

DETEKSI PLAT NOMOR KENDARAAN DENGAN MENGGUNAKAN METODE *HOUGH TRANSFORM* DAN *SUPPORT VECTOR MACHINE*

¹Syai'in Bayu Nurcahyo, ²Eva Yulia Puspaningrum, ³Wahyu S.J Saputra

Email: ¹syaiinbayu@gmail.com, ²evapuspaningrum.if@upnjatim.ac.id,
³wahyu.s.j.saputra.if@upnjatim.ac.id

^{1,2,3} Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, UPN "Veteran" Jawa Timur

Abstrak

Teknik-teknik deteksi pola telah berkembang dengan sangat pesat. Deteksi tidak lagi terbatas pada deteksi citra wajah dan tulisan tangan, tetapi meliputi hampir semua objek yang berbentuk citra digital, antara citra biomedis dan citra kendaraan. Salah satu teknik deteksi yang banyak digunakan adalah Transformasi Hough. Untuk mengidentifikasi hasil dari transformasi Hough yang sudah dilakukan sebelumnya, dilakukan dengan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Proses deteksi SVM didahului dengan proses *thresholding* pada citra yang bertujuan untuk mengubah derajat keabuan menjadi citra biner agar dapat diketahui daerah mana yang termasuk *background* dan obyek pada citra. Sistem deteksi lokasi plat dan nomor pada kendaraan yang dihasilkan dari penelitian ini dapat menjadi referensi untuk pengembangan sistem deteksi yang sudah ada dalam meningkatkan akurasi dari pendeteksian pada plat nomor kendaraan. Namun masih perlu adanya perubahan atau peningkatan akurasi dari metode yang digunakan dalam penelitian ini agar mampu menghasilkan suatu sistem yang dapat mendeteksi plat nomor kendaraan dengan akurasi yang lebih baik.

Kata Kunci : Citra, Plat Nomor, Deteksi Lokasi, Transformasi Hough, *Support Vector Machine* (SVM).

I. PENDAHULUAN

Sebuah kendaraan akan memiliki tanda pengenal berupa kode unik Tanda Nomor Kendaraan Bermotor atau TNKB. TNBK terdiri dari 4 warna, hitam untuk pribadi, kuning untuk angkutan umum, merah untuk instansi pemerintah dan putih untuk kendaraan baru. Kode dalam TNKB terdiri dari dua baris, baris pertama terdiri dari huruf yang menunjukkan kode wilayah, diikuti dengan nomor dan kode area yang menunjukkan kabupaten domisili pemilik kendaraan. Baris kedua menunjukkan bulan dan tahun masa berlaku TNBK (Aris Budianto D. M., 2018).

Studi kasus ini sendiri diambil untuk mengimplementasikan dua hal yang tentang pendeteksian lokasi dari sebuah plat dalam kendaraan dan setelah lokasi plat tersebut ditemukan maka sebuah sistem harus dapat membaca plat tersebut secara benar. Yaitu dengan menggunakan metode *Hough Transform* dan *Support Vector Machine*. Metode Transformasi *Hough* akan mendeteksi garis horizontal sebagai kandidat sisi plat, kemudian membandingkan tiap-tiap garis dalam tahap *thresholding* untuk menemukan pasangan tinggi plat secara vertikal dan lebar plat secara horizontal. Sistem diharapkan mampu mendeteksi posisi plat kendaraan dan dapat membedakan objek area plat dengan objek lainnya dalam citra kendaraan.

