

Pengenalan Plat Nomor Mobil Menggunakan Metode *Learning Vector Quantization*

Beryl Labique Ahmadi¹, Agus Wahyu Widodo², Fitri Utamingrum³

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya
Email: ¹beryl.labique@gmail.com, ²a_wahyu_w@ub.ac.id, ³f3_ningrum@ub.ac.id

Abstrak

Jumlah kendaraan bermotor di Indonesia meningkat setiap tahun. Peningkatan jumlah kendaraan bermotor ini menimbulkan antrian panjang pada gerbang, mall, atau jalan tol yang membutuhkan proses pencatatan plat nomor. Penelitian ini akan membantu mempermudah proses pencatatan plat nomor dengan cara membuat sistem pengenalan plat nomor mobil dari sebuah citra digital. Langkah awal pada sistem pengenalan plat nomor adalah melakukan deteksi lokasi plat nomor dari sebuah citra digital yaitu dengan cara mengaplikasikan deteksi tepi vertikal, hal ini dilakukan untuk mendapatkan area plat nomor yang kaya dengan garis vertikal. Langkah berikutnya adalah melakukan segmentasi karakter pada potongan citra plat nomor yang sudah didapat sebelumnya dengan menggunakan algoritma *connected component*. Langkah terakhir adalah pengenalan karakter dengan menggunakan metode *Learning Vector Quantization*. Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan pada penelitian ini, diperoleh akurasi tertinggi sebesar 94% pada proses deteksi plat nomor, nilai *f-measure* tertinggi sebesar 0,88 pada proses segmentasi karakter dan pada proses pengenalan karakter menggunakan metode *Learning Vector Quantization* diperoleh akurasi tertinggi sebesar 86,67%.

Kata kunci: Jaringan Saraf Tiruan, Karakter, Mobil, Pengenalan, Pengolahan Citra Digital, Plat nomor

Abstract

The amount of vehicles in Indonesia increases every year, this causing long queues at gates, mall, or tolls that require the process of recording license plates. This research will help simplify the process of recording license plate by creating a vehicle license plate recognition system. The system will try to recognize the license plate from a digital image. The first step in the license plate recognition system is to detect the location of the license plate by applying vertical edge detection because the area of license plate contains rich edge and texture information. The next step is character segmentation, this is a process to get characters from license plate image. this can be done by applying connected component algorithm. The last step is character recognition using learning vector quantization algorithm. Based on the result of this research, the highest accuracy is 94% in the license plate detection process, the highest f-measure value is 0,88 in the character segmentation process and the highest accuracy for character recognition using Learning Vector Quantization algorithm is 86,67%.

Keywords: Character, Digital Image Processing, License Plate, Neural Network, Recognition, Vehicle

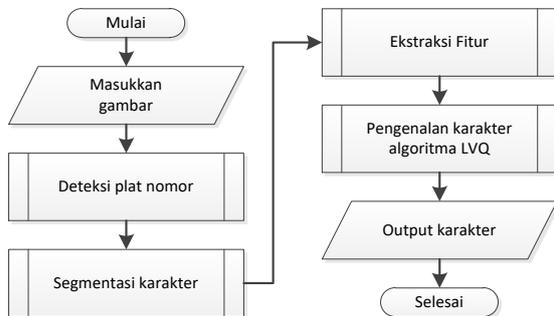
1. PENDAHULUAN

Laju pertumbuhan kendaraan bermotor di Indonesia mengalami peningkatan setiap tahun, peningkatan ini menimbulkan antrian panjang pada gerbang, mall, atau jalan tol yang membutuhkan proses pencatatan plat nomor. Untuk menangani permasalahan ini, sistem pengenalan plat nomor banyak dikembangkan. Pada penelitian ini proses pengenalan plat nomor dibagi menjadi 3 proses utama yaitu proses deteksi plat nomor, proses segmentasi

karakter, dan proses pengenalan karakter.

Pada penelitian ini, citra digital sebuah mobil digunakan sebagai input sistem. Langkah pertama adalah dengan melakukan konversi dari citra RGB menjadi citra *grayscale*. Langkah berikutnya adalah melakukan *image enhancement* pada area plat nomor sehingga pada proses deteksi tepi vertikal akan menghasilkan banyak garis vertikal pada area plat nomor. Setelah lokasi plat nomor diperoleh, langkah selanjutnya adalah melakukan segmentasi karakter dari potongan citra plat nomor. Langkah terakhir adalah

