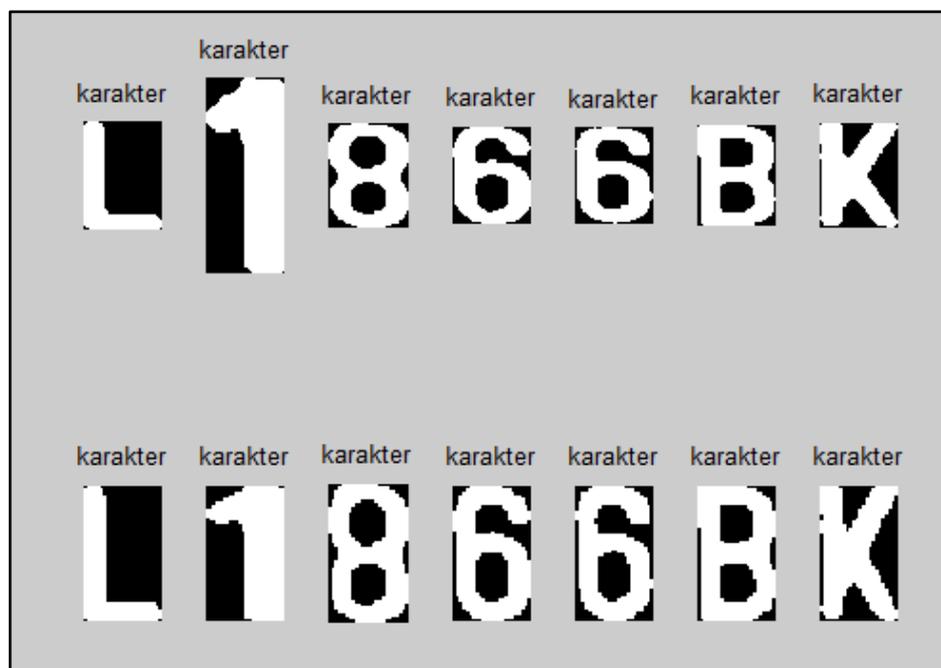
Horizontal Projection berguna untuk memangkas bagian atas dan bagian bawah karakter agar yang tersisa hanyalah matriks yang mewakili isi dari karakter tersebut. Data yang sudah dilaksanakan *vertical and horizontal projection* ini selanjutnya diubah lagi ukurannya agar menjadi seragam. Perubahan ukuran yang dilakukan adalah mengubahnya menjadi 42x24 piksel. Setelah dilakukan proses tersebut, yang dilakukan adalah merubah bentuknya menjadi 1x1008 piksel. Hal ini dilakukan agar data matriks tersebut dapat digunakan sebagai input ELM.



Gambar 3. 12 Langkah Proses Vertical & Horizontal Projection



Gambar 3. 13 Hasil Dari Vertical And Horizontal Projection



Gambar 3. 14 Citra Karakter Yang Sudah Di Segmentasi

3.4.6 Implementasi Extreme Learning Machine

Implementasi ELM untuk data latih berbeda dengan implementasi ELM untuk data uji. Dalam pelatihan ELM dibutuhkan data matriks karakter yang sudah berukuran 1x1008 piksel, diperlukan target data latih yang diletakan dalam sebuah tabel yang berisi pengkodean karakter angka dan huruf yang sudah dikonversi kedalam bentuk matriks *class* target. Selain kedua data tersebut, dibutuhkan juga data berupa inialisasi tipe ELM, jumlah *hidden neuron*, dan fungsi aktivasi.

Pada saat selesai menjalankan pelatihan ELM, maka akan dihasilkan *output* berupa *elm_model*. *File* ini berisikan konfigurasi ELM yang digunakan pada saat melaksanakan pengujian data dengan ELM.

3.5 Data Pengujian

Tahap uji coba dilakukan setelah implementasi algoritma selesai dikerjakan. Uji coba bertujuan untuk membuktikan apakah penelitian yang dilakukan dapat memenuhi tujuan yang telah direncanakan.

Pelaksanaan uji coba terdiri dari tiga bagian. Uji coba yang pertama adalah uji coba data latih. Uji coba yang kedua adalah uji coba data uji. Ujicoba yang ketiga adalah evaluasi untuk mengukur performa dari metode yang dilakukan.

Berikut adalah banyaknya data uji coba baik data latih maupun data uji. Akan dijelaskan pada Tabel berikut.

Tabel 3. 1 Jumlah Data Latih & Data Uji

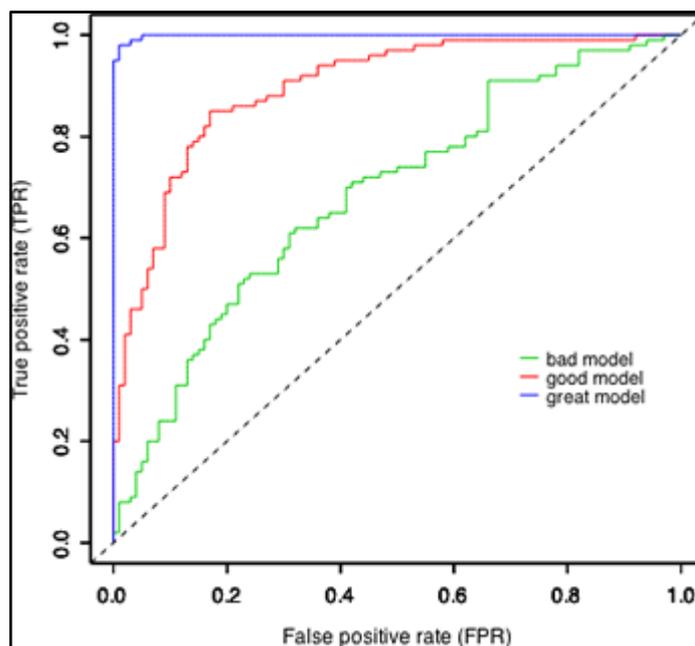
	Data Latih	Data Uji
Jumlah Data Plat Nomor	80	40
Jumlah Data Karakter	555 buah	273 buah

3.6 Evaluasi

Evaluasi dilakukan untuk menganalisa seberapa akurat performa metode yang diusulkan untuk pengenalan karakter. Akurasi yang paling ideal adalah 100%. Semakin akurasinya mendekati ke 100%, maka akurasi dinyatakan baik.

Evaluasi uji coba yang dilakukan adalah pengujian per karakter dari plat nomor. Evaluasi ini dipilih karena penelitian ini difokuskan untuk mencari tahu

seberapa akurat metode ini untuk pengenalan karakter pada plat nomor kendaraan. Dari sejumlah data uji yang dilakukan pengujian dengan ELM, akan didapat data yang tidak sesuai target class yang diharapkan. Data ini kemudian dilakukan pemrosesan untuk mendapatkan hasil kurva ROC (*Receiver Operation Characteristic*).



Gambar 3. 15 Klasifikasi Kurva ROC (Fawcett, 2006)

Dalam Gambar 3.14 dijelaskan karakteristik dari kurva ROC. Garis biru yang paling mendekati nilai 1 pada *True Positive Rate* (TPR) dinyatakan sebagai hasil yang baik. Semakin mendekati nilai 1 pada TPR maka metode tersebut dinyatakan sebagai metode yang baik. Sebaliknya, semakin dekat nilai hasil dengan nilai 0, maka metode tersebut dinyatakan sebagai metode yang buruk. Informasi yang diperlukan untuk mendapatkan data ROC ada 2. Data tersebut antara lain data output dari pengenalan karakter dan data target pengujian elm. Kedua data ini akan dianalisa dan dihitung tingkat TPR dan FPR. Nilai TPR dan FPR inilah yang akan menentukan apakah baik atau tidaknya suatu metode diimplementasikan untuk studi kasus tertentu.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 4

PENGUJIAN DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini dijelaskan mengenai hasil uji coba dan evaluasi dari metode yang diusulkan. Uji coba dilakukan dalam tiga bagian. Uji coba yang pertama adalah uji coba tahap pelatihan menggunakan metode yang diusulkan. Uji coba yang kedua adalah melakukan pengujian terhadap hasil dari uji coba pelatihan. Sedangkan uji coba yang terakhir adalah uji coba untuk evaluasi performansi dari metode yang diusulkan.

4.1 Lingkungan Uji Coba

Perangkat keras yang digunakan untuk komputasi menggunakan Laptop Lenovo G400S dengan spesifikasi Intel(R) Core(TM) i3-3110M CPU @2.40 GHz (4 CPUs), ~2.4GHz, 6 GB of RAM. Sedangkan spesifikasi perangkat lunak yang digunakan dalam implementasi simulasi perencanaan jalur pada penelitian ini adalah Matlab R2009a.

4.2 Data Uji Coba

Data yang digunakan untuk melakukan uji coba dibagi menjadi 2 bagian. Bagian yang pertama adalah data latih. Bagian kedua adalah data uji. Data latih yang digunakan sebanyak 80 citra plat nomor yang berisi 555 karakter. Sedangkan data uji yang digunakan sebanyak 40 citra plat nomor yang berisi 273 karakter.

Data latih dan data uji terdiri dari susunan matriks berukuran 1x1008 piksel yang mewakili sebuah karakter. Pada data latih terdapat sebanyak 555 karakter dan pada data uji terdapat sebanyak 273 karakter. Selain itu juga terdapat data target *class* untuk data latih maupun data uji. Data target *class* ini berguna untuk mengevaluasi performa akurasi metode ELM dalam melakukan pengenalan karakter pada citra plat nomor.

Selain itu terdapat konfigurasi untuk awal pelatihan ELM. Inisialisasi informasi yang dilakukan pertama adalah menentukan nilai tipe ELM yang ditentukan yaitu tipe ELM Klasifikasi. Penentuan yang kedua yaitu penentuan

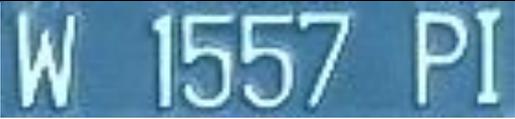
jumlah *hidden neuron* yaitu sebanyak 10.000 *hidden neuron*. Penentuan yang ketiga adalah fungsi aktivasi, fungsi aktivasi yang ditentukan adalah sigmoid.

Berikut adalah beberapa contoh data latih yang digunakan untuk proses pelatihan ELM.

Tabel 4. 1 Data Plat Latih

No.	Nama Plat Latih	Citra Plat	Target
1	Plat_latih_1		L1478AE
2	Plat_latih_2		L1618BT
3	Plat_latih_3		W8126H
4	Plat_latih_4		W1126PM
5	Plat_latih_5		F1205SV
6	Plat_latih_6		L1067DG
7	Plat_latih_7		L1804BM
8	Plat_latih_8		W325PT
9	Plat_latih_9		S1891WA

Tabel 4.1 Data Plat Latih (sambungan)

No.	Nama Plat Latih	Citra Plat	Target
10	Plat_latih _10		W1557PI
11	Plat_latih _11		L1067DE
12	Plat_latih _12		W397AZ
13	Plat_latih _13		W986NN
14	Plat_latih _14		L1556F
15	Plat_latih _15		L1535CH
16	Plat_latih _16		B379REG
17	Plat_latih _17		L1534DT
18	Plat_latih _18		D1562TT
19	Plat_latih _19		W1580SS
20	Plat_latih _20		W1521PU

Pada Tabel 4.1 dapat diketahui sebagian dari citra yang digunakan sebagai data latih. Selain citra data latih, data juga dilengkapi dengan data target dari masing-masing citra latih tersebut. Dapat pula diketahui bahwa data latih yang digunakan sebagai *input* sangat beragam kontras pencahayaannya. Hal ini dapat diatasi saat melakukan *pra pemrosesan* pada data latih maupun data uji. Sisa data latih yang belum ditampilkan dapat dilihat pada lampiran laporan ini.