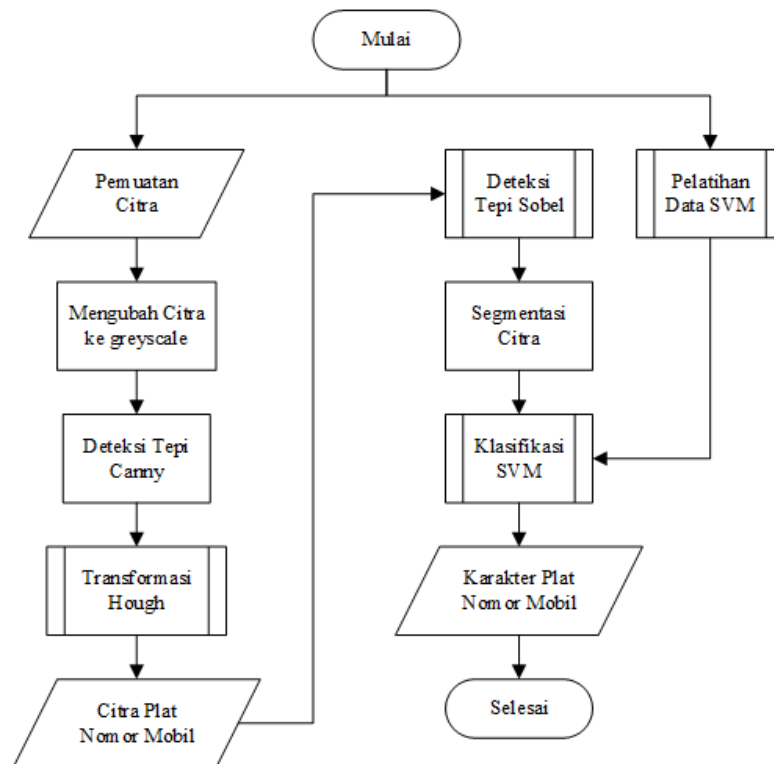
Metode SVM merupakan metode untuk *pattern recognition* yang bekerja atas prinsip menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua buah *class* pada *input space* dan mencari titik maksimalnya. SVM memiliki akurasi yang baik dalam pengenalan pola. Kelebihan lain dari metode SVM adalah pada proses *learning* yang cepat. Sedangkan kekurangan SVM sulit dipakai dalam problem jumlah *sample* besar. Metode SVM digunakan oleh beberapa peneliti, antara lain (Noprianto et al., 2017).

II. METODE PENELITIAN

2.1 Analisa Data

Data yang digunakan dalam penelitian tugas akhir adalah data yang berbentuk citra digital. Data training dari penelitian ini menggunakan angka 0 sampai 9 dan huruf A sampai Z. Jumlah data yang digunakan dalam uji hasil sebanyak 20 citra. Dan format dari citra tersebut berekstensi JPG. Data uji citra yang akan digunakan adalah data citra yang sebelumnya telah diperoleh dari lingkungan parkir yang ada di Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur.

2.2 Analisa Sistem



Gambar 1. Alur Sistem

Alur kerja yang ditunjukkan dalam gambar 1, yaitu *user* memasukkan data citra digital yang akan dilakukan pendeteksian. Data yang sudah dimasukkan kemudian akan masuk ke dalam *preprocessing* yang terdiri dari pembacaan citra, mengubah citra RGB menjadi *grayscale* dan *filtering*. Data citra yang sudah melewati *preprocessing* akan masuk ke dalam tahap penggunaan metode *Hough* yang terdiri dari transformasi ke parameter ruang dan mendeteksi kandidat garis horizontal pada plat. Untuk selanjutnya adalah tahap *thresholding* yang berguna untuk mencocokkan kandidat garis horizontal pada plat. Hasil dari *thresholding* akan langsung diproses ke dalam metode SVM untuk dilakukan pendeteksian nomor plat tersebut yang nantinya hasilnya akan diurutkan dan digabung. Hasil dari sistem deteksi plat nomor ini berupa tabel yang berisikan data citra asli, hasil dari *Hough* dan hasil dari SVM.

2.3 Mengubah Citra ke Greyscale

Preprocessing grayscale merupakan proses untuk mengkonversi citra RGB menjadi citra *grayscale*. Tahap *grayscale* akan menyederhanakan 3 matriks warna

tersebut menjadi satu 1 matriks dengan mengambil rata-rata nilai dari masing-masing 3 matriks warna tersebut.