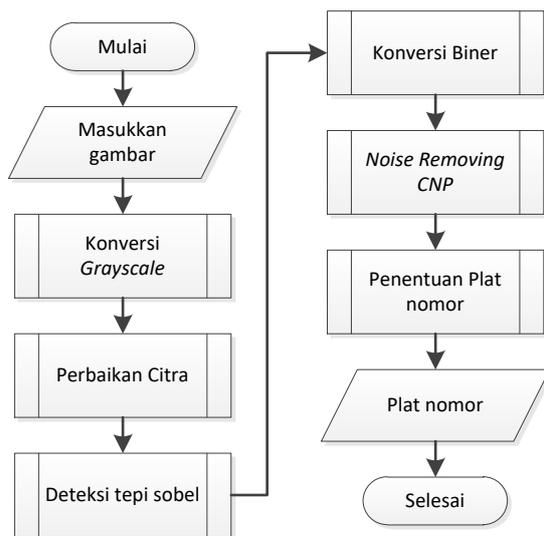
proses pengenalan karakter dengan menggunakan metode *learning vector quantization*. Gambar 1 menunjukkan *flowchart* sistem secara umum.



Gambar 1 *Flowchart* Sistem Secara Umum

2. DETEKSI PLAT NOMOR

Proses deteksi plat nomor adalah proses untuk menentukan lokasi plat nomor dari sebuah citra digital.



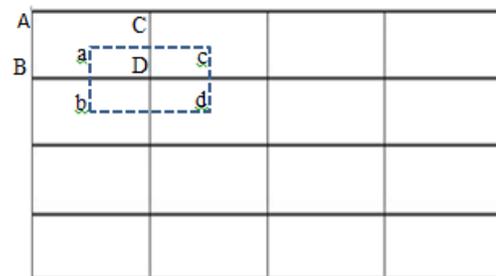
Gambar 2 *Flowchart* Proses Deteksi Plat Nomor

Tahap awal pada proses deteksi plat nomor adalah melakukan konversi citra RGB menjadi citra *Grayscale* kemudian melakukan perbaikan citra untuk memperkuat tekstur yang berada pada daerah plat nomor. Proses selanjutnya adalah mengaplikasikan algoritma deteksi tepi pada hasil dari proses perbaikan citra menggunakan operator sobel kemudian diubah menjadi citra biner. Tahap selanjutnya adalah mengaplikasikan algoritma untuk mengurangi noise dengan memberi label setiap objek yang terdeteksi berdasarkan panjangnya dan menghapus objek yang terlalu kecil atau terlalu panjang diluar ciri-ciri panjang karakter pada plat nomor. Tahap terakhir adalah menentukan

lokasi plat nomor berdasarkan kepadatan objek yang terdeteksi menggunakan interpolasi bilinear. Gambar 2 menunjukkan *flowchart* dari proses deteksi plat nomor.

2.1 Perbaikan Citra

Perbaikan citra dilakukan untuk memperkuat tekstur yang berada pada area plat nomor, langkah awal yang harus dilakukan adalah dengan cara membagi citra $n \times m$ menjadi k bagian, kemudian menghitung nilai *variance* dan *mean* pada setiap area sebesar $(n/k) \times (m/k)$ dengan pusat pada setiap *vertex* nya. Gambar 3 menunjukkan contoh perhitungan *variance* dan *mean* pada jendela ‘abcd’ dengan pusat *vertex* ‘D’.



Gambar 3 Contoh Area Perhitungan *Variance* dan *Mean*

Setelah nilai *variance* dan *mean* pada setiap *vertex* diperoleh, kemudian menghitung nilai *variance* dan *mean* pada setiap *pixel* dengan menggunakan interpolasi bilinear. Langkah selanjutnya adalah menentukan koefisien perbaikan yang ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$f(\sigma_{w_{i,j}}) = \begin{cases} \frac{3}{\frac{2}{400}(\sigma_{w_{i,j}}-20)^2+1} & \text{if } 0 \leq \sigma_{w_{i,j}} < 20 \\ \frac{3}{\frac{2}{1600}(\sigma_{w_{i,j}}-20)^2+1} & \text{if } 20 \leq \sigma_{w_{i,j}} < 60 \\ 1 & \text{if } \sigma_{w_{i,j}} \geq 60 \end{cases} \quad (1)$$

Dimana $\sigma_{w_{i,j}}$ adalah nilai *variance* pada *window* dengan pusat titik i,j . Setelah nilai *variance* pada seluruh titik didapatkan, langkah terakhir adalah menghitung nilai hasil perbaikan pada setiap *pixel* yang ditunjukkan pada Persamaan (2).

$$f'_{i,j} = f(\sigma_{w_{i,j}})(f_{i,j} - \bar{f}_{i,j}) + \bar{f}_{i,j} \quad (2)$$

Dimana $f'_{i,j}$ adalah nilai *pixel* hasil perbaikan, $f(\sigma_{w_{i,j}})$ adalah koefisien perbaikan,

dan $\bar{f}_{i,j}$ adalah nilai *mean* pada titik i,j .