Berikut adalah beberapa contoh data uji yang digunakan untuk proses pelatihan ELM.

Tabel 4. 2 Data Plat Uji

No.	Nama Plat Uji	Citra Plat	Target
1	Plat_uji_1		L1779BR
2	Plat_uji_2		L1618DU
3	Plat_uji_3		L8079HV
4	Plat_uji_4		L1931DF
5	Plat_uji_5		L1547AO
6	Plat_uji_6		L1506DC
7	Plat_uji_7		D1391NB

Tabel 4.2 Data Plat Uji (sambungan)

No.	Nama Plat Uji	Citra Plat	Target
8	Plat_ uji _8		W5678PA
9	Plat_ uji _9		L5450ND
10	Plat_ uji _10		N4648UC

Pada Tabel 4.2 dapat diketahui sebagian dari citra yang digunakan sebagai data uji. Selain citra data uji, data juga dilengkapi dengan data target dari masing-masing citra uji tersebut. Dapat pula diketahui bahwa data uji yang digunakan sebagai inputan sangat beragam kontras pencahayaannya. Hal ini dapat diatasi saat melakukan *pra pemrosesan* pada data latih maupun data uji. Sisa data uji yang belum ditampilkan dapat dilihat pada lampiran laporan ini.

4.3 Skenario Uji Coba

Pengukuran kinerja metode pada penelitian ini, dilakukan dengan menerapkan metode pada beberapa skenario uji coba yang telah ditentukan. Keseluruhan pola data pada skenario ini akan dijelaskan lebih detail pada setiap pengujian yang dijelaskan pada subbab selanjutnya. Skenario uji coba yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Tahap pelatihan menggunakan beberapa data dari keseluruhan data plat nomor latih yang akan ditampilkan. Data plat nomor latih tersebut akan dilakukan *pra pemrosesan* dan dilanjutkan sebagai data latih ELM. Matriks target juga ditambahkan sebagai target *class* dari data latih. Data target ini berguna agar tahap pelatihan dapat mencapai hasil ideal dari pengenalan karakter. Hasil keluaran dari pelatihan ini adalah sebuah model konfigurasi ELM yang akan digunakan dalam proses pengujian ELM. Pola karakter

yang dikenali oleh ELM akan menjadikan bahan pembelajaran bagi ELM dalam menentukan target yang sesuai.

2. Tahap pengujian menggunakan beberapa data dari keseluruhan data plat nomor uji yang akan ditampilkan. Data plat nomor uji tersebut akan dilakukan *pra pemrosesan* dan dilanjutkan sebagai data uji ELM. . Matriks target juga ditambahkan sebagai target *class* dari data uji. Data target ini berguna agar tahap pengujian dapat mencapai hasil ideal dari pengenalan karakter. Hasil keluaran dari pengujian ini adalah sebuah *file output* hasil pengenalan karakter, dan juga informasi akurasi pengujian.
3. Tahap evaluasi ini terdapat tiga parameter yang dievaluasi, yaitu jumlah keberhasilan atau yang disebut dengan akurasi, angka kegagalan, dan lama waktu untuk menyelesaikan tahap pengujian.

4.4 Uji Coba Tahap Pelatihan

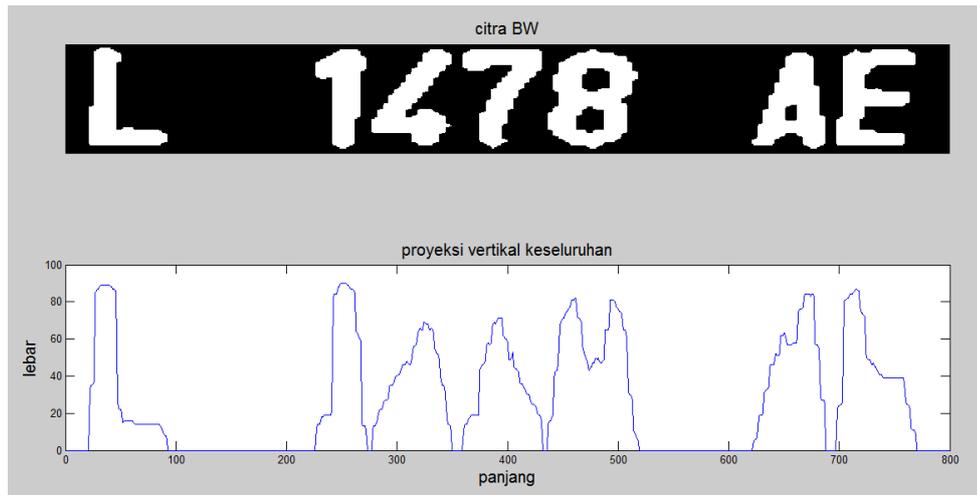
Ujicoba tahap pelatihan yang ditampilkan pada laporan ini dilakukan pada sebagian data latih secara acak. Tahap uji coba yang ditampilkan dalam pelatihan ini sudah mewakili keseluruhan data latih. Hal ini dikarenakan perlakuan terhadap data dan langkah-langkah proses diperlakukan dengan sama. Data latih plat nomor yang digunakan antara lain.

Tabel 4. 3 Pelatihan Data Plat Nomor

No	Nama Plat Latih	Citra Plat	Target
1	Plat_latih_1		L1478AE
2	Plat_latih_2		L1618BT
3	Plat_latih_3		W8126H
4	Plat_latih_4		W1126PM

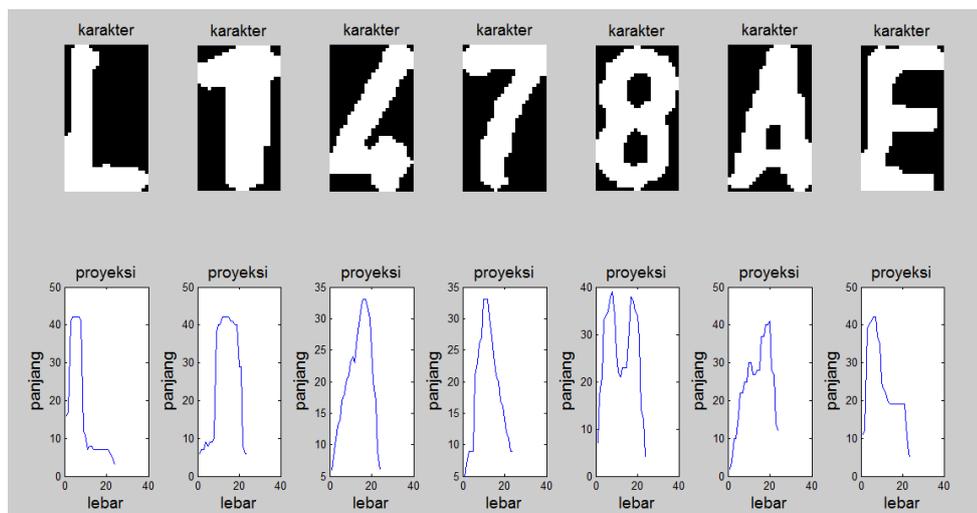
4.4.1 Uji Coba Data Latih 1

Pada uji coba data latih yang pertama, data target adalah L1478AE. Hal yang dilakukan adalah pra pemrosesan, lalu menghasilkan data matriks citra dan data target *class*. Pra pemrosesan menghasilkan data segmentasi karakter dan proyeksi vertikal dan horisontal. Hasil dari pra pemrosesan dapat dilihat pada Gambar 4.1.



Gambar 4. 1 Hasil Proyeksi Vertikal Data Latih 1

Dari Gambar 4.1 dapat dilihat plat nomor yang sudah siap disegmentasi pada bagian atas Gambar dan diperlihatkan proyeksi vertikalnya pada bagian bawah Gambar. Tahap selanjutnya adalah memisahkan masing-masing karakter dan mendapatkan nilai matriksnya sebagai matriks data latih ELM.



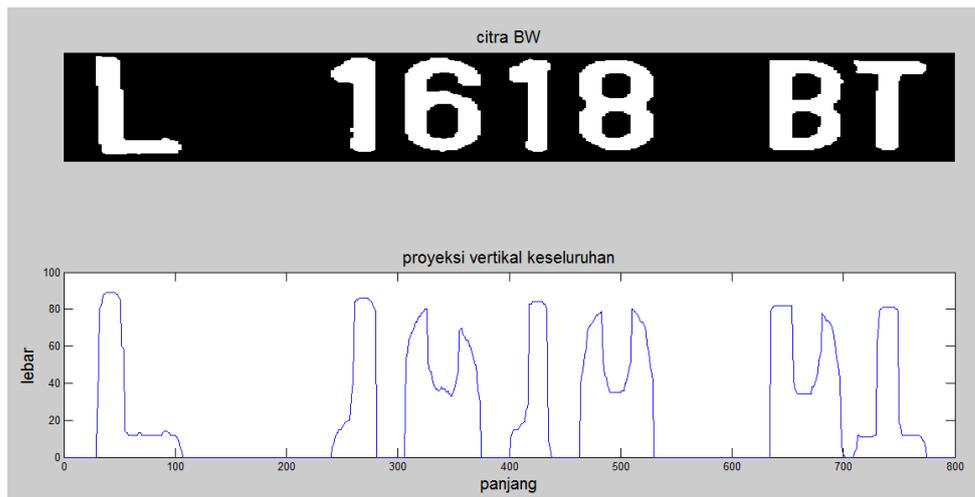
Gambar 4. 2 Hasil Segmentasi Karakter Data Latih 1

Dari Gambar 4.2 dapat disimak bahwa segmentasi telah dilaksanakan dan dapat memisahkan setiap karakter. Pada bagian bawah Gambar juga sudah berhasil didapatkan hasil proyeksi vertikal dan horisontal dari data latih 1. Data matriks inilah yang akan dimasukkan sebagai data latih ELM.

Setelah dilakukan pelatihan data pada data latih 1, hasil pengenalan karakter latih mengenali rangkaian matriks tersebut sebagai karakter L1478AE. Hal ini menunjukkan bahwa pelatihan berjalan sesuai dengan yang diinginkan.