Suatu citra *grayscale* atau abu-abu pada sebuah *image* digital adalah *image* yang pada setiap *pixel*-nya merupakan sampel tunggal dan hanya berisikan informasi intensitas warna putih dan hitam, dimana warna hitam pada bagian yang berintensitas lemah dan warna putih pada bagian yang berintensitas terkuat. Dalam pengimplementasiannya, perubahan citra dari citra RGB ke citra abu-abu dapat menggunakan rumus berikut.

$$I(i, j) = \frac{R(i, j) + G(i, j) + B(i, j)}{3} \quad (1)$$

Dimana :

I (i,j) = Nilai intensitas citra *grayscale*

R (i,j) = Nilai intensitas warna merah dari citra asal

G (i,j) = Nilai intensitas warna hijau dari citra asal

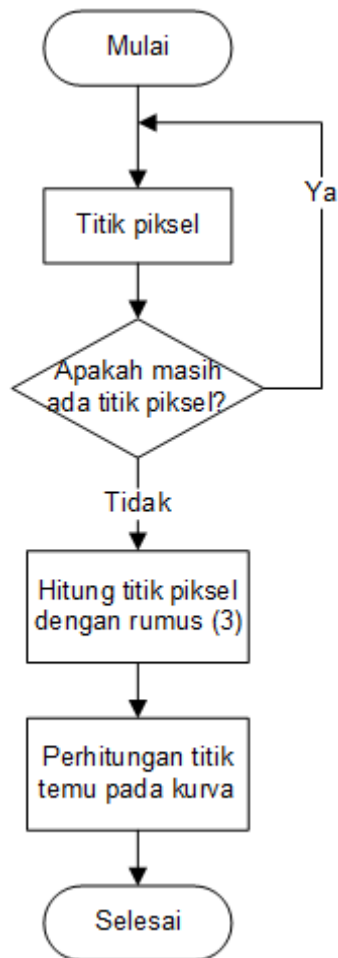
B (i,j) = Nilai intensitas warna biru dari citra asal (Lutfi Rinanto, 2013).

2.4 Deteksi Tepi Canny

Deteksi tepi ini dilakukan untuk mendeteksi tepian – tepian citra dari citra abu – abu ke citra biner. Metode ini diambil karena dapat mendeteksi tepian dengan ketebalan *edge* yang bernilai satu piksel yang dimaksudkan untuk melokalisasi posisi *edge* pada citra sepresisi mungkin. Hal yang pertama dilakukan oleh metode ini adalah menggunakan gaussian filter untuk menghilangkan noise. Algoritma kemudian menemukan besarnya gradien dan arah dengan menghitung turunan-x dan turunan-y yang kemudian melakukan apa yang disebut dengan penindasan non-maksimal, dimana ia melacak disepanjang puncak yang naik dari tepi dan menetapkan piksel – piksel yang tidak di atas hubungan ke nol, akhirnya menghasilkan garis tipis pada hasilnya.

2.5 Transformasi Hough

Transformasi Hough (TH) merupakan teknik pengalokasian bentuk-bentuk dalam gambar. Secara khusus, transformasi ini digunakan untuk ekstraksi garis, lingkaran dan elips. Gagasan dari Transformasi Hough adalah membuat persamaan dari suatu piksel dan mempertimbangkan semua pasangan yang memenuhi persamaan ini. Semua pasangan ditempatkan pada suatu larik akumulator, yang disebut larik transformasi. Transformasi Hough menggunakan bentuk para metrik dan mengestimasi nilai parameter dengan menggunakan mekanisme pemungutan suara terbanyak atau voting dalam menentukan nilai parameter yang tepat. (Asri, 2015).

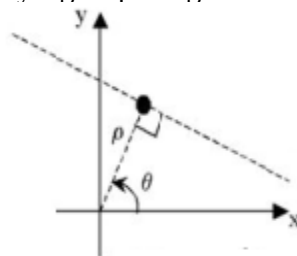


Gambar 2. Flowchart proses transformasi Hough

Dalam transformasi hough, beberapa garis yang berpotongan pada suatu titik dalam sebuah citra bila ditransformasikan ke ruang parameter m-c, akan mendapatkan sebuah garis lurus yang dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$y_i = mx_i + c \quad (2)$$

Sebaliknya jika garis lurus dalam sebuah citra ditransformasikan ke ruang parameter ρ - θ , akan diperoleh beberapa garis yang berpotongan dalam suatu titik dalam ruang parameter.



