

**PENERAPAN METODE HOUGH TRANSFORM UNTUK
DETEKSI PLAT NOMOR KENDARAAN DAN HISTOGRAM
OF ORIENTED GRADIENT UNTUK EKSTRAKSI FITUR
KARAKTER**

TUGAS AKHIR

Diajukan sebagai syarat untuk menyelesaikan
Program Studi Strata-1 Departemen Informatika

Disusun Oleh:
Jeffry Saputra
1115040



**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
INSTITUT TEKNOLOGI HARAPAN BANGSA
BANDUNG
2019**

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	i
LEMBAR PERNYATAAN HASIL KARYA PRIBADI	i
ABSTRAK	i
ABSTRACT	i
PEDOMAN PENGGUNAAN TUGAS AKHIR	i
KATA PENGANTAR	i
DAFTAR ISI	iii
DAFTAR TABEL	iv
DAFTAR GAMBAR	v
I PENDAHULUAN	1-1
1.1 Latar Belakang	1-1
1.2 Rumusan Masalah	1-2
1.3 Tujuan Penelitian	1-2
1.4 Batasan Masalah	1-3
1.5 Kontribusi Penelitian	1-3
1.6 Metodologi Penelitian	1-3
1.7 Sistematika Pembahasan	1-4
II LANDASAN TEORI	2-1
2.1 Tinjauan Pustaka	2-1
2.1.1 Citra Digital	2-1
2.1.2 Pengolahan Citra	2-1
2.1.3 Pengabuan Citra	2-2
2.1.4 Deteksi Tepi	2-2
2.1.5 <i>Hough Transform</i>	2-3
2.1.6 Segmentasi	2-5
2.1.7 Fitur pada Citra	2-5
2.1.8 <i>Histogram of Oriented Gradient</i>	2-5

2.1.9	<i>Support Vector Machine</i>	2-8
2.1.10	<i>Confusion Matrix</i>	2-11
2.1.11	Penggunaan <i>Library</i>	2-12
2.2	Tinjauan Studi	2-13
2.2.1	<i>State of the Art</i>	2-13
2.2.2	Pembahasan Penelitian Terkait	2-16
2.3	Tinjauan Objek	2-17
2.3.1	Tanda Nomor Kendaraan Bermotor	2-17
2.3.2	Jenis TNKB	2-19
2.3.3	<i>Dataset Tel-U Vehicle Data-set V1.0</i>	2-19
III	ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM	3-1
3.1	Analisis Masalah	3-1
3.2	Kerangka Pemikiran	3-1
3.3	Urutan Proses Global	3-2
3.3.1	Proses <i>Training</i>	3-3
3.3.2	Proses <i>Testing</i>	3-4
3.4	Analisis Manual	3-5
3.4.1	<i>Dataset</i>	3-5
3.4.2	Tahap Pendeteksian Lokasi Plat Nomor	3-6
3.4.3	Tahapan Segmentasi Karakter	3-17
3.4.4	<i>Histogram of Oriented Gradient</i>	3-17
3.4.5	<i>Support Vector Machine</i>	3-22
IV	IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN	4-1
4.1	Lingkungan Implementasi	4-1
4.1.1	Spesifikasi Perangkat Keras	4-1
4.1.2	Lingkungan Perangkat Lunak	4-1
4.2	Implementasi Perangkat Lunak	4-1
4.2.1	Daftar <i>Class</i> dan <i>Method</i> Gradient	4-2
4.2.2	Daftar <i>Class</i> dan <i>Method</i> GradientCell	4-3
4.2.3	Daftar <i>Class</i> dan <i>Method</i> HOG	4-3
4.2.4	Daftar <i>Class</i> dan <i>Method</i> SVM	4-4
4.3	Pengujian	4-5
4.3.1	Pengujian dengan Ukuran Sel 4 dan Jumlah <i>bin</i> 4	4-5
V	PENUTUP	5-1
5.1	Kesimpulan	5-1

5.1.1	Saran	5-2
-------	-----------------	-----

DAFTAR REFERENSI	vi
-------------------------	-----------

DAFTAR TABEL

2.1	Tabel fungsi <i>Library</i> OpenCV	2-12
2.2	Tabel fungsi <i>Library</i> Weka	2-13
2.3	<i>State of the Art</i>	2-14
3.1	Inisialisasi matriks <i>Accumulator Space</i>	3-12
3.2	Nilai <i>voting</i> koordinat (0,0) disimpan di matriks <i>Accumulator Space</i>	3-14
3.3	Matriks <i>Accumulator Space</i> dan nilai <i>voting</i> yang disimpan	3-14
3.4	Koordinat (0,0) memiliki nilai di atas <i>threshold</i>	3-15
3.5	Memeriksa <i>neighbour</i> dari koordinat (0,0)	3-15
3.6	<i>Peak</i> yang belum terurut	3-16
3.7	<i>Peak</i> terurut secara <i>descending</i> berdasarkan jumlah <i>voting</i>	3-16
3.8	Tiga <i>peaks</i> yang terpilih	3-16
3.9	Intensitas kemunculan dari setiap nilai <i>theta</i>	3-16
4.1	Daftar <i>Method Class Gradient</i>	4-2
4.2	Daftar <i>Method Class GradientCell</i>	4-3
4.3	Daftar <i>Method Class HOG</i>	4-3
4.4	Daftar <i>Method Class SVM</i>	4-4

DAFTAR GAMBAR

2.1	Contoh <i>Hyperplane</i> pada SVM	2-9
2.2	<i>Confusion Matrix</i> untuk Dua Kelas [13]	2-11
2.3	Contoh dari plat nomor kendaraan Indonesia	2-18
2.4	Ilustrasi ukuran plat nomor untuk kendaraan roda empat Indonesia .	2-18
2.5	Ilustrasi proses pengambilan citra <i>dataset</i>	2-20
3.1	Kerangka Pemikiran	3-2
3.2	<i>Flowchart Training</i> Sistem Pengenalan Plat Nomor Kendaraan . . .	3-3
3.3	<i>Flowchart Testing</i> Sistem Deteksi dan Pengenalan Plat Nomor . . .	3-4
3.4	Contoh citra karakter yang digunakan untuk tahap <i>training</i>	3-6
3.5	Skema Alur Pendeteksian Plat	3-6
3.6	Matriks Citra Asal berukuran 5×5	3-7
3.7	Matriks Citra Hasil <i>Grayscale</i>	3-7
3.8	Matriks citra ukuran 5×5	3-9
3.9	Matriks citra ukuran 5×5 hasil konvolusi	3-9
3.10	Perhitungan gradien dan arah	3-10
3.11	Matriks citra hasil perhitungan gradien	3-10
3.12	Seleksi Kandidat Garis	3-17
3.13	Penentuan Area Plat Kendaraan	3-17
3.14	Matriks citra hasil <i>preprocessing</i>	3-18
3.15	Matriks hasil Perhitungan Gradien sumbu X	3-18
3.16	Matriks hasil Perhitungan Gradien sumbu Y	3-18
3.17	Matriks hasil Perhitungan <i>Magnitude</i>	3-19
3.18	Matriks hasil Perhitungan Arah	3-19
3.19	Contoh hasil <i>Histogram of Oriented Gradient</i> untuk sel yang memiliki piksel dengan koordinat (2,5)	3-20
3.20	Matriks hasil Perhitungan Histogram untuk seluruh sel	3-21
3.21	Matriks hasil Normalisasi	3-21

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Computer Vision adalah sebuah cabang ilmu komputer yang mempelajari bagaimana komputer dapat memiliki kemampuan untuk dapat menginterpretasikan suatu kondisi melalui sebuah citra dan dapat bekerja selayaknya seperti penglihatan manusia. Terdapat beberapa tahapan dalam *computer vision* yang digunakan untuk persepsi visual, seperti akuisisi citra, pengolahan citra, formasi citra, ekstraksi dan pencocokan fitur, segmentasi, deteksi dan pengenalan objek, dan lain sebagainya. Deteksi objek adalah metode untuk mendeteksi suatu objek dan digunakan untuk mencari objek-objek dari suatu citra. Dalam aplikasi sistem kecerdasan untuk transportasi, objek dapat berupa mobil, bagian dari mobil (logo, plat nomor kendaraan), ataupun rambu-rambu lalu lintas.

Sistem kecerdasan untuk transportasi merupakan bidang yang saat ini sedang berkembang dengan pesat dalam ranah *computer vision* [1]. Penerapannya pun semakin nyata dalam kehidupan manusia sehari-hari. Sistem navigasi satelit, sistem pengenalan rambu lalu lintas, sistem parkir otomatis, pengenalan plat kendaraan, dan keamanan kendaraan merupakan contoh dari aplikasi sistem kecerdasan untuk transportasi. Pengenalan plat nomor kendaraan memegang beberapa peranan penting dalam bidang transportasi, diantaranya untuk sistem pembayaran elektronik, dan penegakan hukum [2].

Walaupun sistem pengenalan plat nomor kendaraan sudah memiliki sejarah penelitian yang panjang, hal ini tetap saja memiliki tantangan. Hal ini disebabkan banyak faktor yang mempengaruhi hasil akhir dari pengenalan plat nomor, contohnya adalah kondisi pencahayaan yang tidak merata, kondisi tulisan karakter pada plat nomor yang kurang jelas, dan lain sebagainya [2].

Secara umum, sistem pengenalan plat nomor kendaraan dibagi kedalam tiga bagian utama: deteksi area plat nomor kendaraan, segmentasi karakter, dan pengenalan karakter. Gou et al. menerapkan ketiga hal tersebut dengan menggunakan metode *Extremal Region* untuk mendeteksi lokasi plat nomor kendaraan sekaligus mendapatkan area dari karakter plat nomor kendaraan tersebut kemudian melakukan pengenalan karakter menggunakan *Restricted Boltzmann Machines* [3].