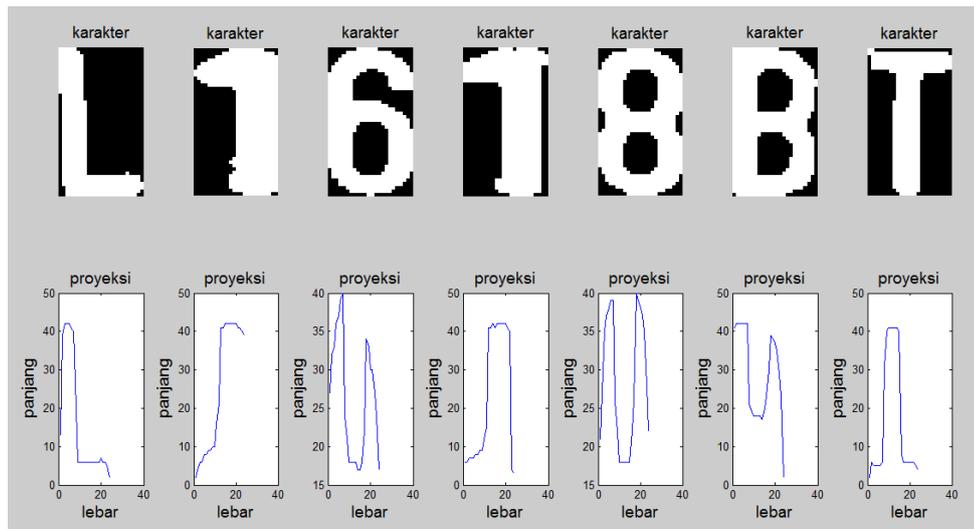
4.4.2 Uji Coba Data Latih 2

Pada uji coba data latih yang kedua, data target adalah L1618BT. Hal yang dilakukan adalah pra pemrosesan, lalu menghasilkan data matriks citra dan data target class. Pra pemrosesan menghasilkan data segmentasi karakter dan proyeksi vertikal dan horisontal. Hasil dari pra pemrosesan dapat dilihat pada Gambar 4.3.



Gambar 4. 3 Hasil Proyeksi Vertikal Data Latih 2

Dari Gambar 4.3 dapat dilihat plat nomor yang sudah siap disegmentasi pada bagian atas Gambar dan diperlihatkan proyeksi vertikalnya pada bagian bawah Gambar. Tahap selanjutnya adalah memisahkan masing-masing karakter dan mendapatkan nilai matriksnya sebagai matriks data latih ELM.



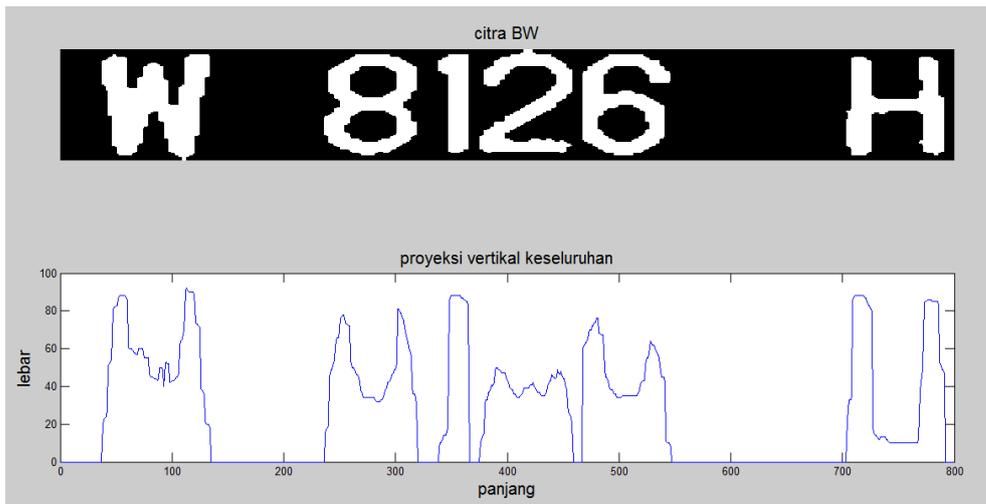
Gambar 4. 4 Hasil Segmentasi Karakter Data Latih 2

Dari Gambar 4.4 dapat disimak bahwa segmentasi telah dilaksanakan dan dapat memisahkan setiap karakter. Pada bagian bawah Gambar juga sudah berhasil didapatkan hasil proyeksi vertikal dan horisontal dari data latih 2. Data matriks inilah yang akan dimasukkan sebagai data latih ELM.

Setelah dilakukan pelatihan data pada data latih 2, hasil pengenalan karakter latih mengenali rangkaian matriks tersebut sebagai karakter L1618BT. Hal ini menunjukkan bahwa pelatihan berjalan sesuai dengan yang diinginkan.

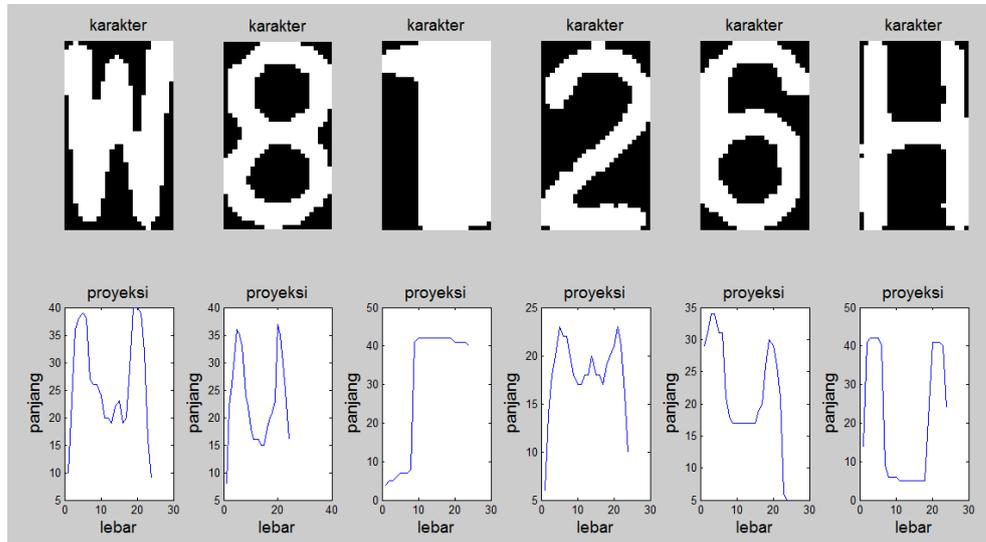
4.4.3 Uji Coba Data Latih 3

Pada uji coba data latih yang ketiga, data target adalah W8126H. Hal yang dilakukan adalah pra pemrosesan, lalu menghasilkan data matriks citra dan data target class. Pra pemrosesan menghasilkan data segmentasi karakter dan proyeksi vertikal dan horisontal. Hasil dari pra pemrosesan dapat dilihat pada Gambar 4.5.



Gambar 4. 5 Hasil Proyeksi Vertikal Data Latih 3

Dari Gambar 4.5 dapat dilihat plat nomor yang sudah siap disegmentasi pada bagian atas Gambar dan diperlihatkan proyeksi vertikalnya pada bagian bawah Gambar. Tahap selanjutnya adalah memisahkan masing-masing karakter dan mendapatkan nilai matriksnya sebagai matriks data latih ELM.



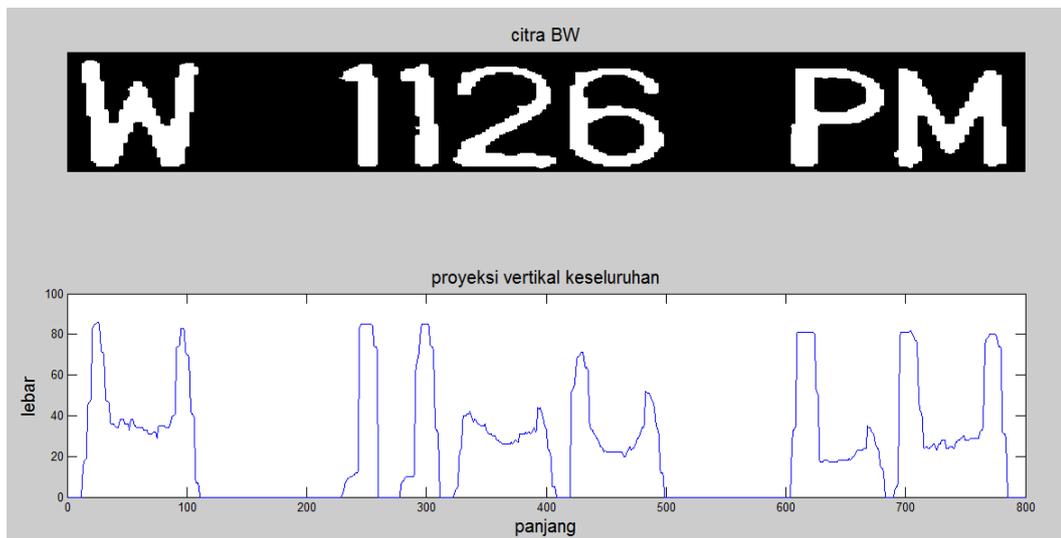
Gambar 4. 6 Hasil Segmentasi Karakter Data Latih 3

Dari Gambar 4.6 dapat disimak bahwa segmentasi telah dilaksanakan dan dapat memisahkan setiap karakter. Pada bagian bawah Gambar juga sudah berhasil didapatkan hasil proyeksi vertikal dan horisontal dari data latih 3. Data matriks inilah yang akan dimasukkan sebagai data latih ELM.

Setelah dilakukan pelatihan data pada data latih 3, hasil pengenalan karakter latih mengenali rangkaian matriks tersebut sebagai karakter L8126H. Hal ini menunjukkan bahwa pelatihan berjalan sesuai dengan yang diinginkan, namun ada satu karakter yang tidak tepat keluarannya. Yaitu karakter W dibaca L.

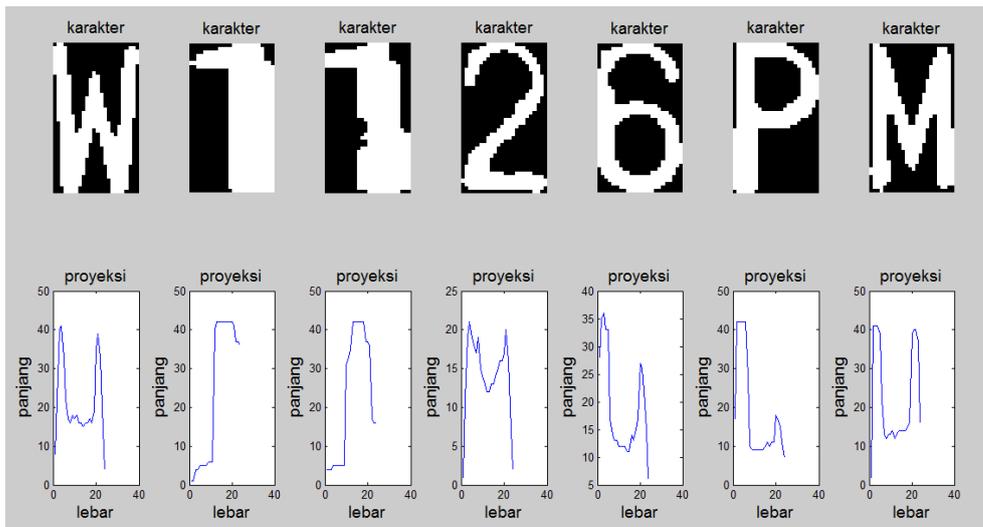
4.4.4 Uji Coba Data Latih 4

Pada uji coba data latih yang keempat, data target adalah W1126PM. Hal yang dilakukan adalah pra pemrosesan, lalu menghasilkan data matriks citra dan data target class. Pra pemrosesan menghasilkan data segmentasi karakter dan proyeksi vertikal dan horisontal. Hasil dari pra pemrosesan dapat dilihat pada Gambar 4.7.



Gambar 4. 7 Hasil Proyeksi Vertikal Data Latih 4

Dari Gambar 4.7 dapat dilihat plat nomor yang sudah siap disegmentasi pada bagian atas Gambar dan diperlihatkan proyeksi vertikalnya pada bagian bawah Gambar. Tahap selanjutnya adalah memisahkan masing-masing karakter dan mendapatkan nilai matriksnya sebagai matriks data latih ELM.