6.

2.2 Noise Removing (CNP)

Proses selanjutnya adalah mengurangi *noise* yang tidak diinginkan dengan menggunakan algoritma *connected neighborhood pixel*, algoritma yang digunakan pada proses ini membutuhkan 3 kali penelusuran terhadap citra biner. Penelusuran pertama dilakukan untuk memastikan panjang sebuah objek dari sudut kiri-atas menuju sudut kanan-bawah kemudian disimpan pada matriks M. Penelusuran kedua dilakukan untuk memastikan panjang sebuah objek dari sudut kanan-bawah menuju sudut kiri-atas kemudian disimpan pada matriks N. Penelusuran terakhir akan menjumlahkan nilai dari penelusuran yang pertama dan kedua kemudian mengeliminasi objek yang terlalu panjang dan objek yang terlalu pendek.

0	0	0	0	0	1	0
0	1	0	0	0	2	0
0	2	0	0	0	0	0
0	0	3	0	0	0	0
1	0	0	4	0	0	0
2	0	0	5	6	0	0
0	0	0	0	0	0	0

Gambar 4 Contoh Hasil Penelusuran Pertama

Penelusuran akan memberi label sesuai dengan panjang dari objek itu sendiri. Gambar 4 dan 5 adalah contoh hasil dari penelusuran pertama dan kedua secara berturut-turut.

0	0	0	0	0	2	0
0	6	0	0	0	1	0
0	5	0	0	0	0	0
0	0	4	0	0	0	0
2	0	0	3	0	0	0
1	0	0	2	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0

Gambar 5 Contoh Hasil Penelusuran Kedua

Hasil penelusuran pertama dan kedua tersebut akan dijumlahkan untuk menghasilkan matriks baru seperti digambarkan pada Gambar

0	0	0	0	0	3	0
0	7	0	0	0	3	0
0	7	0	0	0	0	0
0	0	7	0	0	0	0
3	0	0	7	0	0	0
3	0	0	7	7	0	0
0	0	0	0	0	0	0

Gambar 6 Matriks Hasil Penjumlahan

Matriks hasil penjumlahan dari penelusuran pertama dan kedua menghasilkan matriks baru yang sudah berhasil memberi label setiap objek sesuai dengan panjang objek tersebut. Langkah terakhir adalah melakukan eliminasi terhadap objek yang dianggap terlalu panjang atau terlalu pendek.

2.3 Penentuan Lokasi Plat Nomor

Langkah terakhir pada proses deteksi plat nomor adalah menentukan letak plat nomor pada citra biner yang sudah melalui serangkaian proses sebelumnya. Algoritma yang digunakan mirip dengan perbaikan citra, tetapi pada proses pencarian plat nomor ini tidak menggunakan nilai *Variance* atau *Mean* melainkan menggunakan nilai Total *pixel* putih yang terdapat pada suatu area. Setelah nilai dari setiap *pixel* menunjukkan jumlah titik putih pada area disekitarnya, kemudian *pixel* dengan nilai kurang dari 40% dari nilai nilai maksimal akan diberi nilai hitam sedangkan *pixel* lainnya akan diberi nilai putih.



Gambar 7 Hasil Proses Deteksi Plat Nomor

3. SEGMENTASI KARAKTER

Segmentasi karakter dilakukan pada citra potongan plat nomor yang didapat dari proses sebelumnya. Segmentasi karakter dilakukan dengan menggunakan *connected component* aturan *4-connectivity*.

4. PENGENALAN KARAKTER METODE LVQ

Pengenalan karakter dilakukan dengan menggunakan metode *learning vector quantization*. *Learning Vector Quantization* merupakan salah satu jaringan saraf tiruan yang melakukan pembelajaran secara terawasi. LVQ mengklasifikasikan *input* secara berkelompok ke dalam kelas yang sudah didefinisikan melalui jaringan yang telah dilatih. Dengan kata lain LVQ mendapatkan *n input* dan mengelompokkan ke dalam *m output*. Secara garis besar, algoritma LVQ adalah sebagai berikut.