Penelitian lain menggunakan *Maximally Stable Extremal Region* untuk mendeteksi area karakter dari plat nomor kendaraan kemudian dilanjutkan dengan metode *Histogram of Oriented Gradient* untuk mendapatkan fitur dari masing-masing karakter dan menggunakan metode *Extreme Learning Machine* untuk melakukan proses pengenalan karakter [2].

Penelitian lain menggunakan metode morfologi citra untuk deteksi plat kendaraan dan menggunakan *K-Nearest Neighbors* untuk melakukan klasifikasi terhadap karakter dan *Support Vector Machine* untuk melakukan klasifikasi terhadap karakter yang memiliki kemiripan (pasangan B dengan 8, 5 dengan S, 4 dengan A, dsb) [1].

Penelitian lain menggunakan metode *Hough Transform* untuk mendeteksi lokasi plat kendaraan kemudian dilanjutkan dengan metode *Template Matching* untuk mengenali karakter dari plat nomor tersebut [4].

Penelitian ini menggunakan metode *Hough Transform* untuk mendeteksi plat nomor kendaraan, kemudian karakter-karakter pada plat kendaraan akan disegmentasi dengan menghitung grafik horizontal pita, kemudian dilanjutkan dengan menggunakan metode *Histogram of Oriented Gradient* untuk mengambil fitur dari karakter-karakter dari citra hasil segmentasi dan terakhir akan diklasifikasikan dengan menggunakan metode *Support Vector Machine*.

Pada tahapan pengujian akan dilakukan dua macam pengujian akurasi, yaitu akurasi deteksi plat kendaraan dan akurasi pengenalan karakter plat nomor kendaraan. Perhitungan akurasi ini masing-masing akan menggunakan *confusion matrix*.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas rumusan masalah yang didapatkan adalah sebagai berikut:

1. Berapa akurasi pengenalan plat nomor kendaraan jika menggunakan metode *Histogram of Oriented Gradient* dan *Support Vector Machine* ?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas, tujuan penelitian Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Menguji akurasi pendeteksian plat nomor kendaraan dengan metode *Hough Transform* dengan beragam rentang nilai *theta*.

2. Menerapkan metode *Histogram of Oriented Gradient* untuk ekstraksi fitur pada karakter.
3. Menguji akurasi pengenalan karakter pada plat nomor kendaraan dengan metode *Support Vector Machine* dengan beragam nilai sigma.

1.4 Batasan Masalah

Dalam penelitian ini, peneliti akan membatasi masalah yang akan diteliti antara lain:

1. Plat kendaraan yang akan dideteksi adalah plat nomor kendaraan Indonesia.
2. Plat kendaraan Indonesia yang akan dideteksi adalah plat nomor kendaraan pribadi (plat hitam dengan tulisan putih).

1.5 Kontribusi Penelitian

Kontribusi yang diberikan dari penelitian ini adalah:

1. Membuat penerapan metode *Hough Transform* untuk pendeteksian plat nomor kendaraan.
2. Membuat penerapan metode *Histogram of Oriented Gradient* untuk proses ekstraksi fitur pada proses pengenalan karakter pada plat nomor kendaraan.

1.6 Metodologi Penelitian

Metode penelitian yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Studi Literatur

Penulisan ini dimulai dengan studi kepustakaan yaitu mengumpulkan bahan-bahan referensi baik dari buku, artikel, *paper*, jurnal, makalah mengenai sistem pengenalan plat nomor kendaraan.

2. Data sampling

Data sampling yang akan digunakan berupa citra kendaraan yang berasal dari Universitas Telkom yang bernama *Tel-U Vehicle License Plate Data-set V1.0*. Dataset ini merupakan dataset yang disusun oleh akademisi Universitas Telkom untuk keperluan penelitian mengenai plat nomor kendaraan.

3. Analisis Masalah

Pada tahap ini dilakukan analisis permasalahan yang ada, batasan yang dimiliki dan kebutuhan yang diperlukan.

4. Perancangan dan Implementasi Algoritme

Pada tahap ini dilakukan pendefinisian beberapa aturan dalam teknik *preprocessing* citra, serta perancangan pada algoritme yang akan dipakai untuk

menyelesaikan masalah berdasarkan metode yang telah dipilih.

5. Pengujian

Pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap aplikasi yang telah dibangun.

6. Dokumentasi

Pada tahap ini dilakukan pendokumentasian hasil analisis dan implementasi secara tertulis dalam bentuk laporan skripsi.

1.7 Sistematika Pembahasan

Pada penelitian ini peneliti menyusun berdasarkan sistematika penulisan sebagai berikut:

BAB I Pendahuluan

Pendahuluan yang berisi latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, kontribusi penelitian, serta metode penelitian.

BAB II Landasan Teori

Landasan Teori yang berisi penjelasan dasar teori yang mendukung penelitian ini.

BAB III Analisis dan Perancangan

Analisis dan Perancangan yang berisi analisis berupa algoritme yang digunakan.

BAB IV Implementasi dan Pengujian

Implementasi dan Pengujian yang berisi implementasi pengujian dengan berbagai data testing beserta hasilnya.

BAB V Kesimpulan dan Saran

Penutup yang berisi kesimpulan dari penelitian dan saran untuk penelitian lebih lanjut di masa mendatang.

BAB II

LANDASAN TEORI

Bab ini menjelaskan teori-teori yang berkaitan mengenai teori penunjang dan jurnal terkait yang digunakan dalam proses penelitian tugas akhir ini.

2.1 Tinjauan Pustaka

Penelitian ini menggunakan beberapa teori terkait yang diperlukan dalam pengerjaan yang dilakukan. Penjelasan mengenai teori-teori tersebut akan dijelaskan sebagai berikut.

2.1.1 Citra Digital

Citra digital merupakan sebuah fungsi dua dimensi $f(x,y)$, di mana x dan y adalah koordinat, dan nilai f menyatakan intensitas atau tingkat keabuan yang dimiliki citra pada titik atau *pixel* (*picture element*) tersebut. Nilai f merupakan nilai berhingga dan bersifat diskrit [5].

Jenis citra digital bergantung pada jenis perangkat keras yang digunakan dan dapat dikelompokkan ke dalam beberapa jenis model warna, yang paling umum digunakan adalah model RGB. Citra model RGB merupakan citra yang menggunakan 3 kombinasi warna, yaitu merah, hijau, dan biru. Pada citra RGB 24-bit, setiap warna mempunyai nilai f antara 0 hingga 255 sehingga perpaduan dari ketiga warna tersebut akan menghasilkan 256^3 jenis warna [5].

2.1.2 Pengolahan Citra

Pengolahan citra dapat didefinisikan sebagai suatu bidang yang menggunakan citra sebagai masukan, lalu masukan tersebut diolah sehingga menghasilkan citra kembali. Berdasarkan definisi tersebut, perhitungan rata-rata dari suatu citra yang menghasilkan sebuah angka tidak termasuk pengolahan citra [5].

Terdapat satu paradigma yang mengkategorikan 3 jenis proses komputasi dalam pengolahan citra, yaitu tingkat rendah, tingkat sedang, dan tingkat tinggi. Proses tingkat rendah mencakup operasi yang sangat sederhana seperti *image preprocessing* untuk mengurangi *noise*, meningkatkan kontras, dan mempertajam citra. Proses tingkat sedang meliputi segmentasi untuk membagi daerah citra menjadi *region* atau objek. Sedangkan proses tingkat tinggi memungkinkan komputer untuk mengerti seperti pengenalan objek dan analisis citra [5].

2.1.3 Pengabuan Citra

Citra RGB yaitu citra berwarna memiliki ukuran yang lebih besar dibandingkan dengan citra *grayscale*. Untuk mempercepat proses komputasi pada citra, maka citra RGB perlu diubah menjadi citra *grayscale* dengan skala keabuan 256. Persamaan pengabuan citra dapat dilihat pada persamaan 2 . 1 dengan R melambangkan intensitas warna merah, G untuk intensitas warna hijau, dan B untuk intensitas warna biru.

$$Grayvalue = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad (2 . 1)$$

Persamaan 2 . 1 menyimpulkan bahwa persentase warna hijau yang paling besar karena manusia cenderung lebih sensitif terhadap perubahan warna hijau yang memiliki panjang gelombang sekitar 500-570 nm, merah, lalu biru [14], dan merupakan rekomendasi dari *International Telecommunication Union Radiocommunication Sector*.

2.1.4 Deteksi Tepi

Tepian memiliki arti yaitu terjadinya perubahan intensitas secara signifikan pada sebuah citra. Deteksi tepi ini digunakan untuk mendapatkan informasi bentuk dari citra masukan. Deteksi tepi yang digunakan pada penelitian ini adalah dengan menggunakan operator *Canny* untuk mendapatkan tepian citra sebesar 1 piksel. Proses deteksi tepi Canny memiliki tahapan sebagai berikut:

1. Penghalusan

Pada tahapan pertama citra dihaluskan dengan *Gaussian filter* untuk mengurangi derau yang dapat menghasilkan detail yang mengganggu.

2. Menghitung Gradien

Untuk menghitung gradien yang dapat menghasilkan tepian yang masih tebal dengan beberapa operator, diantaranya adalah Sobel, Prewitt, atau Robert.

3. *Non-maxima Supression*

Tahapan ini digunakan untuk menipiskan tepian tebal yang diperoleh dari operasi sebelumnya dengan cara mencari nilai maksimum di tepian.

4. *Double Thresholding*

Dari hasil *non-maxima supression* bisa ditemukan tepian yang belum

sempurna, sehingga perlu dilakukan *thresholding* untuk menghilangkan derau yang tidak diinginkan. Caranya adalah dengan menetapkan 2 nilai *threshold* yaitu *high threshold* dan *low threshold* untuk menentukan apakah piksel tersebut akan masuk dalam *threshold* untuk dijadikan tepian. Piksel yang nilainya berada di atas *high threshold* akan menjadi tepian kuat, sebaliknya jika di bawah *low threshold* akan dijadikan sebagai *background*.