Gambar 4. 8 Hasil Segmentasi Karakter Data Latih 4

Dari Gambar 4.8 dapat disimak bahwa segmentasi telah dilaksanakan dan dapat memisahkan setiap karakter. Pada bagian bawah Gambar juga sudah berhasil didapatkan hasil proyeksi vertikal dan horisontal dari data latih 4. Data matriks inilah yang akan dimasukkan sebagai data latih ELM.

Setelah dilakukan pelatihan data pada data latih 4, hasil pengenalan karakter latih mengenali rangkaian matriks tersebut sebagai karakter W1126PM. Hal ini menunjukkan bahwa pelatihan berjalan sesuai dengan yang diinginkan.

Dari keseluruhan 80 data plat nomor latih yang telah dilaksanakan didalamnya terdapat 555 karakter latih yang telah melewati proses latih pengenalan karakter dengan ELM. Hasil pelatihan data menunjukkan proses pelatihan membutuhkan waktu selama 10,51 detik. Pelatihan data ini juga menghasilkan keluaran berupa ELM_model yang nantinya akan digunakan sebagai model konfigurasi ELM pada saat pengujian data.

4.5 Uji Coba Tahap Pengujian

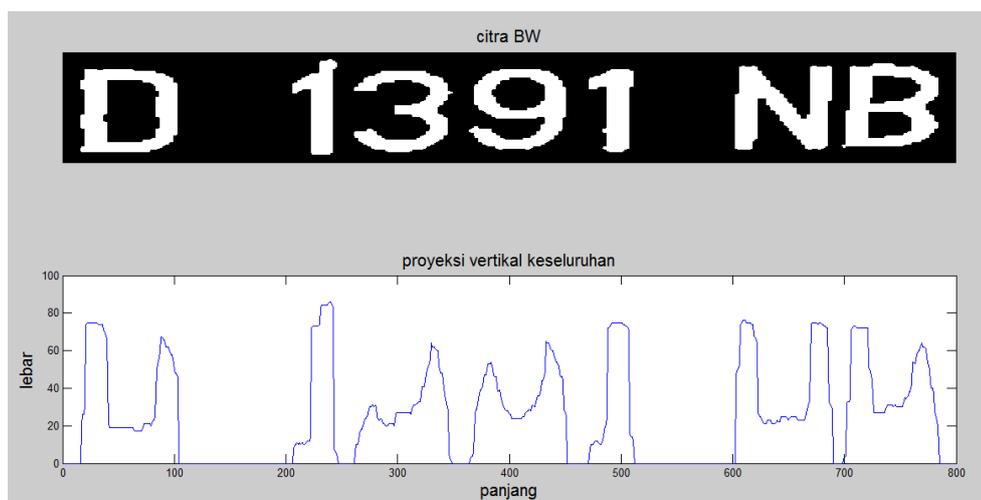
Ujicoba tahap pengujian yang ditampilkan pada laporan ini dilakukan pada sebagian data uji secara acak. Tahap uji coba yang ditampilkan dalam pengujian ini sudah mewakili keseluruhan data uji. Hal ini dikarenakan perlakuan terhadap data dan langkah-langkah proses diperlakukan dengan sama. Data uji plat nomor yang digunakan antara lain.

Tabel 4. 4 Pengujian Data Plat Nomor

No	Nama Plat Uji	Citra Plat	Target
1	Plat_uji_1		D1391NB
2	Plat_uji_2		W5678PA
3	Plat_uji_3		L5450ND
4	Plat_uji_4		N4648UC

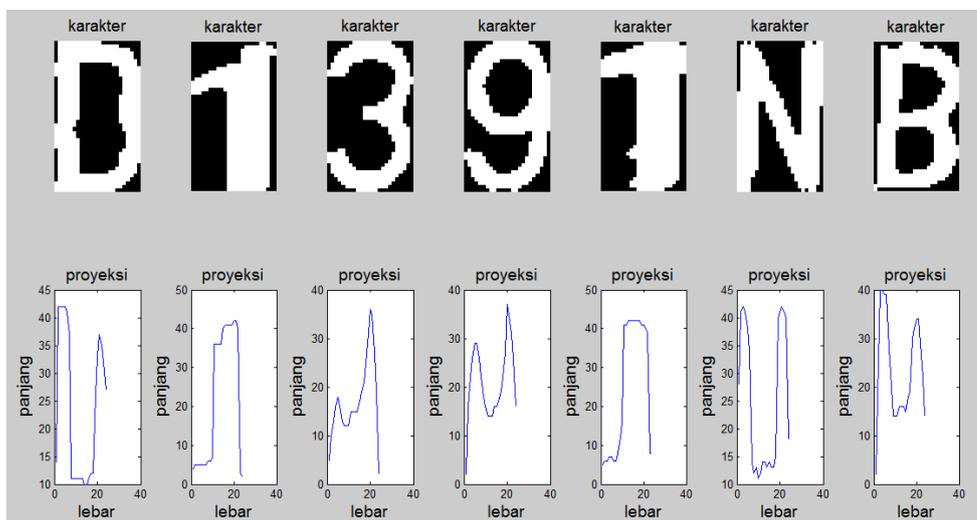
4.5.1 Uji Coba Data Uji 1

Pada uji coba data uji yang pertama, data target adalah D1391NB. Hal yang dilakukan pertama adalah pra pemrosesan citra plat nomor, lalu menghasilkan data matriks citra dan data target class. Pra pemrosesan selanjutnya menghasilkan data segmentasi karakter dan proyeksi vertikal dan horisontal. Hasil dari pra pemrosesan dapat dilihat pada Gambar 4.9.



Gambar 4. 9 Hasil Proyeksi Vertikal Data Uji 1

Dari Gambar 4.9 dapat dilihat plat nomor yang sudah siap disegmentasi pada bagian atas Gambar dan diperlihatkan proyeksi vertikalnya pada bagian bawah Gambar. Tahap selanjutnya adalah memisahkan masing-masing karakter dan mendapatkan nilai matriksnya sebagai matriks data latih ELM.



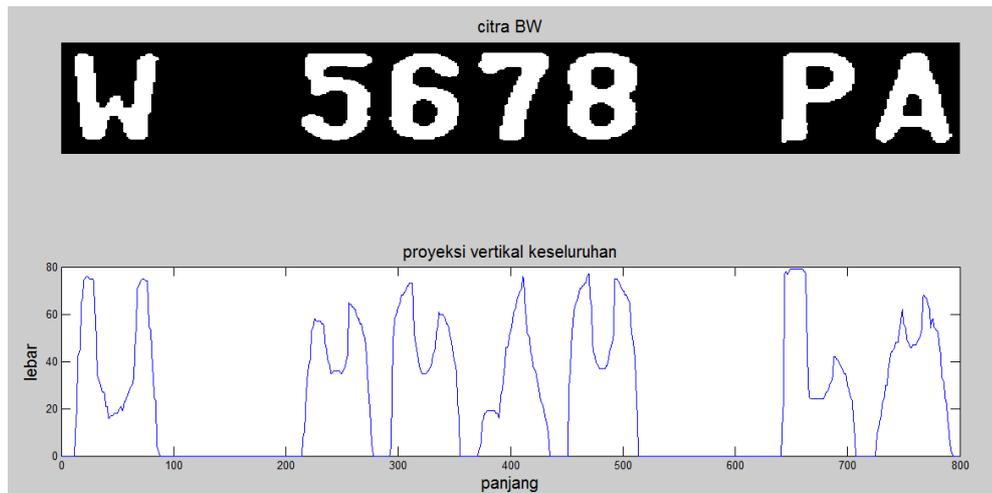
Gambar 4. 10 Hasil Segmentasi Karakter Data Uji 1

Dari Gambar 4.10 dapat disimak bahwa segmentasi telah dilaksanakan dan dapat memisahkan setiap karakter. Pada bagian bawah Gambar juga sudah berhasil didapatkan hasil proyeksi vertikal dan horisontal dari data uji pertama. Data matriks inilah yang akan dimasukkan sebagai data uji ELM.

Setelah dilakukan pengujian data pada data uji pertama, hasil pengenalan karakter latih mengenali rangkaian matriks tersebut sebagai karakter 013910B. Beberapa karakter tidak dapat dikenali dengan baik, namun beberapa lainnya tepat.

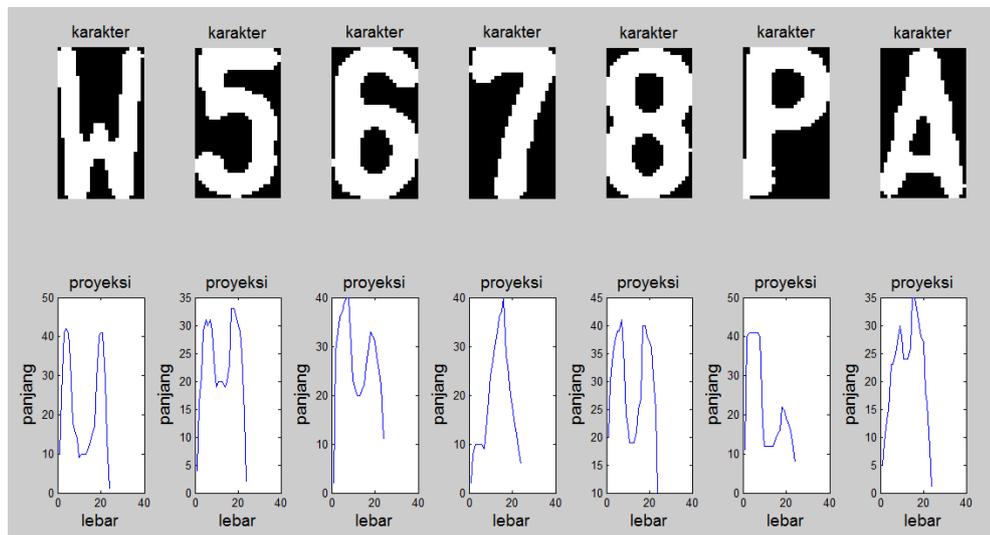
4.5.2 Uji Coba Data Uji 2

Pada uji coba data uji yang kedua, data target adalah W5678PA. Hal yang dilakukan pertama adalah pra pemrosesan citra plat nomor, lalu menghasilkan data matriks citra dan data target class. Pra pemrosesan selanjutnya menghasilkan data segmentasi karakter dan proyeksi vertikal dan horisontal. Hasil dari pra pemrosesan dapat dilihat pada Gambar 4.11.



Gambar 4. 11 Hasil Proyeksi Vertikal Data Uji 2

Dari Gambar 4.12 dapat dilihat plat nomor yang sudah siap disegmentasi pada bagian atas Gambar dan diperlihatkan proyeksi vertikalnya pada bagian bawah Gambar. Tahap selanjutnya adalah memisahkan masing-masing karakter dan mendapatkan nilai matriksnya sebagai matriks data latih ELM.