Gambar 3. Transformasi domain citra ke domain Hough (Asri, 2015)

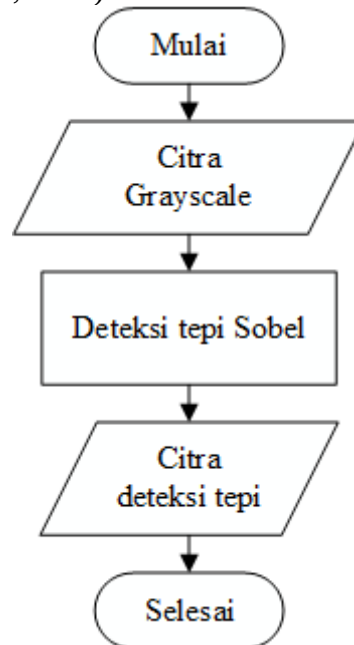
Penerapan Transformasi Hough untuk mencari objek garis dapat diperlihatkan pada gambar 2, untuk setiap titik (x,y) dalam kawasan citra akan dikonversi ke dalam kawasan Hough menjadi:

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (3)$$

ρ adalah jarak tegak lurus atau vertikal dari asal garis pada sudut θ yang akan dibatasi untuk $0 < \theta < \pi$ yang dapat menghasilkan nilai θ negatif (Asri, 2015).

2.6 Deteksi Tepi Sobel

Tepian citra atau *edge* adalah posisi dengan intensitas piksel dari citra berubah dari nilai rendah ke nilai tinggi atau sebaliknya. Tepi umumnya terdapat pada batas antara dua daerah berbeda pada suatu citra. Tepi dapat diorientasikan dengan suatu arah, dan arah ini berbeda-beda bergantung pada perubahan intensitas. Salah satu operator deteksi tepi yang umum digunakan yaitu Operator Sobel. Operator Sobel merupakan operator yang lebih sensitif dengan tepian diagonal. Jadi pada penelitian kali ini akan menggunakan deteksi tepi sobel. Kelebihan dari metode ini dapat mengurangi *noise* sebelum melakukan perhitungan deteksi tepi (Asri, 2015).



Gambar 4. Flowchart proses deteksi tepi

Operator Sobel menggunakan kernel operator gradient sumbu-x dan gradient sumbu-y 3x3 sebagai berikut:

1	0	-1
2	0	-2
1	0	-1

Sumbu-X

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

Sumbu-Y

Operator Sobel melakukan deteksi tepi dengan memperhatikan tepi vertikal dan horizontal. Gradient magnitude dari operator Sobel adalah sebagai berikut:

$$G_x = [f(i-1, j-1) + 2f(i-1, j) + f(i-1, j+1)] \\ - [f(i+1, j-1) + 2f(i+1, j) + f(i+1, j+1)]$$

$$G_y = [f(i-1, j-1) + 2f(i, j-1) + f(i+1, j-1)] \\ - [f(i-1, j+1) + 2f(i, j+1) + f(i+1, j+1)]$$

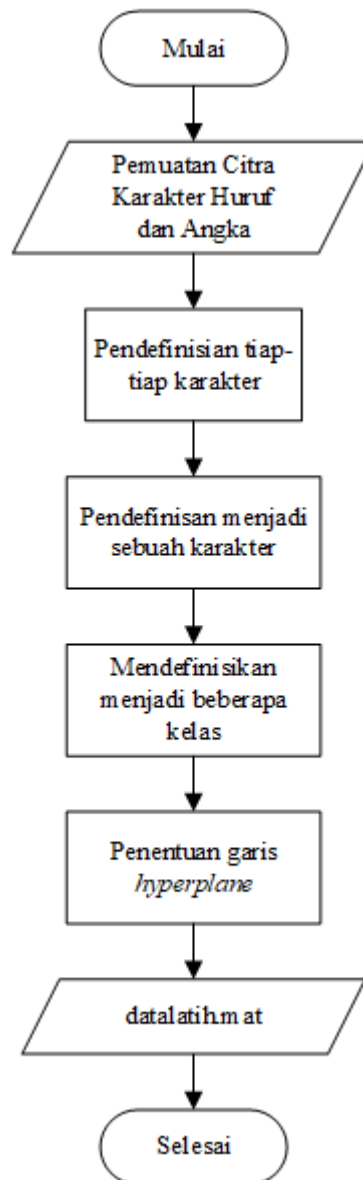
$$G[f(x, y)] = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (4)$$