5. *Edge Tracking*

Tahapan terakhir yaitu *Edge Tracking* atau *Edge Linking* digunakan untuk menghubungkan tepian kuat dan tepian lemah yang nilai pikselnya berada diantara *high threshold* dan *low threshold*. Ketika tepian lemah yang tidak terhubung dengan tepian kuat maka piksel tersebut akan dianggap sebagai *background*. Hasil akhir dari deteksi tepi Canny adalah tepian halus yang memiliki lebar sebesar 1 piksel.

2.1.5 *Hough Transform*

Hough Transform adalah sebuah teknik untuk mengidentifikasi bentuk spesifik dalam sebuah citra. *Hough Transform* mengkonversikan semua titik dalam sebuah kurva ke dalam sebuah lokasi tunggal dalam ruang parametrik (ruang akumulator) lain dengan transformasi koordinat. Metode ini bertujuan untuk memetakan fitur global ke fitur lokal. Konsep ini juga dapat diterapkan untuk mendeteksi garis lurus, lingkaran, elips atau bentuk geometrik lainnya. *Hough Transform* yang digunakan adalah untuk ekstraksi garis lurus. Berikut adalah rumus yang digunakan untuk mencari jarak antara titik *origin* dengan garis yang terbentuk [6]:

$$\rho = x \cos(\theta) + y \sin(\theta) \quad (2.2)$$

Dimana:

ρ = jarak antara titik *origin* dengan garis

x = koordinat titik x

y = koordinat titik y

θ = sudut derajat; $0^\circ \leq \theta \leq 180^\circ$

Metode *Hough Transform* menerapkan skema *voting*. Sebuah *array* akumulator diperlukan untuk menyimpan hasil *voting*. Rentang nilai θ (*theta*) yang digunakan adalah antara nilai 0 hingga 180 derajat. Sedangkan rentang nilai ρ (*rho*) yang digunakan dalam akumulator adalah [7]:

II. LANDASAN TEORI

$$-D \leq \rho \leq D \quad (2.3)$$

Dimana:

D = jarak diagonal dari citra

Karena citra yang digunakan berbentuk persegi panjang maka jarak diagonal memenuhi persamaan berikut [8]:

$$D = \sqrt{N^2 + M^2} \quad (2.4)$$

Dimana:

D = jarak diagonal dari citra

N = ukuran *width* dari citra

M = ukuran *height* dari citra

Sehingga rentang nilai *rho* yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

$$-\sqrt{N^2 + M^2} \leq \rho \leq \sqrt{N^2 + M^2} \quad (2.5)$$

Dimana:

N = ukuran *width* dari citra

M = ukuran *height* dari citra

Setelah proses perhitungan *voting* dalam *accumulator space* selesai, yang dilakukan selanjutnya adalah memilih *peak* terbaik yang terdapat dalam *accumulator space*. Nilai *peak* yang tinggi memberikan indikasi yang baik dari garis [9]. Berdasarkan R. Varun, *et al.*, diketahui *local maxima* dari *accumulator space* dipertimbangkan sebagai *peak* yang menonjol. Jumlah *peak* merupakan hal yang krusial. Jumlah *peak* yang terlalu sedikit atau terlalu banyak dapat mempengaruhi kinerja sistem.

Algoritme pencarian *peak* menerapkan nilai *threshold* dan pencarian lokal yang berdasarkan dari ukuran *neighbourhood* (NS). Nilai *threshold* untuk membatasi nilai *voting* untuk mempertimbangkan *peak* yang menonjol. Nilai NS bernilai 1

atau lebih. Algoritme pencarian *peak* tersebut dapat menghindari hasil ganda untuk sebuah garis [9].

Serangkaian *peaks* yang diekstrak oleh metode *Hough Transform* akan menghasilkan beragam nilai *theta*. Intensitas kemunculan dari setiap nilai *theta* akan dihitung dan dijadikan fitur yang mewakili sebuah citra plat nomor.

Dari penjelasan di atas maka *output* dari proses ekstraksi fitur dengan metode *Hough Transform* adalah intensitas kemunculan dari setiap nilai *theta* yang didapat dari keseluruhan *peak* yang terpilih. Karena rentang nilai *theta* adalah 0 - 180 derajat maka ukuran fitur yang diekstrak adalah 181.

2.1.6 Segmentasi

Segmentasi merupakan proses pembagian daerah dalam suatu citra untuk dipisahkan ke dalam segmen-segmen tertentu. Tujuan utama dari proses segmentasi adalah menyederhanakan dan/atau mengubah representasi gambar menjadi sesuatu yang memiliki arti tertentu dan lebih mudah dianalisis. Segmentasi gambar secara umum digunakan untuk mengenali objek dan batas-batas (garis) dalam gambar.

2.1.7 Fitur pada Citra

Dalam sistem pengenalan objek, fitur merupakan hal yang penting. Fitur merupakan atribut yang menonjol atau karakteristik yang dapat membedakan antara satu objek dengan objek lainnya. Fitur pada sebuah citra dapat digunakan untuk proses segmentasi dan klasifikasi. Sebuah objek dapat dibedakan berdasarkan fitur internal dan fitur eksternal. Fitur internal didapatkan berdasarkan komposisi piksel yang membentuk suatu wilayah (*region*), sedangkan fitur eksternal membahas mengenai batas wilayah (*region boundary*) dari sebuah objek. Contoh fitur internal adalah fitur tekstur, fitur dasar geometri, momen, histogram, dan *Euler Number*. Fitur eksternal adalah *Chain codes*, *signatures*, dan *Fourier descriptors* untuk menggambarkan bentuk dari objek (*shape descriptor*) [5].

2.1.8 Histogram of Oriented Gradient

Histogram of Oriented Gradients merupakan salah satu teknik pengambilan fitur yang bertujuan untuk mengambil informasi penting dari sebuah citra. Cara kerja metode ini yaitu dengan mengevaluasi histogram lokal yang sudah ternormalisasi secara baik dari distribusi gradien citra dalam *grid* yang padat. Teknik mengekstrak fitur untuk metode ini yaitu dari distribusi lokal dari intensitas gradient tiap piksel yang terdapat pada sebuah objek citra. Dalam metode

II. LANDASAN TEORI

Histogram of Oriented Gradient, ukuran sel berupa kumpulan atau gabungan piksel dan blok berupa kumpulan atau gabungan sel beserta jumlah *orientation bin* yang merupakan tempat untuk menampung hasil arah dan besar gradien akan mempengaruhi hasil keluaran fitur vektor yang dihasilkan dan juga akurasi yang didapat. Pertama untuk setiap piksel dari citra akan dihitung gradiennya dari sumbu x dan y dengan menggunakan persamaan :

$$G_x(x,y) = I(x+1,y) - I(x-1,y) \quad (2.6)$$

$$G_y(x,y) = I(x,y+1) - I(x,y-1) \quad (2.7)$$

Dimana:

$G_x(x,y)$ = nilai gradient untuk sumbu x

$G_y(x,y)$ = nilai gradient untuk sumbu y

$I(x,y)$ = nilai piksel citra dari baris x dan kolom y

Setelah didapat nilai gradient dari sumbu x dan y untuk setiap pikselnya, proses selanjutnya adalah menghitung besar nilai dan arah gradiennya dengan menggunakan rumus:

$$M(x,y) = \sqrt{G_x(x,y)^2 + G_y(x,y)^2} \quad (2.8)$$

$$\theta(x,y) = \arctan \frac{G_y(x,y)}{G_x(x,y)} \quad (2.9)$$

Dimana:

$M(x,y)$ = besar nilai gradient dari sumbu x dan y

$\theta(x,y)$ = arah nilai gradient dari sumbu x dan y

Kemudian, setiap piksel citra akan dibagi ke dalam beberapa sel yang dari setiap sel, akan dihitung persebaran *Histogram of Oriented Gradient*-nya melalui proses *voting*. Proses *voting* dalam *Histogram of Oriented Gradient* pertama akan menentukan nilai-nilai dari *bin* dengan membagi total jumlah sudut gradien ke dalam jumlah *orientation bin*. Kemudian untuk setiap arah sudut gradien dari

II. LANDASAN TEORI

setiap piksel dalam sel akan dimasukkan ke dalam rentang *orientation bin* yang sudah ditentukan pada pertama kali, kemudian membagi besar nilai gradiennya dengan *orientation bin* yang terkait.

Setelah *Histogram of Oriented Gradient* sudah dibuat untuk setiap sel, proses selanjutnya adalah melakukan normalisasi terhadap hasil *vote* pada setiap *bin* dalam sel. Normalisasi akan dilakukan dalam 1 blok, dengan ukuran blok merupakan $m \times n$ sel. Terdapat 4 macam metode untuk normalisasi, yaitu: *L2-Norm*, *L2-Hys*, *L1-sqrt*, dan *L1-Norm*. Persamaannya adalah sebagai berikut:

$$V_i = \frac{V_i}{\sum_{i=1}^N V_i} \quad (2.10)$$

Dimana:

V_i = bobot vektor hasil *L1-Norm* yang merepresentasikan nilai setiap *bin*

i = nilai *counter* dari 1 sampai N

N = jumlah total nilai total *bin* yang digunakan dalam proses normalisasi

$$V_i = \sqrt{\frac{V_i}{\sum_{i=1}^N V_i}} \quad (2.11)$$

Dimana:

V_i = bobot vektor hasil *L1-sqrt* yang merepresentasikan nilai setiap *bin*

i = nilai *counter* dari 1 sampai N

N = jumlah total nilai total *bin* yang digunakan dalam proses normalisasi

$$V_i = \frac{V_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^N V_i^2}} \quad (2.12)$$

Dimana:

V_i = bobot vektor hasil *L2-Norm* yang merepresentasikan nilai setiap *bin*

i = nilai *counter* dari 1 sampai N

N = jumlah total nilai total *bin* yang digunakan dalam proses normalisasi

Untuk algoritme rumus normalisasi *L2-Hys* merupakan algoritme mengikuti dari *L2-Norm*, namun dengan membatasi nilai maksimal hasil normalisasi sebesar 0,2.