1. Menentukan masing-masing kelas output, menentukan bobot awal, dan menetapkan *learning rate* α .
2. Bandingkan masing-masing *input* dengan masing-masing bobot yang telah ditetapkan dengan melakukan pengukuran jarak antara masing-masing bobot w_0 dan input x_p . Perhitungan bobot ditunjukkan pada Persamaan (3).

$$\|x_p - w_0\| \tag{3}$$

3. Nilai minimum dari hasil perbandingan itu akan menentukan kelas dari vektor input dan perubahan bobot dari kelas tersebut. Perubahan untuk bobot baru (w_0') dapat dihitung dengan Persamaan (4) jika kelas dengan jarak terpendek sama dengan target kelas, sedangkan Persamaan (5) digunakan jika kelas dengan jarak terpendek tidak sama dengan target kelas.

$$w_0' = w_0 + \alpha (x - w_0) \tag{4}$$

$$w_0' = w_0 - \alpha (x - w_0) \tag{5}$$

perhitungan diatas akan dilakukan terus-menerus sampai nilai bobot tidak berubah jika ada input baru. Hal ini tentu saja membutuhkan keperluan memori yang sangat besar untuk melakukan perhitungan. Untuk itu, dalam melakukan perhitungan LVQ bisa ditentukan maksimal perulangan (*epoch*) (Putra, 2010).

5. PENGUJIAN DAN ANALISIS

Pengujian pertama dilakukan pada perbesaran kamera untuk mengetahui pengaruh perbesaran kamera pada akurasi hasil deteksi plat nomor

Tabel 1 Pengujian Perbesaran Deteksi Plat Nomor

	3.4x	4.7x	5.7x	6.6x
Jumlah	36	73	54	56
Benar	28	62	50	43
Akurasi	79	84	94	76

Pengujian kedua dilakukan pada perbesaran kamera terhadap nilai *f-measure* pada proses segmentasi karakter.

Tabel 2 Pengujian Perbesaran Segmentasi Karakter

	3.4x	4.7x	5.7x	6.6x
Jumlah	185	431	336	239
Benar	167	335	309	148
<i>f-measure</i>	0,67	0,77	0,88	0,73

Pengujian terakhir dilakukan pada nilai *learning rate* pada proses pengenalan karakter dengan menggunakan data perbesaran 5.7x

Tabel 3 Pengujian *Learning Rate*

Learning Rate	0.05	0.10	0.15
Jumlah	309	309	309
Benar	246	229	223
Akurasi	86,67%	85,67%	85%

Dari tabel 3 diatas dapat dilihat bahwa semakin tinggi nilai *learning rate* akan membuat tingkat akurasi semakin rendah. Hal ini dikarenakan semakin tinggi nilai *learning rate* maka perubahan bobot pada setiap iterasi juga akan semakin besar. Pada kasus ini, perubahan bobot yang mendadak akan mempengaruhi proses pembelajaran dengan memasukkan data pembelajaran menuju kelas yang tidak seharusnya.

6. KESIMPULAN

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini adalah

1. Deteksi plat nomor pada citra digital dapat dilakukan dengan mengaplikasikan algoritma deteksi tepi, konversi biner, algoritma *noise removing* menggunakan algoritma *connected neighborhood pixel*, dan algoritma pencarian plat nomor menggunakan interpolasi bilinear.
2. Akurasi maksimal pada proses deteksi plat nomor mencapai 94% dengan nilai *Threshold* sebesar 60% dan perbesaran kamera sebesar 5.7x.
3. Segmentasi karakter yang dilakukan dengan algoritma *connected component* menggunakan aturan *4-connectivity*

diperoleh nilai *f-measure* terbaik sebesar 0,88.

4. Pengaruh *learning rate* pada akurasi untuk proses pengenalan karakter yaitu semakin besar *learning rate* maka akan semakin kecil akurasi yang didapatkan. Akurasi terbaik mencapai 86,67% dengan nilai *learning rate* sebesar 0,05.

7. DAFTAR PUSTAKA

- Ashoori-Lalimi, M., & Ghofrani, S., 2011. *An Efficient Method for Vehicle License Plate Detection in Complex Scenes*. [e-journal]. Tersedia di: <https://file.scirp.org/pdf/CS20110400009_54290445.pdf> [Diakses 10 April 2017]
- Chen, B., Cao, W. & Zhang. H., 2008. *An Efficient Algorithm on Vehicle License Plate Location*. [e-journal]. Tersedia di: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/4636370/>> [Diakses 10 April 2017]
- Nagare, A.P., 2011. *License Plate Character Recognition System using Neural Network*. [e-journal]. Tersedia di: <<http://www.ijcaonline.org/volume25/number10/pxc3874345.pdf>> [Diakses 10 April 2017]
- Puspitaningrum, D., 2006. *Pengantar Jaringan Saraf Tiruan*. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- Putra, D., 2010. *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- Xu, H., Yu, F., Jiao, J. & Song, H., 2005. *A New Approach of the Vehicle License Plate Location*. [e-journal]. Tersedia di: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/1579096/>> [Diakses 10 April 2017]
- Zheng, D., Zhao, Y. & Wang, J., 2005. *An efficient method of license plate location*. [e-journal]. Tersedia di: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865505001406>> [Diakses 10 April 2017]