2.7 Segmentasi Citra

Segmentasi membagi citra menjadi beberapa objek atau beberapa region. Segmentasi dilakukan sampai objek yang diinginkan dalam suatu aplikasi, telah terpisahkan dari objek aslinya. Algoritma segmentasi citra umumnya didasarkan pada salah satu dari diskontinuitas atau similaritas. Pada diskontinuitas, citra dipartisi berdasarkan perbedaan intensitas yang mencolok, misalnya edge (tepi) dari citra. Sedangkan pada similaritas, citra dibagi menjadi beberapa region berdasarkan kesamaan yang dimiliki dalam hal kriteria- kriteria yang telah ditentukan sebelumnya (Sholehudin, A. F. 2017).

2.8 Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)

SVM merupakan salah satu metode dalam *pattern recognition* yang bekerja atas prinsip menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua buah *class* pada *input space* dan mencari titik maksimalnya. SVM memiliki akurasi yang baik dalam pengenalan pola. Kelebihan lain dari metode SVM adalah pada proses *learning* yang cepat. Sedangkan kekurangan SVM sulit dipakai dalam problem jumlah *sample* besar (Aris Budianto D. M., 2018).



Gambar 5. Flowchart proses pelatihan data SVM

Pada dasarnya SVM mempunyai 2 jenis yaitu Linier dan non-Linier. Linear SVM merupakan linear *classifier* dengan margin paling maksimal. Linear SVM mencari *hyperplane* dengan margin paling maksimal diantara *hyperplane* menghasilkan *hyperplane* terbaik untuk memisahkan kedua *calss*. Linear SVM bila diterapkan pada data satu dimensi maka akan digunakan fungsi model SVM satu dimensi sebagai berikut.

$$\frac{1}{2}(w^i)^T w^i + C \sum_{j=1}^{\lambda} t_j^i \quad (5)$$

Terdapat k fungsi pemisah,

$$w^1 x + b^1, w^2 x + b^2, \dots, w^k x + b^k \quad (6)$$

Dimana Y pada fungsi ini merupakan hasil klasifikasi, X_k merupakan data yang digunakan untuk diklasifikasi dan a dan b , merupakan nilai koefisien.

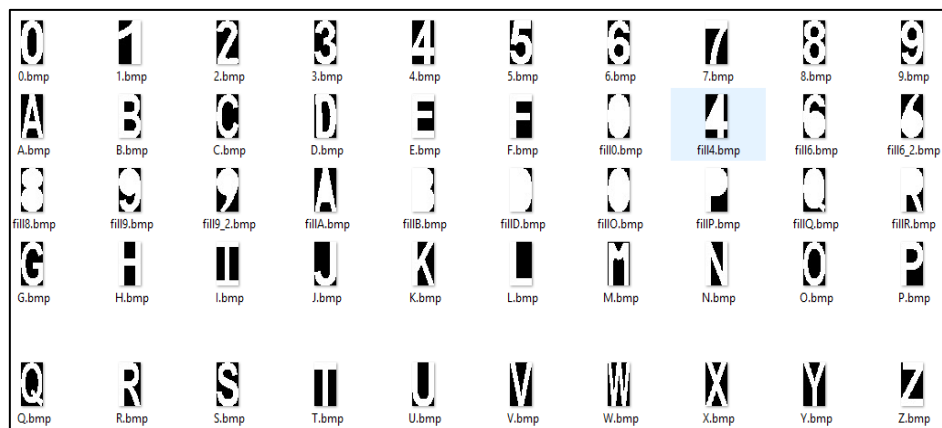
Dalam melakukan langkah pengujian pada data SVM ini harus menggunakan rumus seperti dibawah.