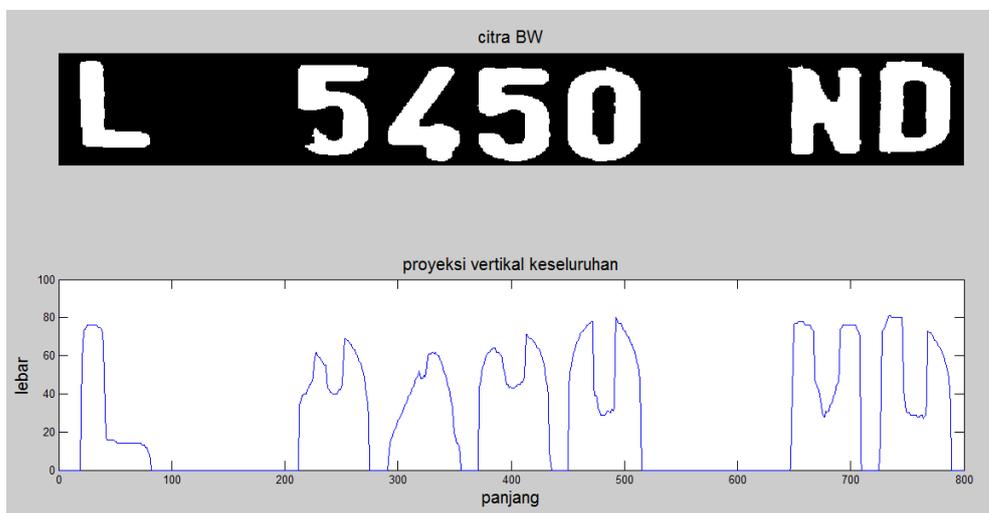
Gambar 4. 12 Hasil Segmentasi Karakter Data Uji 3

Dari Gambar 4.12 dapat disimak bahwa segmentasi telah dilaksanakan dan dapat memisahkan setiap karakter. Pada bagian bawah Gambar juga sudah berhasil didapatkan hasil proyeksi vertikal dan horisontal dari data uji kedua. Data matriks inilah yang akan dimasukkan sebagai data uji ELM.

Setelah dilakukan pengujian data pada data uji kedua, hasil pengenalan karakter latih mengenali rangkaian matriks tersebut sebagai karakter 6L678LA. Beberapa karakter tidak dapat dikenali dengan baik, namun beberapa lainnya tepat.

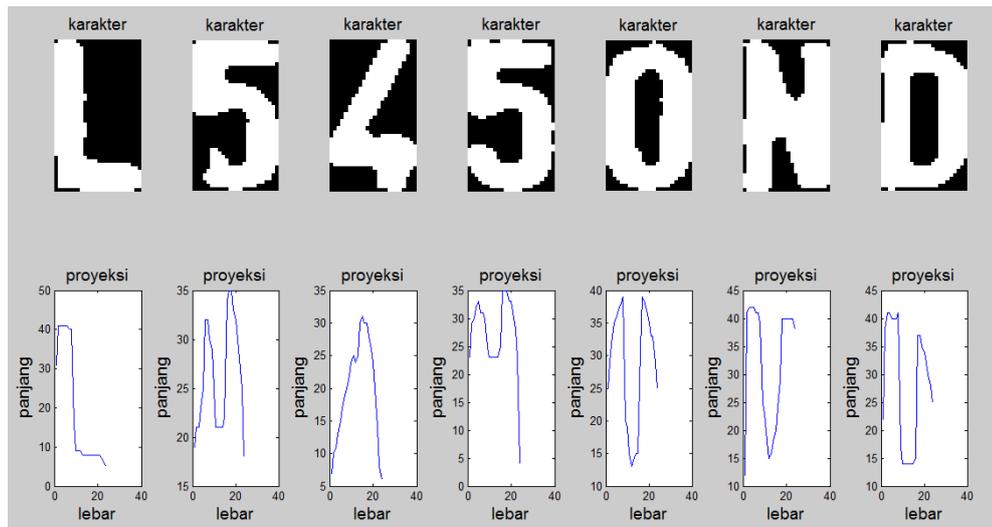
4.5.3 Uji Coba Data Uji 3

Pada uji coba data uji yang ketiga, data target adalah L5450ND. Hal yang dilakukan pertama adalah pra pemrosesan citra plat nomor, lalu menghasilkan data matriks citra dan data target class. Pra pemrosesan selanjutnya menghasilkan data segmentasi karakter dan proyeksi vertikal dan horisontal. Hasil dari pra pemrosesan dapat dilihat pada Gambar 4.13.



Gambar 4. 13 Hasil Proyeksi Vertikal Data Uji 3

Dari Gambar 4.13 dapat dilihat plat nomor yang sudah siap disegmentasi pada bagian atas Gambar dan diperlihatkan proyeksi vertikalnya pada bagian bawah Gambar. Tahap selanjutnya adalah memisahkan masing-masing karakter dan mendapatkan nilai matriksnya sebagai matriks data latih ELM.



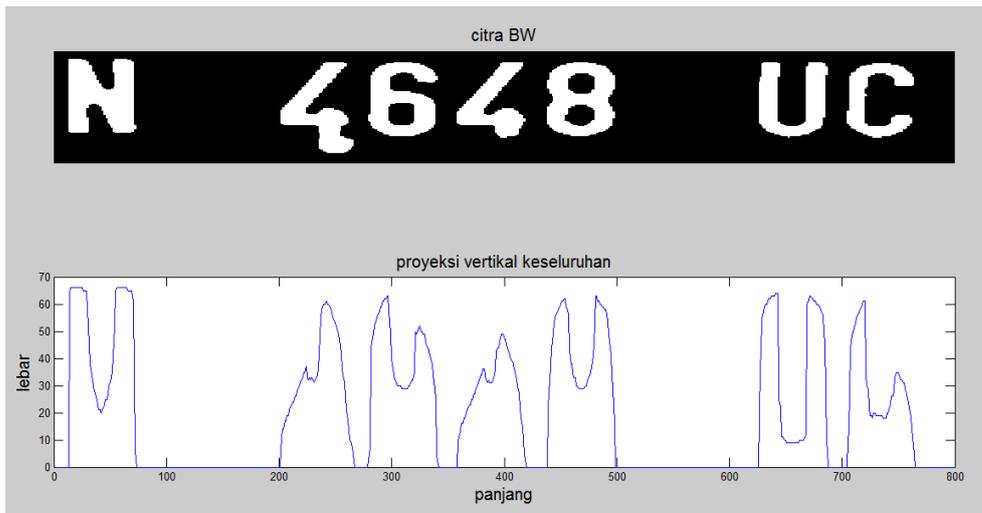
Gambar 4. 14 Hasil Segmentasi Karakter Data Uji 3

Dari Gambar 4.14 dapat disimak bahwa segmentasi telah dilaksanakan dan dapat memisahkan setiap karakter. Pada bagian bawah Gambar juga sudah berhasil didapatkan hasil proyeksi vertikal dan horisontal dari data uji ketiga. Data matriks inilah yang akan dimasukkan sebagai data uji ELM.

Setelah dilakukan pengujian data pada data uji ketiga, hasil pengenalan karakter latih mengenali rangkaian matriks tersebut sebagai karakter L5450NO.

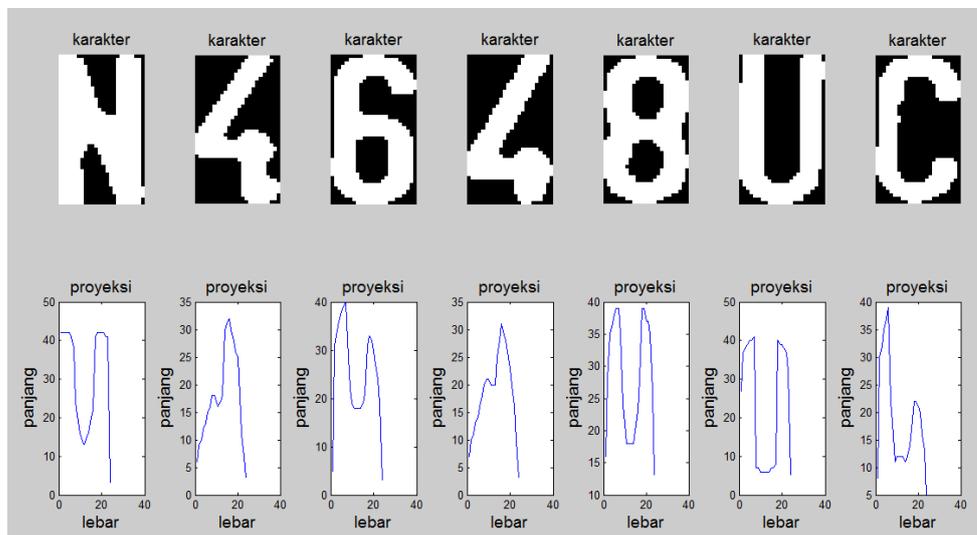
4.5.4 Uji Coba Data Uji 4

Pada uji coba data uji yang keempat, data target adalah N4648UC. Hal yang dilakukan pertama adalah pra pemrosesan citra plat nomor, lalu menghasilkan data matriks citra dan data target class. Pra pemrosesan selanjutnya menghasilkan data segmentasi karakter dan proyeksi vertikal dan horisontal. Hasil dari pra pemrosesan dapat dilihat pada Gambar 4.15.



Gambar 4. 15 Hasil Proyeksi Vertikal Data Uji 4

Dari Gambar 4.15 dapat dilihat plat nomor yang sudah siap disegmentasi pada bagian atas Gambar dan diperlihatkan proyeksi vertikalnya pada bagian bawah Gambar. Tahap selanjutnya adalah memisahkan masing-masing karakter dan mendapatkan nilai matriksnya sebagai matriks data latih ELM.



Gambar 4. 16 Hasil Segmentasi Karakter Data Uji 4

Dari Gambar 4.16 dapat disimak bahwa segmentasi telah dilaksanakan dan dapat memisahkan setiap karakter. Pada bagian bawah Gambar juga sudah berhasil didapatkan hasil proyeksi vertikal dan horisontal dari data uji keempat. Data matriks inilah yang akan dimasukkan sebagai data uji ELM.

Setelah dilakukan pengujian data pada data uji keempat, hasil pengenalan karakter latih mengenali rangkaian matriks tersebut sebagai karakter N4648UL. Hal ini menunjukkan bahwa pelatihan berjalan sesuai dengan yang diinginkan.

4.6 Analisa Hasil

Sebagaimana dijelaskan pada skenario uji coba sebelumnya, uji coba tahap evaluasi ini bertujuan untuk mengetahui seberapa akurasi dari metode yang diusulkan dalam pengenalan karakter plat nomor. Hal ini penting untuk mengetahui layak atau tidaknya metode yang diusulkan ini untuk dikembangkan lebih lanjut dalam pengenalan karakter.

Uji coba yang akan dilakukan adalah seputar evaluasi jumlah pengujian. Evaluasi jumlah pengujian ini dilakukan untuk mengetahui tingkat akurasi metode yang diusulkan. Evaluasi yang kedua adalah evaluasi jumlah angka kegagalan. Evaluasi ini akan menganalisa hasil pengenalan karakter yang tidak sesuai dari target yang diharapkan. Evaluasi yang ketiga adalah *Receiver Operating Characteristic* (ROC). Metode ROC ini digunakan untuk melihat kurva hasil pencapaian masing-masing target *class* yang dilakukan oleh ELM dalam kasus pengenalan karakter. Evaluasi ROC dinyatakan baik apabila garis kurva mendekati angka ideal. Evaluasi ROC dinyatakan kurang baik apabila garis kurva berada dibawah dan semakin mendekati angka 0.

4.6.1 Evaluasi Jumlah Pengujian

Pada uji coba evaluasi tahap pelatihan, metode yang diusulkan ini melakukan pelatihan sebanyak 80 citra plat nomor yang berisi 555 karakter. Dalam proses pelatihan sebelumnya, tingkat akurasi pelatihan mencapai 98,38% dengan lama waktu pelatihan 10,51 detik.