II. LANDASAN TEORI

Adapun proses normalisasi blok akan dilakukan dalam *sliding window* yang akan bergerak melakukan proses dengan pergeseran sebesar $1 \times$ ukuran sel secara vertikal dan horizontal. Proses ini kemudian akan bersifat *overlapping* untuk beberapa sel yang dinormalisasi sehingga menimbulkan informasi yang redundan, namun akurasi yang dihasilkan justru semakin meningkat karenanya. Terakhir, hasil dari normalisasi tiap blok akan digabungkan menjadi 1 fitur vektor besar.

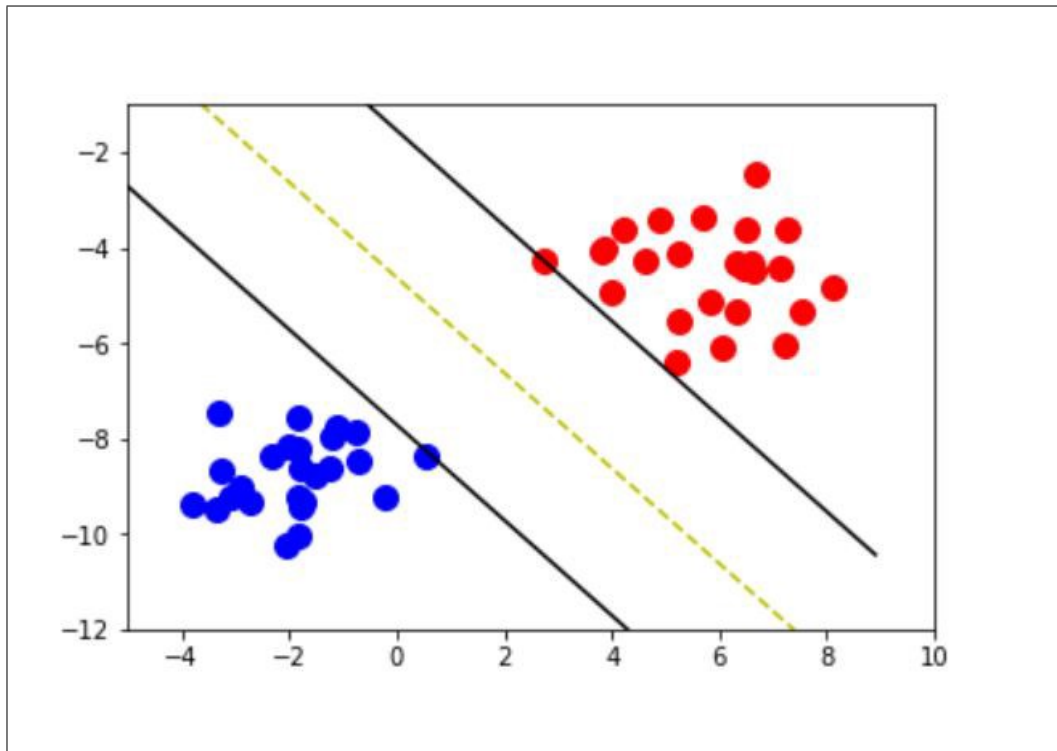
2.1.9 Support Vector Machine

Support Vector Machine merupakan salah satu algoritme *supervised learning* untuk melakukan klasifikasi serta regresi dengan menggunakan teori vektor. SVM dapat memetakan vektor input ke dalam sebuah ruang berukuran n -dimensional (n adalah jumlah fitur). Konsep dasar dari SVM adalah menemukan sebuah *separating hyperplane* (bidang) yang dapat memisahkan dua kelas dengan margin maksimal.

Garis putus-putus yang berada paling dekat dengan masing-masing kelas merupakan *hyperplane* paralel untuk memisahkan kedua kelas (lihat gambar 2.1). Asumsinya adalah semakin besar jarak atau margin antara 2 *hyperplane* pendukung ini maka semakin baik hasil klasifikasinya. *Hyperplane* yang optimal harus memenuhi persamaan 2 . 13 berikut:

$$w^T \cdot x + b = 0 \quad (2 . 13)$$

Dimana w^T adalah vektor berat dan x adalah vektor input dan b merupakan nilai bias. Tanda “.” menggambarkan perkalian dot vektor.



Gambar 2.1 Contoh *Hyperplane* pada SVM

SVM pada mulanya digunakan untuk menangani klasifikasi yang terdiri dari 2 kelas saja. Namun seiring dengan perkembangan zaman masalah yang dihadapi semakin kompleks sehingga membutuhkan teknik untuk melakukan proses klasifikasi lebih dari 2 kelas. Untuk melakukan klasifikasi lebih dari 2 kelas, terdapat 2 pendekatan yang bisa digunakan yaitu *One-Versus-One* dan *One-Versus-Rest*. Pada pendekatan *One-Versus-One*, akan dibuat sebanyak $k(k-1)/2$ pasangan kelas untuk pengujian untuk klasifikasi dengan kelas sebanyak k . Untuk menentukan kelas mana yang menjadi klasifikasi untuk suatu kumpulan data caranya adalah sistem *voting*. Kelas dengan jumlah *voting* terbanyak akan menjadi *classifier* untuk data tersebut. Pada pendekatan *One-Versus-Rest* akan dibuat sebanyak k pasangan kelas untuk klasifikasi dengan kelas sebanyak k . Setiap kelas yang diuji akan dibandingkan dengan sisa kelas yang ada. Misal terdapat 3 kelas A, B, dan C, maka kelas A akan dibandingkan dengan kelas B dan C, kelas B dibandingkan dengan kelas A dan C, kelas C dibandingkan dengan kelas A dan B. Kekurangan dari pendekatan ini adalah jumlah *training set* yang tidak seimbang [10].

Untuk proses klasifikasi *non-linear* dapat dicari dengan persamaan 2.13 berikut:

II. LANDASAN TEORI

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x, x_i) + b\right) \quad (2.14)$$

Dimana:

- $\text{sign}(x)$ = Fungsi *signum*
- l = Banyaknya kelas citra
- α_i = Nilai alpha ke i
- y_i = Nilai kelas citra ke i
- $K(x, x_i)$ = Fungsi kernel
- b = Nilai bias

Nilai α dan b dapat dicari dengan persamaan linear yang membentuk *hyperplane* SVM. Persamaan 2.15 sampai 2.17 berikut merupakan persamaan *hyperplane* SVM:

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x, x_i) + b = 0 \quad (2.15)$$

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x, x_i) + b = 1 \quad (2.16)$$

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x, x_i) + b = -1 \quad (2.17)$$

Dimana:

- l = banyaknya kelas citra
- α_i = nilai alpha ke i
- y_i = nilai kelas citra ke i
- $K(x, x_i)$ = fungsi kernel
- b = nilai bias

Seringkali kasus yang ada dalam dunia nyata tidak selalu bisa dipisahkan secara linier (*linearly separable*) seperti pada contoh gambar di atas. Misalnya suatu kumpulan data memiliki fitur yang memiliki n -dimensi. Linear SVM tidak bisa diterapkan untuk kasus tersebut, sehingga diperlukan teknik agar membuat *hyperplane* yang bisa memisahkan antara 2 kelas dalam ruang multidimensi. Cara yang umum digunakan untuk menyelesaikan masalah tersebut adalah dengan menggunakan kernel. Kernel yang umum digunakan pada SVM yaitu *Radial Basis Function* seperti pada persamaan 2.18 berikut:

$$RBF = K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|}{2\sigma^2}\right) \quad (2.18)$$

Dimana:

- K = nilai fungsi kernel RBF
 x_i = vektor input 1
 x_j = vektor input 2
 σ = konstanta sigma

2.1.10 Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan metode pengukuran untuk mengevaluasi hasil klasifikasi. Dengan melakukan klasifikasi sebanyak C kelas, dihasilkan *confusion matrix* M berukuran $C \times C$, di mana elemen M_{ij} dalam matriks menunjukkan jumlah sampel yang salah diklasifikasikan, sementara M_{ii} adalah jumlah sampel yang hasil klasifikasinya adalah benar. *Confusion matrix* pada gambar 2.2 digunakan pada kasus klasifikasi dua buah kelas sehingga membentuk matriks berukuran 2×2 [13].

n=165		Predicted: NO	Predicted: YES	
Actual: NO		TN = 50	FP = 10	60
Actual: YES		FN = 5	TP = 100	105
		55	110	

Gambar 2.2 *Confusion Matrix untuk Dua Kelas* [13]

Elemen M_{11} pada matriks menunjukkan jumlah sampel yang pada kenyataannya adalah kelas 1 dan diklasifikasikan sebagai kelas 1, sehingga disebut sampel *true-positive* (TP). Elemen M_{12} menunjukkan jumlah sampel yang pada kenyataannya adalah kelas 1 tetapi diklasifikasikan sebagai kelas -1, sehingga disebut sampel *false-negative* (FN). Elemen M_{21} menunjukkan jumlah sample yang pada kenyataannya adalah kelas -1 tetapi diklasifikasikan sebagai kelas 1, sehingga disebut sampel *false-positive* (FP). Dan elemen M_{22} menunjukkan jumlah sampel yang kenyataannya adalah kelas -1 dan diklasifikasikan sebagai kelas -1, sehingga disebut *true-negative* (TN). Maka untuk menghitung akurasi dapat digunakan persamaan 2.19. Hasil akurasi yang semakin baik akan mendekati

II. LANDASAN TEORI

nilai 1, sebaliknya akurasi yang buruk mendekati nilai 0.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.19)$$

Lalu perhitungan *precision* yang merupakan perbandingan dari hasil positif dapat dihitung dengan persamaan 2.20.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.20)$$

Dan perhitungan *recall* atau disebut juga sebagai sensitivitas dapat dihitung dengan persamaan 2.21.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.21)$$

2.1.11 Penggunaan *Library*

Berikut adalah penjelasan dari *library* yang digunakan di dalam penelitian.