$$f(x) = (x_1 + x_2 - b) \quad (7)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

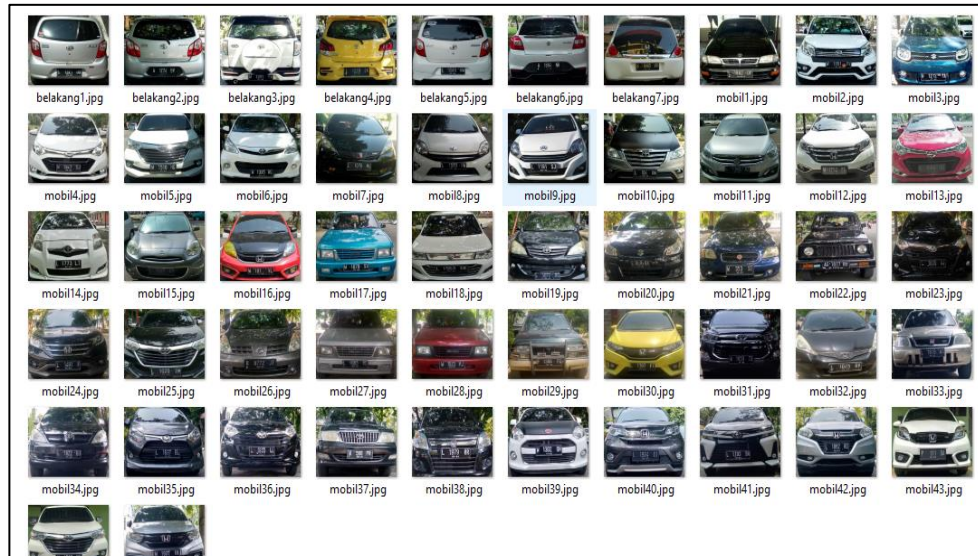
Proses pertama ialah melakukan pelatihan data dalam mengenali karakter plat mobil. Training data pada awal program ini digunakan setelah hasil dari klasifikasi Support Vector Machine telah selesai dan akan dilakukan pengenalan karakter pada setiap karakter. Data training akan disimpan dalam bentuk .mat dengan menggunakan matlab dengan nama file datalatih.mat dan datatarget.mat yang digunakan untuk mengetahui berapa banyak *class* yang ada pada citra latih. Ini harus dilakukan diawal sistem berjalan untuk menanggulangi kesalahan dalam sistem SVM.

Selanjutnya adalah pemuatan citra, tahap ini adalah tahap utama karena tanpa tahap ini maka semua sistem akan percuma karena tidak adanya data citra yang dideteksi. Untuk tahap transformasi hough dilakukan untuk mendeteksi lokasi plat pada citra mobil dengan bantuan '*Bounding box*', ini dilakukan untuk memaksimalkan hasil dari metode transformasi hough. Hasil dari transformasi hough akan di proses pada tahap SVM yang didalamnya meliputi proses pengklasifikasian karakter dan pengenalan pada tiap karakter yang terdeteksi. Hasil dari pengenalan karakter nantinya akan berbentuk teks pada kolom hasil pada GUI.