Tabel 4. 5 Kesesuaian Target Data Uji

No.	Jumlah Data Uji	Sesuai Target	Tidak Sesuai Target
1.	273	215	58

Pada uji coba evaluasi tahap pengujian, metode yang diusulkan ini melakukan pengujian sebanyak 40 citra plat nomor yang berisi 273 karakter. Dari data uji sebanyak 273 karakter, sebanyak 215 karakter dapat dikenali karakternya sesuai dengan target yang diinginkan. Sedangkan sebanyak 58 karakter tidak dapat dikenali karakternya, dengan kata lain data karakter tersebut dikenali tidak sesuai dengan target yang diinginkan.

Hal ini membuktikan bahwa 215 keberhasilan dari 273 karakter yang dikenali, tingkat akurasi yang diperoleh sebesar 78,75%. Dengan tingkat akurasi demikian, metode yang diusulkan ini bisa dikatakan cukup baik dalam hal studi kasus pengenalan karakter.

Tingkat keberhasilan pengujian ini dipengaruhi oleh kualitas citra masukan yang dijadikan data uji. Citra uji tidak selamanya berkualitas baik dan menghasilkan data yang baik setelah dilakukan segmentasi. Selain dari kualitas citra, dipengaruhi juga oleh posisi pengambilan Gambar citra. Jika pengambilan Gambar citra *input* dilakukan dengan kemiringan sudut tertentu, maka akan semakin mempersulit proses pengujian. Hal ini akan mengakibatkan citra dikenali tidak sesuai dengan target yang diinginkan.

4.6.2 Analisis Faktor yang Mempengaruhi Akurasi

Menurut data yang diperoleh dari hasil pengujian, didapat bahwa tingkat akurasi adalah 78,75%. Hal ini berarti terdapat 58 citra karakter yang dinyatakan gagal dalam proses pengujian pengenalan karakter. Kegagalan yang dimaksud adalah tidak sesuainya data output pengujian dengan data target yang diinginkan.

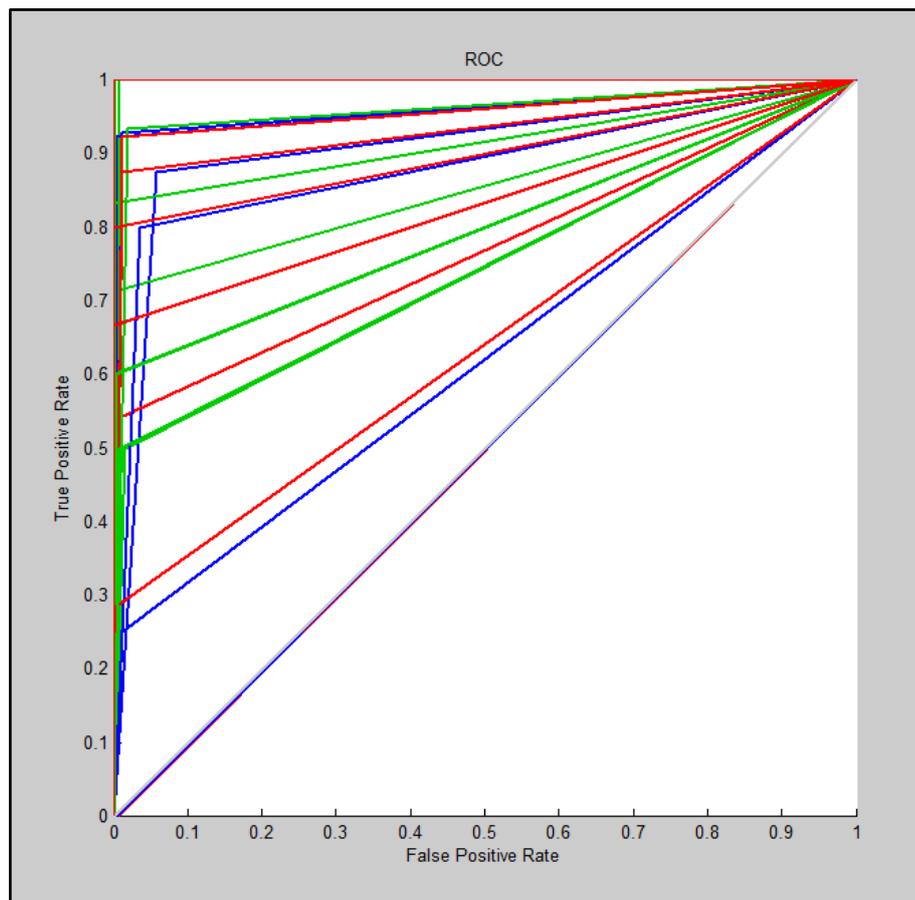
Evaluasi angka kegagalan sebanyak 58 citra karakter ini disebabkan oleh banyak hal, salah satu contoh adalah kualitas citra *input*, hal ini berpengaruh besar karena citra yang akan dikenali diharapkan memiliki sifat identik dengan data target yang diinginkan. Posisi kemiringan pengambilan citra, hal ini akan membuat citra yang akan dikenali menjadi tidak sesuai bahkan tidak identik dengan karakter pada data target. Berikutnya adalah komposisi ketebalan karakter yang akan dikenali. Citra yang akan digunakan sebagai data input tidak boleh terlalu tebal maupun terlalu tipis. Citra yang terlalu tebal akan sulit dikenali dikarenakan area warna putihnya terlalu luas. Citra yang terlalu tipis juga mengakibatkan citra tidak dapat

dikenali, dikarenakan pada saat pembersihan noise atau gangguan pada *pre procesing* akan dihilangkan area-area yang kecil.

4.6.3 Receiver Operating Characteristic (ROC)

Kurva ROC merupakan grafik perbandingan antara *sensitivity* (*tp rate* (TPR)) pada sumbu vertikal yaitu proporsi data positif yang teridentifikasi dengan benar dan *specificity* (*fp rate* (FPR)) pada sumbu horizontal yaitu proporsi data negatif yang teridentifikasi salah sebagai positif pada suatu model klasifikasi (Fawcett, 2006).

Proses validasi menggunakan metode ROC dengan menghitung nilai akurasi dan mengGambarkan grafik kurva ROC. Dalam hal ini ROC didapatkan nilai kurvanya dari data *output* pengenalan karakter dan target yang diinginkan. Data *output* maupun data target yang diinginkan sudah berupa matriks yang mengkodekan masing-masing karakter.



Gambar 4. 17 Kurva ROC Hasil Pengenalan Karakter

Kurva ROC ini memberikan keterangan yang jelas saat melakukan analisa suatu metode model klasifikasi. Garis yang diperlihatkan oleh kurva merupakan perwakilan dari masing-masing target class yang dicapai saat melakukan proses pengujian data. Semakin garisnya mendekati nilai 1, maka bisa dikatakan semakin baik metode uji coba yang dilaksanakan. Berikut adalah hasil kurva ROC yang didapat dari output data uji dan target yang diinginkan.

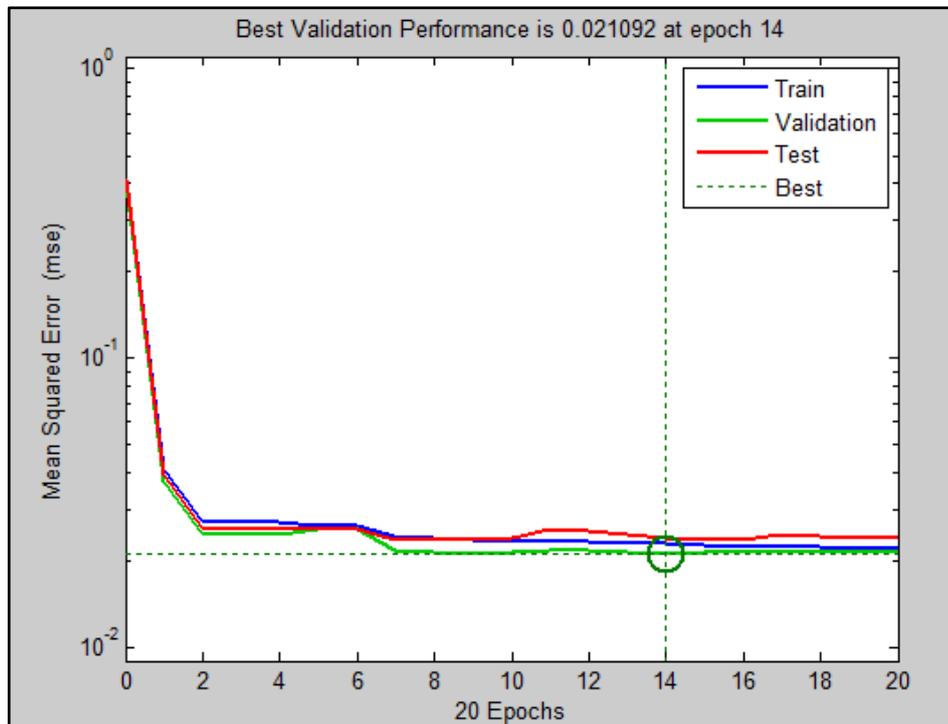
Pada Gambar 4.17 dapat diketahui kurva ROC dalam kasus pengenalan karakter menggunakan metode ELM. Untuk suatu kurva ROC yang memadai, maka letaknya selalu berada di daerah sebelah atas dari garis diagonal (0,0) dan (1,1). Kurva ROC ini juga sebagai bukti bahwa data target yang diinginkan bersesuaian dengan data pengenalan karakter. Walaupun dalam beberapa citra karakter masih ditemui ketidakcocokan dari data uji dan data target yang diinginkan. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa hasil analisa ROC, metode yang diusulkan dapat dikatakan cukup baik dalam kasus pengenalan karakter kendaraan bermotor.

4.6.4 Hasil Uji Coba Lanjut Menggunakan Neural Network

Uji coba pengenalan karakter plat nomor kendaraan dilakukan juga dengan metode *Neural Network*. Uji coba ini dilakukan untuk membandingkan hasil yang didapat dari proses pelatihan data maupun proses pengujian data dengan menggunakan ELM dan *Neural Network*.

Teknik uji coba dilakukan dengan cara yang sama dengan yang dilakukan dengan menggunakan metode ELM baik dari segi pembagian data, pra pemrosesan, pelatihan data maupun pengujian data. Data yang digunakan untuk melakukan uji coba dibagi menjadi 2 bagian. Bagian yang pertama adalah data latih. Bagian kedua adalah data uji. Data latih yang digunakan sebanyak 80 citra plat nomor yang berisi 555 karakter. Sedangkan data uji yang digunakan sebanyak 40 citra plat nomor yang berisi 273 karakter. Data latih dan data uji terdiri dari susunan matriks berukuran 1x1008 piksel yang mewakili sebuah karakter. Pada data latih terdapat sebanyak 555 karakter dan pada data uji terdapat sebanyak 273 karakter. Selain itu juga terdapat data target *class* untuk data latih maupun data uji. Hasil pelatihan data menggunakan *Neural Network* membutuhkan waktu selama 2 menit dan 24 detik.

Proses ini bisa dikatakan jauh lebih lambat dari proses pelatihan menggunakan ELM yang membutuhkan waktu selama 10,51 detik.