2.1.11.1 OpenCV

Library yang digunakan adalah OpenCV untuk proses *pre-processing* citra. OpenCV merupakan *library open-source* yang banyak digunakan untuk penelitian terkait proses pengolahan citra dan *computer vision*.

Tabel 2.1 Tabel fungsi *Library* OpenCV

No	Function	Deskripsi
1	Imgcodecs.imread(String filename)	Mengambil citra dari <i>path</i> yang diisikan ke parameter.
2	Imgproc.cvtColor(Mat src, Mat dst, int code)	Mengubah jenis warna pada citra sesuai yang diinginkan. Parameter fungsi ini terdiri dari Mat asal, Mat tujuan, dan <i>code</i> . <i>Code</i> digunakan untuk memilih tipe konversi citra tersebut, misal <i>grayscale</i> .

II. LANDASAN TEORI

3	Imgproc.Canny(Mat image,Mat edges,double threshold1, double threshold2)	Fungsi ini digunakan untuk mendeteksi tepian pada citra menggunakan Canny.
---	---	--

2.1.11.2 Weka

Weka adalah kumpulan dari algoritme pembelajaran mesin yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan *data mining*. *Library* ini berbasis bahasa pemrograman Java dan dapat berjalan di hampir seluruh platform. Dalam penelitian ini, *library* Weka digunakan untuk melakukan proses klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine*.

Tabel 2.2 Tabel fungsi *Library* Weka

No	Function	Deskripsi
1	libsvm.setOptions(String options)	Mengkonfigurasi <i>classifier</i> yang akan digunakan.
2	libsvm.buildClassifier(Instances insts)	Membangun <i>classifier</i> sesuai dengan konfigurasi yang digunakan dan dataset yang diberikan.

2.2 Tinjauan Studi

Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai perbandingan dari berbagai penelitian terkait metode deteksi dan pengenalan plat nomor mobil.

2.2.1 *State of the Art*

Terdapat beberapa metode lain yang memiliki ruang lingkup yang mirip dengan penelitian ini khususnya mengenai deteksi dan pengenalan plat nomor mobil. Tabel 2.3 *State of the Art* akan menjelaskan perbedaan-perbedaan metode dari jurnal terkait.

II. LANDASAN TEORI

Tabel 2.3 *State of the Art*

Jurnal	Rumusan Masalah	Metode
Nugroho, A., Wardhani, K.R.R. (2011). Aplikasi Sistem Pembaca Plat Nomor Mobil Menggunakan Pengolahan Citra dan Metode Learning Vector Quantization.	Apakah dengan menerapkan pengolahan citra untuk deteksi plat kendaraan dan metode <i>Learning Vector Quantization</i> untuk pengenalan karakter dapat menghasilkan akurasi yang baik ?	<ol style="list-style-type: none"> 1. <i>Pengolahan Citra</i> 2. <i>Learning Vector Machine</i>
Gou, C., Wang, K., Yao, Y., Li, Z. (2016). Vehicle license plate recognition based on extremal regions and restricted Boltzmann machines. <i>IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems</i> , 17(4), 1096-1107.	Apakah dengan menerapkan pendeteksian plat nomor dengan <i>Extremal Region</i> dan pengenalan karakter plat nomor menggunakan <i>Hybrid Discriminative Restricted Boltzmann Machine</i> dapat meningkatkan akurasi pendeteksian dan pengenalan dalam berbagai kondisi cuaca dan <i>background</i> yang kompleks?	<ol style="list-style-type: none"> 1. <i>Extremal Region</i> 2. <i>AdaBoost</i> 3. <i>Histogram of Oriented Gradient</i> 4. <i>Hybrid Discriminative Restricted Boltzmann Machine</i>

Tabel 2.3 *State of the Art* (Lanjutan)

Jurnal	Rumusan Masalah	Metode
Gou, C., Wang, K., Yu, Z., Xie, H. (2014, October). License plate recognition using MSER and HOG based on ELM. In <i>Proceedings of 2014 IEEE International Conference on Service Operations and Logistics, and Informatics</i> (pp. 217-221). IEEE.	Apakah dengan menerapkan <i>Maximally Stable Extremal Region</i> untuk pendeteksian plat nomor dan <i>Extreme Learning Machine</i> untuk pengenalan karakter plat nomor dapat meningkatkan performa dan akurasi sistem?	<ol style="list-style-type: none"> 1. <i>Maximally Stable Extremal Region</i> 2. <i>Histogram of Oriented Gradient</i> 3. <i>Extreme Learning Machine</i>
Tabrizi, S. S., Cavus, N. (2016). A hybrid KNN-SVM model for Iranian license plate recognition. <i>Procedia Computer Science</i> , 102, pp. 588-594.	Apakah dengan menggabungkan metode klasifikasi <i>K-Nearest Neighbours</i> dan <i>Support Vector Machine</i> akan menghasilkan akurasi yang lebih baik dan mengurangi <i>cost</i> pada proses pengenalan karakter plat nomor kendaraan?	<ol style="list-style-type: none"> 1. <i>Structural Feature</i> 2. <i>Horizontal and Vertical Crossing Count Histogram</i> 3. <i>Zoning Feature Extraction</i> 4. <i>K-Nearest Neighbours</i> 5. <i>Support Vector Machine</i>

Tabel 2.3 *State of the Art* (Lanjutan)

Jurnal	Rumusan Masalah	Metode
Rasheed, S., Naeem, A., Ishaq, O. (2012, October). Automated number plate recognition using hough lines and template matching. In <i>Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science</i> (Vol. 1, pp. 24-26).	Apakah dengan menggunakan metode <i>Hough Transform</i> untuk mendeteksi plat kendaraan dan <i>Template Matching</i> untuk pengenalan karakter dapat menghasilkan akurasi yang baik untuk sistem pengenalan plat nomor kendaraan?	<ol style="list-style-type: none"> 1. <i>Canny Detector</i> 2. <i>Hough Transform</i> 3. <i>Morphological Process</i> 4. <i>Template Matching</i>

2.2.2 Pembahasan Penelitian Terkait

Terdapat beberapa metode yang dapat khususnya untuk mendeteksi plat nomor dan mengenali karakter pada plat nomor. Pada referensi pertama [11] menggunakan metode pengolahan citra untuk mencari kandidat-kandidat pita dengan menghitung histogram gambar untuk mendapatkan lokasi plat nomor kendaraan, kemudian setiap karakter dari plat nomor yang didapatkan disegmentasi dengan cara menghitung grafik horizontal gambar, kemudian untuk metode klasifikasi karakter yang digunakan adalah *Learning Vector Quantization*.

Pada referensi kedua [3] menggunakan metode *Extremal Region* sebagai proses untuk mendapatkan daerah-daerah karakter dari suatu plat nomor, kemudian *Extremal Region* yang didapat diseleksi dengan menggunakan *AdaBoost* sehingga bisa didapatkan daerah karakter plat nomor yang sesuai dengan kriteria yang diinginkan, dari daerah-daerah karakter yang didapatkan barulah kandidat plat nomor yang benar bisa didapatkan. Proses selanjutnya adalah pengambilan fitur karakter dengan menggunakan metode *Histogram of Oriented Gradient* sehingga didapatkan fitur vektor dari setiap karakter pada plat nomor, yang nantinya akan menjadi masukan bagi metode klasifikasi *Hybrid Discriminative Restricted Boltzmann Machine*. Penelitian ini menghasilkan akurasi 98,2% untuk pengenalan karakternya.

Pada referensi ketiga [2] menggunakan metode *Maximally Stable Extremal Region* untuk memilih kandidat daerah karakter yang nantinya akan menentukan lokasi dari plat nomor berdasarkan letak geometris dari kandidat-kandidat karakter tersebut. Setelah lokasi plat nomor didapatkan, *HOG Descriptor* dari setiap

II. LANDASAN TEORI

karakter diambil dengan menggunakan metode *Histogram of Oriented Gradient* dan setiap karakternya akan dikenali menggunakan metode *neural network* bernama *Extreme Learning Machine*. Penelitian ini menghasilkan akurasi 97,90 % untuk pengenalan karakternya.

Pada referensi keempat [1] digabungkan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbours* dengan metode klasifikasi *Support Vector Machine*. *K-Nearest Neighbours* digunakan karena sifatnya yang mudah dipelajari, bersifat tangguh terhadap data yang memiliki derau dan efektif jika jumlah yang dimiliki berjumlah banyak. Sedangkan metode *Support Vector Machine* digunakan untuk karakter-karakter yang memiliki kemiripan karakteristik, sehingga akurasi dari pengenalan karakter dapat meningkat. Penelitian ini menghasilkan akurasi 97,03% untuk pengenalan karakternya.

Pada referensi kelima [4] menggunakan *Hough Transform* untuk mendeteksi lokasi plat kendaraan dan menghasilkan akurasi yang baik, yaitu sekitar 94% untuk plat nomor yang terdeteksi dan dengan menggunakan metode *Template Matching* menghasilkan akurasi pengenalan karakter plat nomor kendaraan sebesar 90%.

2.3 Tinjauan Objek

Pada bagian ini akan diulas mengenai objek-objek yang terkait dengan deteksi dan pengenalan plat nomor kendaraan.

2.3.1 Tanda Nomor Kendaraan Bermotor

Tanda Nomor Kendaraan Bermotor (disingkat TNKB) disebut juga sebagai plat nomor atau nomor polisi adalah plat aluminium tanda kendaraan bermotor di Indonesia yang telah didaftarkan pada Kantor Bersama Samsat.