Gambar 6. Citra data latih

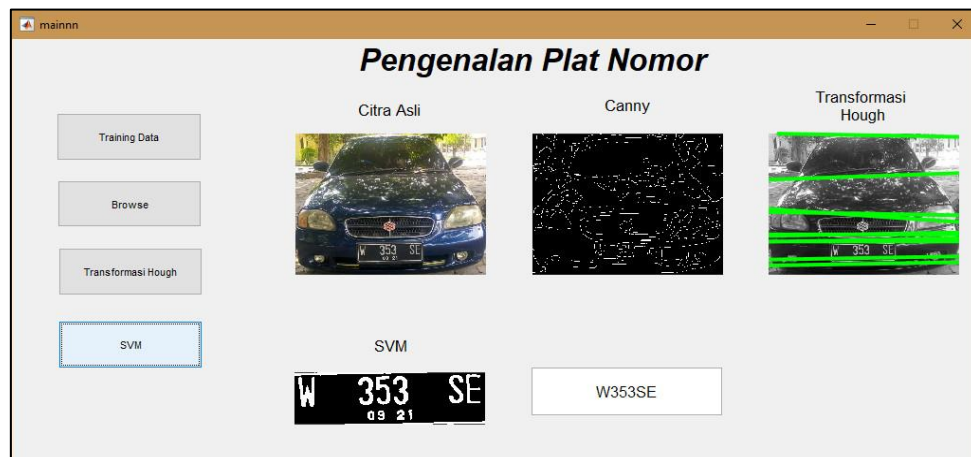
Pada gambar data latih tersebut sudah dalam kondisi menjadi citra biner, ini dilakukan untuk meminimalkan waktu dan proses pada bagian SVM agar lebih cepat daripada harus memuat data citra RGB. Dan untuk kumpulan data uji sebagai berikut.



Gambar 7. Citra data uji

3.1 Hasil Dalam GUI

Tampilan pada bagian plat adalah hasil dari proses transformasi hough dengan melakukan proses pemotongan pada citra plat yang terdeteksi sesuai dengan hasil dari transformasi hough. Hasil dari bagian plat nantinya akan berbentuk hitam putih karena dalam prosesnya harus melalui proses binerisasi terlebih dahulu.



Gambar 8. Plat dan karakter terdeteksi



Gambar 9. Hasil segmentasi

3.2 Evaluasi Confution Matrix

Terdapat dua jenis metode yang digunakan dalam proses pengenalan plat nomor kendaraan yaitu deteksi lokasi plat nomor dengan transformasi hough dan pengenalan karakter dengan menggunakan metode SVM (Support Vector Machine).

Tabel 3.1 Hasil pengujian transformasi hough

Prediksi		Nilai Sebenarnya	
		Plat	Bukan Plat
	Plat	9 (TP)	36 (FP)
	Bukan Plat	0 (FN)	7 (TN)

Dari hasil perhitungan yang sudah dilakukan pada metode transformasi hough diatas dapat dilihat bahwa nilai dari akurasi sebesar 0,307 dengan recall dengan nilai 1 dan presisi dengan nilai 0,2. Hasil dari recall dan presisi akan masuk kedalam perhitungan F-measure dengan nilai total sebesar 0,33.

Setelah melakukan perhitungan pada metode transformasi hough maka selanjutnya adalah melakukan perhitungan dari metode klasifikasi SVM (*Support Vector Machine*) sebagai berikut.

Tabel 3.2 Hasil pengujian SVM

Prediksi		Nilai Sebenarnya	
		Sesuai Karakter	Tidak Sesuai Karakter
	Sesuai Karakter	2 (TP)	7 (FP)
	Tidak Sesuai Karakter	0 (FN)	7 (TN)

Dari hasil perhitungan yang sudah dilakukan pada metode SVM (*Support Vector Machine*) dalam mengenali karakter diatas dapat dilihat bahwa nilai dari akurasi sebesar 0,56 dengan recall dengan nilai 1 dan presisi dengan nilai 0,22. Hasil dari recall dan presisi akan masuk kedalam perhitungan F-measure dengan nilai total sebesar 0,36. Nilai ini sedikit lebih besar dibandingkan dengan transformasi hough dalam mendeteksi lokasi plat nomor mobil.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, maka dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut :

- Persentase rata-rata akurasi hasil dari pengujian metode transformasi hough dan SVM adalah 31% dan 56%.
- Dengan menguji data uji sebanyak 52 citra pada kedua metode dengan hasil nilai rata-rata recall dengan nilai 1 dengan rata-rata nilai presisi 0,2 dan 0,11.
- Kurangnya data latih dalam pengenalan karakter sangat mempengaruhi hasil dari metode SVM.