Gambar 4. 18 MSE Hasil Pelatihan Dengan Menggunakan Metode Neural Network

Hasil pelatihan ditunjukkan pada Gambar 4.18 yang menunjukkan Mean Square Error (MSE) dengan menggunakan metode Neural Network. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa iterasi pelatihan dilakukan sebanyak 20 kali dengan mendapat hasil terbaik pada iterasi ke 14. Hasil iterasi terbaik menunjukkan angka 0,021.

Hasil uji coba menggunakan *Neural Network* menunjukkan hasil akurasi sebesar 78,75%. Hal ini memberikan nilai hasil yang sama menggunakan metode ELM yang juga menunjukkan hasil akurasi sebesar 78,75%. Hasil pelatihan dan pengujian yang telah dilaksanakan menggunakan *Neural Network* maupun ELM menunjukkan hasil akurasi yang sama besar. Proses pelatihan data menggunakan ELM membutuhkan waktu yang relatif singkat bila dibandingkan dengan metode *Neural Network*. Metode ELM mempunyai kelebihan dalam *learning speed*, serta mempunyai tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode konvensional (Huang, Zhu, & Siew, 2004).

Tabel 4. 6 Perbandingan Uji Coba dengan Metode Neural Network

No	Metode	Waktu Pelatihan	Akurasi Pengujian
1	ELM	10,51 detik	78,75%
2	Neural Network	144,00 detik	78,75%

Perbandingan lama waktu pelatihan dan hasil akurasi pengujian dapat dilihat dari Tabel 4.6. Waktu pelatihan menggunakan ELM memperlihatkan hasil yang lebih singkat dibandingkan dengan waktu pelatihan menggunakan *Neural Network*.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

Dalam Bab ini dijelaskan mengenai kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian yang telah dilakukan serta saran yang dapat disampaikan penulis mengenai perbaikan dan pengembangan penelitian ini selanjutnya.

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil berdasarkan hasil rangkaian uji coba dan analisa penelitian yang dilakukan terhadap metode yang diusulkan adalah sebagai berikut.

Metode yang diusulkan dapat diimplementasikan dengan baik pada pengenalan karakter kendaraan bermotor. Pengenalan karakter dapat dilakukan setelah dilakukan *pra pemrosesan* pada citra input. Hal ini terbukti pada tahap pengujian, sistem dapat mengenali karakter dengan baik.

Hasil evaluasi pengaruh jumlah data pengujian dan tingkat keberhasilan dari pengenalan karakter memberikan informasi nilai akurasi sebesar 78,75%. Hasil ini didapat dari pengujian sebanyak 40 citra plat nomor uji yang didalamnya terdapat 273 karakter uji. Dari 273 karakter uji tersebut memiliki tingkat ketepatan 215 citra karakter dapat dikenali karakternya sesuai dengan target yang diinginkan. Sedangkan 58 citra karakter tidak sesuai dengan target yang diinginkan.

5.2 Saran

Pengenalan karakter dengan metode *Extreme Learning Machine* merupakan metode yang tepat untuk dilakukan. Oleh karena itu masih sangat perlu dilakukan riset berupa segmentasi citra karakter yang lebih baik agar hasil yang diinginkan dapat lebih optimal.

Proses pengenalan karakter ini masih menggunakan citra yang sudah di *crop* secara manual. Oleh karena itu, penelitian tentang *cropping* otomatis dari citra plat nomor masih banyak sekali peluang yang dapat dikembangkan.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR PUSTAKA

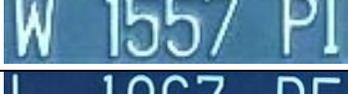
- C. Anagnostopoulos, I. Anagnostopoulos, E. Kayafas, V. Loumos and I. Psoroulas, "License plate recognition from still images and video sequences," IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., vol. 9, no. 3, Sep. 2008.
- Cheriet, M, dkk, Character Recognition Systems, John Willey and sons inc. publication, 2007
- Fawcett, T. (2006), "An introduction to ROC analysis", Pattern Recognition Letters, Vol. 27, hal. 861-874.
- Gonzalez, Rafael C. and Woods, Richard E., Digital Image Processing, Prentice Hall. New Jersey, 2002.
- Huang, G.B., Zhu, Q.Y., dan Siew, C.K. 2004. Extreme Learning Machine : A New Learning Scheme of Feedforward neural Networks. Proceeding of International Joint Conference on Neural Networks. Hungary, 25-29 Juli.
- J.Jagannathan, etc, License Plate Character Segmentation Using Horizontal And Vertical Projection with Dynamic Thresholding. ICECCN 2013.
- Kadir, Abdul, dkk, Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra, Penerbit ANDI Yogyakarta, 2013
- Sprawls, P. (1995), The Physical Principles of Medical Imaging, 2nd edition, Medical Physics Pub. Corp.
- Sun, Z.L., Choi, T.M., Au, K.F., dan Yu, Y. 2008. Sales Forecasting using Extreme Learning Elsevier Decision Support Systems 46 (2008) 411-419.

Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 22 Tahun 2009 Tentang Lalu Lintas
Dan Angkutan Jalan, 2009.

LAMPIRAN

Lampiran 1

Tabel L1. Data Latih

No.	Id Plat Latih	Citra Plat latih	Target Latih
1	plat_latih_1		L1478AE
2	plat_latih_2		L1618BT
3	plat_latih_3		W8126H
4	plat_latih_4		W1126PM
5	plat_latih_5		F1205SV
6	plat_latih_6		L1067DG
7	plat_latih_7		L1804BM
8	plat_latih_8		W325PT
9	plat_latih_9		S1891WA
10	plat_latih_10		W1557PI
11	plat_latih_11		L1067DE
12	plat_latih_12		W397AZ
13	plat_latih_13		W986NN
14	plat_latih_14		L1556F

15	plat_latih_15	L 1535 CH	L1535CH
16	plat_latih_16	B 379 REG	B379REG
17	plat_latih_17	L 1534 DT	L1534DT
18	plat_latih_18	D 1562 TT	D1562TT
19	plat_latih_19	W 1580 SS	W1580SS
20	plat_latih_20	W 1521 PU	W1521PU
21	plat_latih_21	L 1927 K	L1927K
22	plat_latih_22	L 1740 DL	L1740DL
23	plat_latih_23	L 1866 BK	L1886BK
24	plat_latih_24	W 646 XN	W646XN
25	plat_latih_25	S 523 WI	S523WI
26	plat_latih_26	L 1591 IR	L1591IR
27	plat_latih_27	L 1502 QA	L1502QA
28	plat_latih_28	B 703 VIN	B703VIN
29	plat_latih_29	P 1969 QM	P1969QM
30	plat_latih_30	W 1189 PE	W1189PE
31	plat_latih_31	W 920 PT	W920PT

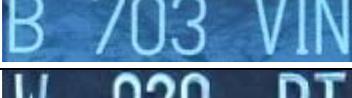
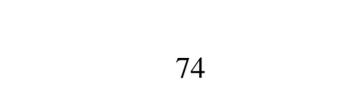
32	plat_latih_32	S 1186 JA	S1186JA
33	plat_latih_33	L 1671 BQ	L1671BQ
34	plat_latih_34	L 1067 DJ	L1067DJ
35	plat_latih_35	W 1270 XM	W1270XM
36	plat_latih_36	L 1747 DF	L1747DF
37	plat_latih_37	W 1091 AM	W1091AM
38	plat_latih_38	L 1842 DK	K1842DK
39	plat_latih_39	AA 7111 DM	AA7111DM
40	plat_latih_40	L 8086 K	L8086K
41	plat_latih_41	L 1601 CN	L1601CN
42	plat_latih_42	L 9647 Q	L9647Q
43	plat_latih_43	W 1140 PS	Q1140PS
44	plat_latih_44	L 1942 OB	L1942OB
45	plat_latih_45	B 1372 TKR	B1372TKR
46	plat_latih_46	L 1776 AK	L1776AK
47	plat_latih_47	B1042SGA	B1042SGA
48	plat_latih_48	L 1475 AF	L1475AF

49	plat_latih_49	B 2809 SZ	B2809SZ
50	plat_latih_50	DK 1553 YL	DK1553YL
51	plat_latih_51	L 1780 VM	L1780VM
52	plat_latih_52	L 1334 PR	L1334PR
53	plat_latih_53	L 7689 A	L7689A
54	plat_latih_54	L 1879 CE	L1879CE
55	plat_latih_55	L 1961 LT	L1961LT
56	plat_latih_56	W 1091 AM	W1091AM
57	plat_latih_57	W 1170 NH	W1170NH
58	plat_latih_58	L 1780 VM	L1780VM
59	plat_latih_59	L 1617 OH	L1617OH
60	plat_latih_60	L 1072 DI	L1072DI
61	plat_latih_61	B 2433 AV	B2433AV
62	plat_latih_62	L 1871 BJ	L1871BJ
63	plat_latih_63	L 1818 EN	L1818EN
64	plat_latih_64	BM 1490 JC	BM1490JC
65	plat_latih_65	L 8190 LH	L8190LH

66	plat_latih_66	L 1487 BE	L1487BE
67	plat_latih_67	B 1819 PKN	B1819PKN
68	plat_latih_68	H 8800 AA	H8800AA
69	plat_latih_69	L 1897 OC	L1897OC
70	plat_latih_70	L 1056 PT	L1056PT
71	plat_latih_71	DA 7188 AM	DA7188AM
72	plat_latih_72	L 8150 E0	L8150EO
73	plat_latih_73	B 1381 AZ	B1381AZ
74	plat_latih_74	L 1271 DI	L1217DI
75	plat_latih_75	L 1510 BF	L1510BF
76	plat_latih_76	L 1842 AF	L1842AF
77	plat_latih_77	L 1072 EF	L1072EF
78	plat_latih_78	L 1712 BB	L1712BB
79	plat_latih_79	L 9613 AJ	L9613AJ
80	plat_latih_80	L 8556 AA	L8556AA

Lampiran 2

Tabel L2. Data Uji

No.	Id Plat Uji	Citra Plat Uji	Target Uji
1	plat_uji_1		W1126PM
2	plat_uji_2		L1067DG
3	plat_uji_3		L1535CH
4	plat_uji_4		L1534DT
5	plat_uji_5		W1580SS
6	plat_uji_6		L1827K
7	plat_uji_7		L1886BK
8	plat_uji_8		S523WI
9	plat_uji_9		B703VIN
10	plat_uji_10		W920PT
11	plat_uji_11		L1067EJ
12	plat_uji_12		W1091AM
13	plat_uji_13		L8086K
14	plat_uji_14		W1140PS
15	plat_uji_15		W1170NH

16	plat_uji_16	L 1072 DI	L1072DI
17	plat_uji_17	L 8190 LH	L8190LH
18	plat_uji_18	DA 7188 AM	DA7188AM
19	plat_uji_19	B 1381 AZ	B1381AZ
20	plat_uji_20	L 1712 BB	L1712BB
21	plat_uji_21	N 673 VI	N673VI
22	plat_uji_22	L 1812 FL	L1812FL
23	plat_uji_23	L 1929 NH	L1929NH
24	plat_uji_24	B 350 PHY	B350PHY
25	plat_uji_25	L 1275 TS	L1275TS
26	plat_uji_26	L 1330 EL	L1330EL
27	plat_uji_27	W 9 MD	W9MD
28	plat_uji_28	L 1936 DI	L1936DI
29	plat_uji_29	F 1543 CV	F1543CV
30	plat_uji_30	W 1966 PM	W1966PM
31	plat_uji_31	L 1779 BR	L1779BR
32	plat_uji_32	L 1618 DU	L1618DU

33	plat_uji_33		L8079HV
34	plat_uji_34		L1931DF
35	plat_uji_35		L1547AO
36	plat_uji_36		L1506DC
37	plat_uji_37		D1391NB
38	plat_uji_38		W5678PA
39	plat_uji_39		L5450ND
40	plat_uji_40		N4648UC

Lampiran 3

Hasil pengujian metode ELM terhadap 40 data uji citra plat nomor yang berisi 273 karakter teks angka dan huruf.