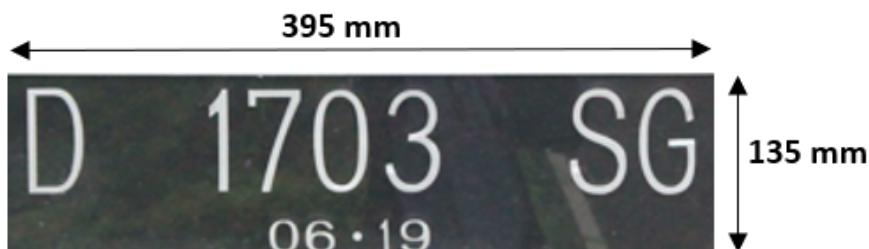
II. LANDASAN TEORI



Gambar 2.3 Contoh dari plat nomor kendaraan Indonesia

Plat nomor kendaraan Indonesia terdiri dari cetakan tulisan dua baris, pada baris pertama terdapat tiga hal yang diinformasikan, yaitu kode wilayah(huruf), nomor polisi(angka), dan kode/seri akhir wilayah(huruf). Sedangkan baris kedua menunjukkan bulan dan tahun masa berlaku, masing-masing dua digit. Contohnya pada gambar 2.3 angka yang terdapat di baris keduanya adalah 10.21. Hal tersebut menandakan bahwa plat nomor tersebut akan habis masa berlakunya pada bulan Oktober tahun 2021.

Bahan baku dari plat nomor adalah aluminium dengan ketebalan 1mm. Ukuran plat nomor untuk kendaraan bermotor roda dua dan roda tiga adalah 250×105 mm, sedangkan untuk kendaraan bermotor roda empat atau lebih adalah 395×135 mm. Terdapat cetakan garis lurus pembatas selebar 5mm di antara ruang nomor polisi dengan ruang angka masa berlaku (untuk plat nomor lama), sedangkan semenjak tahun 2011 di sekitar plat nomor terdapat garis putih dan tidak ada garis pemisah antara nomor polisi dan masa berlaku.



Gambar 2.4 Ilustrasi ukuran plat nomor untuk kendaraan roda empat Indonesia

Berdasarkan gambar 2.4. Dengan ukuran panjang sebesar 395mm dan ukuran lebar sebesar 135mm. Maka dapat disimpulkan bahwa rasio untuk ukuran dari plat nomor Indonesia adalah 3:1 (panjang:lebar). Informasi dapat digunakan untuk proses pendeteksian plat kendaraan.

Pada tahun 2014 terjadi perubahan tampilan pada plat nomor untuk kendaraan bermotor roda empat. Plat nomor kini sedikit lebih panjang dari sebelumnya (5 cm lebih panjang) untuk memberi ruang pada kode/seri akhir wilayah yang dulunya berjumlah dua digit menjadi tiga digit.

2.3.2 Jenis TNKB

Jenis dari TNKB di Indonesia dibedakan berdasarkan warna dari TNKB tersebut, warna TNKB yang ditetapkan di Indonesia adalah sebagai berikut [12]:

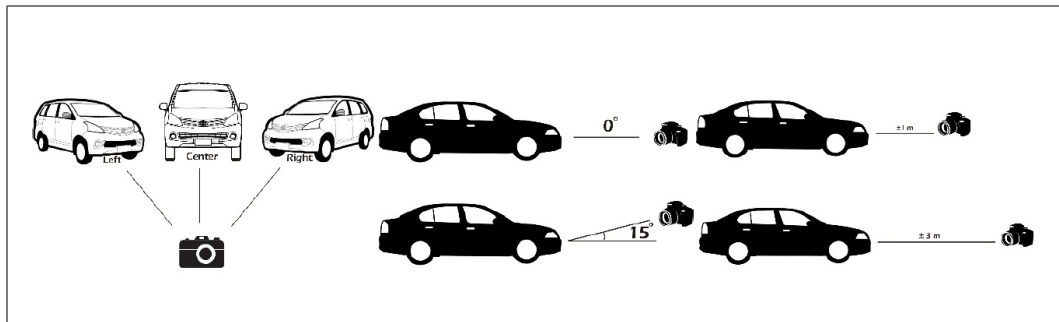
1. Kendaraan pribadi dan sewa: warna dasar hitam dengan tulisan berwarna putih.
2. Kendaraan umum: warna dasar kuning dengan tulisan hitam.
3. Kendaraan milik pemerintah: warna dasar merah dengan tulisan berwarna putih.
4. Kendaraan bermotor sementara: warna dasar putih dengan tulisan berwarna merah.
5. Kendaraan korps diplomatik negara asing: warna dasar putih/merah dengan tulisan berwarna hitam.
6. Kendaraan staf operasional korps diplomatik negara asing: warna dasar hitam dengan tulisan berwarna putih serta terdiri dari lima angka dan kode angka negara yang dicetak lebih kecil dengan format sub-bagian.

2.3.3 *Dataset Tel-U Vehicle Data-set V1.0*

Dataset Tel-U Vehicle Data-set V1.0 merupakan *dataset* untuk penelitian pendeteksian plat nomor kendaraan yang berasal dari Universitas Telkom. Universitas Telkom menyediakan *dataset* ini secara gratis dan dapat digunakan untuk umum.

Dalam *dataset* ini terdapat 228 citra kendaraan dengan plat nomor kendaraan yang diambil dari bagian depan kendaraan. Pengambilan citra dilakukan dari beragam posisi, sudut, jarak, dan pencahayaan.

II. LANDASAN TEORI



Gambar 2.5 Ilustrasi proses pengambilan citra *dataset*

Citra dalam *dataset* ini diambil dengan menggunakan kamera DSLR Canon EOS 500 D dan Canon EOS 550 D dengan resolusi 15 dan 18 megapiksel. Citra kemudian diubah resolusinya menjadi 1024×640 piksel. Jenis plat nomor kendaraan yang ada di dalam *dataset* ini adalah plat kendaraan bermotor pribadi(plat hitam dengan karakter putih).

BAB III

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Bab ini memaparkan analisis masalah yang diatasi beserta pendekatan dan alur kerja dari perangkat lunak yang dikembangkan, mengimplementasikan metode yang digunakan dan hasil yang akan ditampilkan.

3.1 Analisis Masalah

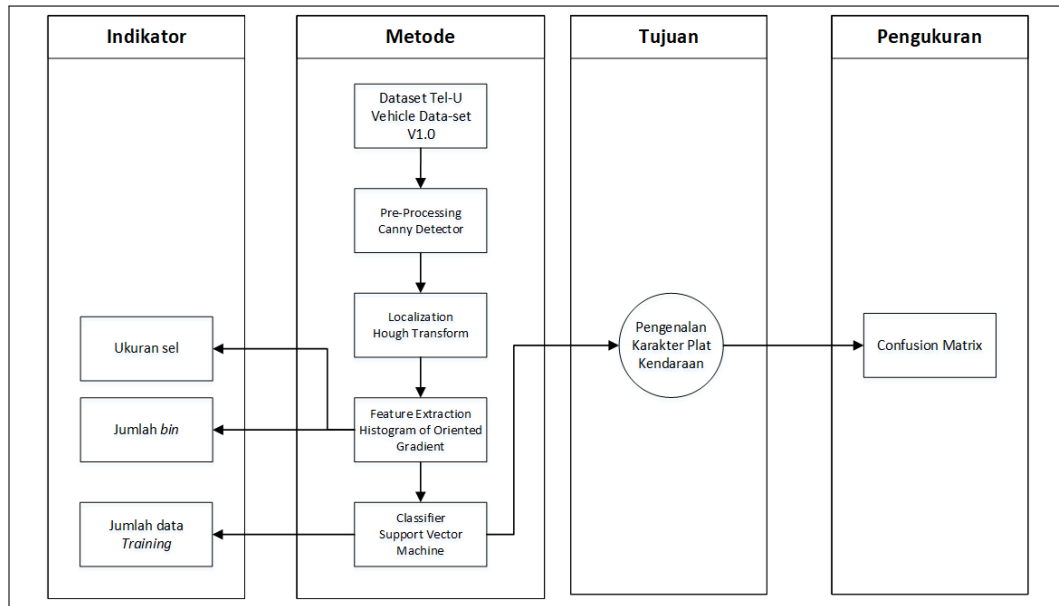
Pada bab 1 telah dijelaskan bahwa penelitian mengenai sistem pengenalan plat nomor kendaraan merupakan bidang yang masih berkembang dan implementasinya memegang peranan penting dalam bidang transportasi. Pada penelitian ini, metode yang akan digunakan adalah *Canny Detector* dan *Hough Transform* untuk mendeteksi lokasi plat kendaraan, kemudian menggunakan metode *Histogram of Oriented Gradient* untuk mengekstraksi fitur dari citra karakter dari plat nomor yang sudah disegmentasi dengan menghitung grafik horizontal pita, kemudian dilakukan klasifikasi dengan menggunakan metode *Support Vector Machine*.

Masukan untuk sistem deteksi dan pengenalan plat nomor kendaraan ini adalah citra yang ditangkap oleh kamera DSLR Canon EOS 500 D dan Canon EOS 550 D beresolusi 15 dan 18 megapiksel. Citra tangkapan kemudian akan diubah resolusinya menjadi 1024×640 piksel. Setiap citra masukan berisi bagian depan dari kendaraan yang memiliki plat nomor kendaraan.

Keluaran atau hasil dari sistem akan berupa teks hasil dari pengenalan karakter pada citra plat nomor kendaraan masukkan.

3.2 Kerangka Pemikiran

Berikut ini adalah kerangka pemikiran dari metode yang diusulkan untuk melakukan deteksi plat nomor kendaraan dan melakukan pengenalan karakter pada citra karakter yang terdapat pada plat nomor.