No.	ID Plat Uji	Target	Output Hasil Uji	Kesesuaian Output Dengan Target
1	plat_uji_1	W	W	Sesuai
2		1	1	Sesuai
3		1	1	Sesuai
4		2	7	Tidak Sesuai
5		6	6	Sesuai
6		P	P	Sesuai
7		M	M	Sesuai
8	plat_uji_2	L	L	Sesuai
9		1	1	Sesuai
10		0	0	Sesuai
11		6	6	Sesuai
12		7	7	Sesuai
13		D	D	Sesuai
14		G	G	Sesuai
15	plat_uji_3	L	L	Sesuai
16		1	1	Sesuai
17		5	5	Sesuai
18		3	3	Sesuai
19		5	5	Sesuai
20		C	C	Sesuai
21		H	H	Sesuai
22	plat_uji_4	L	L	Sesuai
23		1	1	Sesuai
24		5	5	Sesuai
25		3	3	Sesuai
26		4	4	Sesuai
27		D	D	Sesuai
28		T	T	Sesuai

29	plat_uji_5	W	W	Sesuai
30		1	1	Sesuai
31		5	5	Sesuai
32		8	8	Sesuai
33		0	0	Sesuai
34		S	S	Sesuai
35		S	S	Sesuai
36	plat_uji_6	L	L	Sesuai
37		1	1	Sesuai
38		9	9	Sesuai
39		2	2	Sesuai
40		7	7	Sesuai
41		K	K	Sesuai
42	plat_uji_7	L	L	Sesuai
43		1	1	Sesuai
44		8	8	Sesuai
45		6	6	Sesuai
46		6	6	Sesuai
47		B	B	Sesuai
48		K	K	Sesuai
49	plat_uji_8	S	7	Tidak Sesuai
50		5	5	Sesuai
51		2	2	Sesuai
52		3	3	Sesuai
53		W	W	Sesuai
54		I	I	Sesuai
55	plat_uji_9	B	B	Sesuai
56		7	7	Sesuai
57		0	0	Sesuai
58		3	3	Sesuai
59		V	V	Sesuai
60		I	I	Sesuai
61		N	N	Sesuai

62	plat_uji_10	W	W	Sesuai
63		9	9	Sesuai
64		2	2	Sesuai
65		0	0	Sesuai
66		P	P	Sesuai
67		T	T	Sesuai
68	plat_uji_11	L	L	Sesuai
69		1	1	Sesuai
70		0	0	Sesuai
71		6	6	Sesuai
72		7	7	Sesuai
73		D	D	Sesuai
74		J	J	Sesuai
75	plat_uji_12	W	W	Sesuai
76		1	1	Sesuai
77		0	0	Sesuai
78		9	9	Sesuai
79		1	1	Sesuai
80		A	7	Tidak Sesuai
81		M	M	Sesuai
82	plat_uji_13	L	L	Sesuai
83		8	8	Sesuai
84		0	0	Sesuai
85		8	8	Sesuai
86		6	6	Sesuai
87		K	K	Sesuai
88	plat_uji_14	W	W	Sesuai
89		1	1	Sesuai
90		1	1	Sesuai
91		4	4	Sesuai
92		0	0	Sesuai
93		P	P	Sesuai
94		S	S	Sesuai

95	plat_uji_15	W	W	Sesuai
96		1	1	Sesuai
97		1	1	Sesuai
98		7	7	Sesuai
99		0	0	Sesuai
100		N	N	Sesuai
101		H	H	Sesuai
102	plat_uji_16	L	L	Sesuai
103		1	1	Sesuai
104		0	0	Sesuai
105		7	7	Sesuai
106		2	2	Sesuai
107		D	D	Sesuai
108		I	I	Sesuai
109	plat_uji_17	L	L	Sesuai
110		8	8	Sesuai
111		1	1	Sesuai
112		9	9	Sesuai
113		0	0	Sesuai
114		L	L	Sesuai
115		H	H	Sesuai
116	plat_uji_18	D	D	Sesuai
117		A	A	Sesuai
118		7	7	Sesuai
119		1	1	Sesuai
120		8	8	Sesuai
121		8	8	Sesuai
122		A	A	Sesuai
123		M	M	Sesuai
124	plat_uji_19	B	B	Sesuai
125		1	1	Sesuai
126		3	3	Sesuai
127		8	8	Sesuai

128		1	1	Sesuai
129		A	A	Sesuai
130		Z	Z	Sesuai
131	plat_uji_20	L	L	Sesuai
132		1	1	Sesuai
133		7	7	Sesuai
134		1	1	Sesuai
135		2	2	Sesuai
136		B	B	Sesuai
137		B	B	Sesuai
138	plat_uji_21	N	0	Tidak Sesuai
139		6	6	Sesuai
140		7	7	Sesuai
141		3	3	Sesuai
142		V	V	Sesuai
143		I	I	Sesuai
144	plat_uji_22	L	C	Tidak Sesuai
145		1	1	Sesuai
146		8	8	Sesuai
147		1	1	Sesuai
148		2	4	Tidak Sesuai
149		F	C	Tidak Sesuai
150		L	L	Sesuai
151	plat_uji_23	L	L	Sesuai
152		1	1	Sesuai
153		9	9	Sesuai
154		2	3	Tidak Sesuai
155		9	9	Sesuai
156		N	M	Tidak Sesuai
157		H	0	Tidak Sesuai
158	plat_uji_24	B	L	Tidak Sesuai
159		3	3	Sesuai
160		5	6	Tidak Sesuai

161		0	D	Tidak Sesuai
162		P	L	Tidak Sesuai
163		H	D	Tidak Sesuai
164		Y	Y	Sesuai
165	plat_uji_25	L	L	Sesuai
166		1	1	Sesuai
167		2	2	Sesuai
168		7	7	Sesuai
169		5	5	Sesuai
170		T	7	Tidak Sesuai
171		S	7	Tidak Sesuai
172	plat_uji_26	L	L	Sesuai
173		1	1	Sesuai
174		3	3	Sesuai
175		3	3	Sesuai
176		0	N	Tidak Sesuai
177		E	L	Tidak Sesuai
178		L	L	Sesuai
179	plat_uji_27	W	W	Sesuai
180		9	9	Sesuai
181		M	D	Tidak Sesuai
182		D	0	Tidak Sesuai
183	plat_uji_28	L	L	Sesuai
184		1	1	Sesuai
185		9	9	Sesuai
186		3	J	Tidak Sesuai
187		6	6	Sesuai
188		D	0	Tidak Sesuai
189		I	I	Sesuai
190	plat_uji_29	F	L	Tidak Sesuai
191		1	1	Sesuai
192		5	6	Tidak Sesuai
193		4	4	Sesuai

194		3	3	Sesuai
195		C	P	Tidak Sesuai
196		V	V	Sesuai
197	plat_uji_30	W	8	Tidak Sesuai
198		1	1	Sesuai
199		9	9	Sesuai
200		6	6	Sesuai
201		6	6	Sesuai
202		P	L	Tidak Sesuai
203		M	0	Tidak Sesuai
204	plat_uji_31	L	L	Sesuai
205		1	1	Sesuai
206		7	7	Sesuai
207		7	7	Sesuai
208		9	9	Sesuai
209		B	B	Sesuai
210		R	B	Tidak Sesuai
211	plat_uji_32	L	L	Sesuai
212		1	1	Sesuai
213		6	B	Tidak Sesuai
214		1	1	Sesuai
215		8	D	Tidak Sesuai
216		D	0	Tidak Sesuai
217		U	0	Tidak Sesuai
218	plat_uji_33	L	E	Tidak Sesuai
219		8	8	Sesuai
220		0	0	Sesuai
221		7	4	Tidak Sesuai
222		9	9	Sesuai
223		H	H	Sesuai
224		V	V	Sesuai
225	plat_uji_34	L	P	Tidak Sesuai
226		1	1	Sesuai

227		9	9	Sesuai
228		3	3	Sesuai
229		1	1	Sesuai
230		D	0	Tidak Sesuai
231		F	E	Tidak Sesuai
232	plat_uji_35	L	F	Tidak Sesuai
233		1	1	Sesuai
234		5	8	Tidak Sesuai
235		4	4	Sesuai
236		7	7	Sesuai
237		A	A	Sesuai
238		O	0	Tidak Sesuai
239	plat_uji_36	L	C	Tidak Sesuai
240		1	1	Sesuai
241		5	5	Sesuai
242		0	0	Sesuai
243		6	6	Sesuai
244		D	D	Sesuai
245		C	L	Tidak Sesuai
246	plat_uji_37	D	0	Tidak Sesuai
247		1	1	Sesuai
248		3	3	Sesuai
249		9	9	Sesuai
250		1	1	Sesuai
251		N	0	Tidak Sesuai
252		B	B	Sesuai
253	plat_uji_38	W	6	Tidak Sesuai
254		5	L	Tidak Sesuai
255		6	6	Sesuai
256		7	7	Sesuai
257		8	8	Sesuai
258		P	L	Tidak Sesuai
259		A	A	Sesuai

260	plat_uji_39	L	L	Sesuai
261		5	8	Tidak Sesuai
262		4	1	Tidak Sesuai
263		5	B	Tidak Sesuai
264		0	0	Sesuai
265		N	0	Tidak Sesuai
266		D	0	Tidak Sesuai
267		plat_uji_40	N	0
268	4		1	Tidak Sesuai
269	6		6	Sesuai
270	4		4	Sesuai
271	8		8	Sesuai
272	U		0	Tidak Sesuai
273	C		L	Tidak Sesuai

Jumlah kesesuaian target dengan hasil output pengujian:

Jumlah yang sesuai target : 215 Karakter Plat Nomor

Jumlah yang tidak sesuai target : 58 Karakter Plat Nomor

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BIOGRAFI PENULIS



Penulis bernama Chrystia Aji Putra, biasa disapa dengan panggilan Aji. Lahir di Bogor pada tanggal 8 Oktober 1986, dan merupakan anak kedua dari empat bersaudara. penulis mengawali pendidikan dasar di SD Negeri Pasir Gunung Selatan II Bogor. Dilanjutkan ke jenjang lebih tinggi di SLTP Negeri 251 Jakarta, dan SMA Negeri 20 Surabaya. Sebelum menempuh pendidikan Magister Teknik Elektro di Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya, penulis terlebih dahulu menyelesaikan pendidikan Strata 1 di Jurusan Teknik Informatika Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur periode 2004-2008. Semasa menjalani pendidikan S1, penulis juga aktif dalam kegiatan Resimen Mahasiswa Batalyon 806 "Giri Yudha Bhakti" dari tahun 2005-2008. Keseharian penulis saat ini adalah sebagai tenaga pengajar di Teknik Informatika Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur sejak tahun 2010. Bidang yang diminati penulis adalah Computing and Intelligent System. Penulis dapat dihubungi melalui email di chrystiaajiputra@gmail.com.