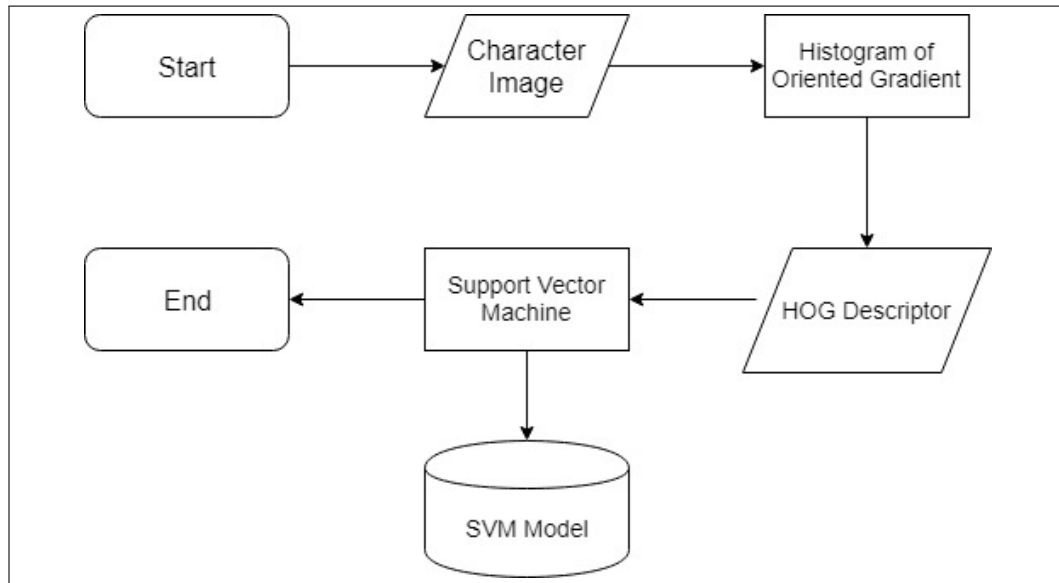
Gambar 3.1 Kerangka Pemikiran

Seperti pada gambar 3.1, terdapat beberapa variabel indikator yang memengaruhi hasil dan perlu dilakukan penyesuaian, seperti ukuran sel pada metode *Histogram of Oriented Gradient*, jumlah *bin* yang menentukan batasan sudut yang digunakan, dan jumlah data *training* untuk *classifier Support Vector Machine*. Penelitian ini memiliki dua tujuan, yaitu untuk melihat hasil akurasi deteksi plat nomor dan akurasi pengenalan karakter pada plat nomor dengan menggunakan *confusion matrix*.

3.3 Urutan Proses Global

Dalam sistem pengenalan plat nomor kendaraan terbagi atas dua proses yaitu proses *training* dan proses *testing*. Proses *training* dilakukan untuk mendapatkan kelas-kelas dari karakter-karakter yang akan dikenali. Proses *testing* dilakukan untuk menghitung hasil yang berupa akurasi dari pengenalan karakter pada plat nomor kendaraan.

3.3.1 Proses Training



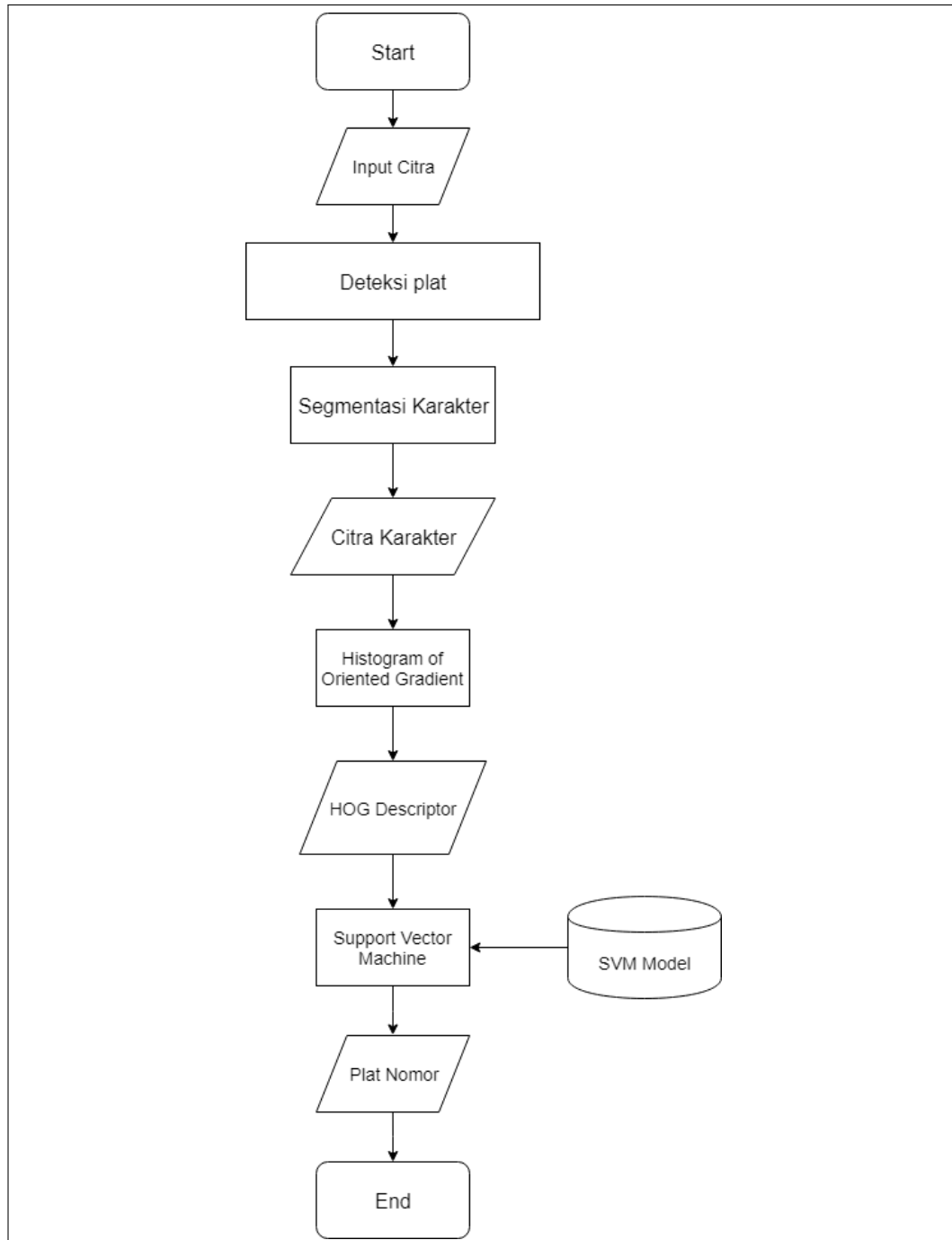
Gambar 3.2 Flowchart Training Sistem Pengenalan Plat Nomor Kendaraan

Berikut ini adalah uraian dari *flowchart* pada gambar 3.2 yang dilakukan dalam penelitian ini:

1. Citra yang menjadi masukan yaitu dari *dataset English Font* yang berasal dari *The Chars 74K image dataset* yang berisi kumpulan jenis karakter dari komputer dengan 4 variasi, yaitu citra karakter miring (*Italic*), citra karakter tebal (**Bold**), dan citra karakter normal. Citra karakter memiliki ukuran 128×128 piksel. Citra karakter berwarna hitam dengan latar belakang berwarna putih. Kumpulan karakter yang digunakan adalah karakter angka dari 0 sampai dengan 9 dan karakter huruf kapital dari A sampai dengan Z, karakter huruf kecil tidak digunakan karena pada plat nomor kendaraan tidak menggunakan karakter huruf kecil.
2. *Histogram of Oriented Gradient* berfungsi untuk mendapatkan fitur dari citra masukan. Hasil dari ekstraksi fitur dengan menggunakan HOG adalah *HOG descriptor*, yang mendeskripsikan distribusi dari gradien berarah pada suatu area citra.
3. Ukuran sel dan blok yang digunakan untuk proses ekstraksi fitur dengan menggunakan HOG adalah 8×8 piksel untuk ukuran sel dan 4×4 sel dan jumlah *bin* yang digunakan pada tahap pembuatan *histogram* adalah 9 dimulai dari 0 derajat hingga 180 derajat.
4. *Support Vector Machine* (SVM) digunakan untuk mengklasifikasikan fitur-fitur yang sudah didapatkan ke dalam kelas-kelas dari karakter yang

akan dikenali. Hasil dari klasifikasi ini nantinya akan disimpan ke dalam bentuk berkas.

3.3.2 Proses *Testing*



Gambar 3.3 Flowchart Testing Sistem Deteksi dan Pengenalan Plat Nomor

Pada gambar 3.3 terlihat urutan proses *testing*. Pada proses *testing* terdapat beberapa proses yang sama seperti pada proses *training*. Berikut ini adalah uraian dari *flowchart* pada gambar 3.3 yang dilakukan dalam penelitian ini:

III. ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

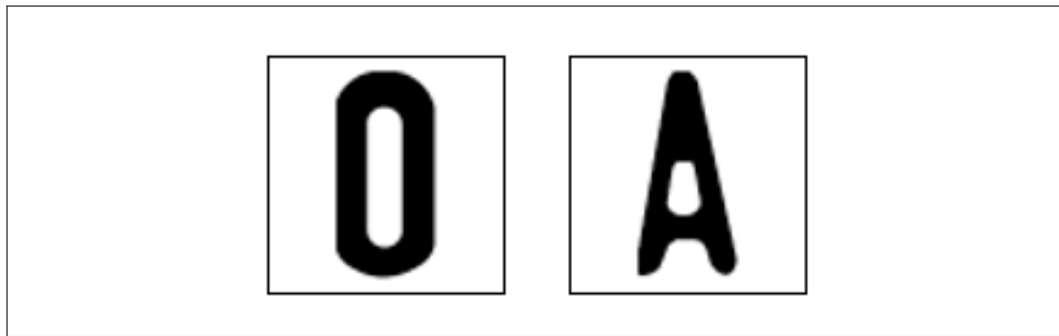
1. Citra pengujian yang digunakan didapatkan dari *dataset* plat nomor kendaraan Universitas Telkom yang bernama *Tel-U Vehicle Data-set V1.0*, penggunaan dari dataset ini sesuai dengan perizinan dari institusi yang bersangkutan.
2. Citra yang akan menjadi input dari *HOG* adalah citra hasil dari segmentasi karakter pada citra plat kendaraan pada tahapan deteksi lokasi plat nomor kendaraan.
3. Ukuran dari sel dan blok yang digunakan untuk proses ekstraksi fitur dengan menggunakan *HOG* adalah sama dengan yang digunakan ketika pada tahap *training*.
4. Pada tahap *testing* model SVM yang digunakan diambil dari berkas yang merupakan hasil keluaran dari SVM pada tahap *training*.
5. Hasil keluaran akan berupa sebuah *string* yang menunjukkan kumpulan karakter yang berhasil dikenali oleh sistem.

3.4 Analisis Manual

Pada bagian ini dilakukan analisis tahapan proses dengan melakukan perhitungan manual.

3.4.1 Dataset

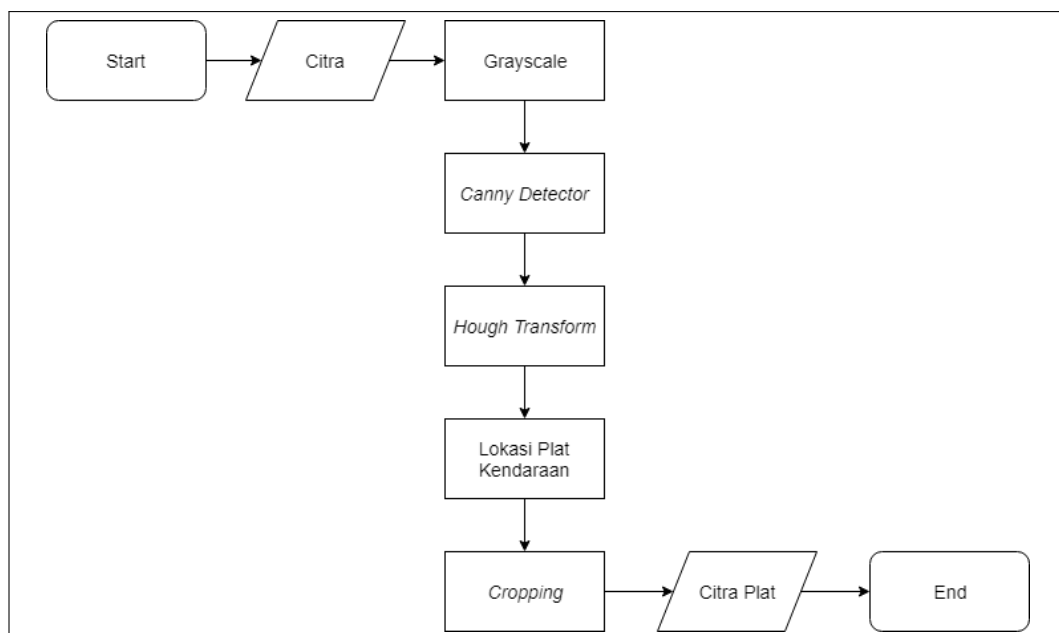
Untuk citra karakter yang akan digunakan pada tahap *training* akan digunakan citra karakter yang sudah disegmentasi dari citra plat kendaraan. Karakter terdiri dari angka 0 sampai dengan 9 dan karakter huruf kapital dari A sampai dengan Z. Terlihat contoh citra karakter yang ditunjukkan pada gambar 3.4 merupakan contoh karakter angka dan huruf kapital yang akan dipakai. Dalam kumpulan citra karakter yang dijadikan *dataset*, tidak ada citra karakter tipis, karakter miring dan karakter huruf kecil. Tidak adanya jenis-jenis karakter tersebut dikarenakan pada plat nomor Indonesia, karakter yang digunakan hanyalah karakter huruf kapital dan angka dalam bentuk tegak dan tebal.



Gambar 3.4 Contoh citra karakter yang digunakan untuk tahap *training*

3.4.2 Tahap Pendeteksian Lokasi Plat Nomor

Skema alur dari tahap pendeteksian lokasi plat nomor adalah:



Gambar 3.5 Skema Alur Pendeteksian Plat

3.4.2.1 *Grayscale*

Proses pertama adalah mengubah citra masukan menjadi citra *grayscale*, tujuan dari *grayscale* citra adalah untuk menghilangkan informasi warna dari setiap piksel citra. Untuk menghitung nilai derajat keabuan setiap piksel, diperoleh dengan menggunakan persamaan 2 . 1.

Di bawah merupakan contoh matriks citra asli dengan 3 *channel* warna yaitu *Red*, *Green*, dan *Blue* berukuran 5×5 piksel.

III. ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

R: 22 G: 26 B: 29	R: 24 G: 27 B: 32	R: 30 G: 33 B: 38	R: 32 G: 35 B: 42	R: 34 G: 39 B: 45
R: 25 G: 28 B: 33	R: 29 G: 32 B: 39	R: 32 G: 36 B: 45	R: 23 G: 27 B: 38	R: 23 G: 27 B: 39
R: 26 G: 30 B: 33	R: 29 G: 32 B: 37	R: 96 G: 103 B: 109	R: 124 G: 131 B: 139	R: 104 G: 109 B: 115
R: 26 G: 27 B: 31	R: 58 G: 59 B: 64	R: 103 G: 108 B: 112	R: 133 G: 138 B: 144	R: 155 G: 164 B: 169
R: 27 G: 28 B: 30	R: 41 G: 42 B: 46	R: 119 G: 124 B: 127	R: 108 G: 113 B: 119	R: 144 G: 153 B: 158

Gambar 3.6 Matriks Citra Asal berukuran 5×5

Dengan menggunakan persamaan 2.1, maka nilai matriks citra *grayscale* pada titik (3,3) akan menjadi sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \text{Matriks}[3,3] &= (0.299 * 133) + (0.587 * 138) + (0.114 * 144) \\
 &= 137.189 \approx 137
 \end{aligned}$$

Perhitungan di atas dilakukan terhadap seluruh nilai matriks citra asal dan hasilnya adalah matriks citra berukuran 5×5 dengan satu nilai derajat keabuan.

25	27	33	35	38
28	32	36	27	27
29	32	102	130	108
27	59	107	137	162
28	42	123	112	151

Gambar 3.7 Matriks Citra Hasil *Grayscale*

3.4.2.2 Deteksi Tepi Canny

Proses deteksi tepi dapat dilakukan terhadap sebuah citra biner. Pada penelitian ini, metode *Canny Edge Detection* digunakan untuk mendapatkan tepian. Berikut adalah algoritme dari metode *Canny Edge Detection* untuk mendapatkan tepian.

1. Citra masukkan diperhalus dengan menggunakan *Gaussian Filter* untuk membuang derau.
2. Lakukan operasi perhitungan gradien menggunakan operator Sobel, Prewitt, atau Robert untuk mendapatkan tepian yang tebal.
3. Untuk menipiskan tepian yang didapat dari operasi sebelumnya maka teknik *Non-Maxima Suppression* dilakukan dengan mencari nilai maksimum pada tepian.
4. Buat 2 nilai *threshold* yaitu *high threshold* dan *low threshold* untuk menentukan piksel mana yang masuk dalam kategori tepian kuat, tepian lemah, dan bukan tepian. Jika nilai dari piksel tersebut di atas *high threshold*, maka piksel tersebut masuk ke dalam kategori tepian kuat, apabila nilai piksel berada di antara batas *high threshold* dan *low threshold*, maka piksel tersebut masuk ke dalam kategori tepian lemah, selebihnya akan masuk ke dalam kategori bukan tepian.
5. Tahapan terakhir adalah *Edge Linking* untuk menghubungkan tepian lemah dengan tepian kuat. Apabila piksel tepian lemah memiliki tetangga piksel (terhubung), maka piksel tersebut akan menjadi tepian.

Berdasarkan algoritme yang sudah dijabarkan, hal pertama yang dilakukan untuk deteksi tepi Canny adalah dengan melakukan *smoothing* pada citra dengan menggunakan turunan pertama pertama dari *Gauss* dengan besar *kernel* 3×3 dan nilai dari $\sigma = 1$ untuk menghilangkan *noise*.

$$\text{Matriks Gauss Kernel} = \begin{bmatrix} 0.077847 & 0.123317 & 0.077847 \\ 0.123317 & 0.195346 & 0.123317 \\ 0.077847 & 0.123317 & 0.077847 \end{bmatrix}$$

Kernel seperti pada persamaan Matriks *Gauss Kernel* di atas dikonvolusikan ke dalam citra untuk mendapatkan sebuah nilai baru. Sebagai contoh apabila diambil area pada sebuah citra sebesar 5×5 piksel seperti pada gambar 3.8 yang kemudian dikonvolusikan menggunakan *Gauss Kernel*.

III. ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

25	27	33	35	38
28	32	36	27	27
29	32	102	130	108
27	59	107	137	162
28	42	123	112	151

Gambar 3.8 Matriks citra ukuran 5×5

Maka pada elemen matriks (3,3) nilainya berubah menjadi:

$$\begin{aligned} \text{Matriks}[3,3] &= (0.077847 * 102) + (0.123317 * 130) + (0.077847 * 108) \\ &+ (0.123317 * 107) + (0.195346 * 137) + (0.123317 * 162) \\ &+ (0.077847 * 123) + (0.123317 * 112) + (0.077847 * 151) \end{aligned}$$

$$\text{Matriks}[3,3] = 127,45534 \approx 127$$

Sehingga elemen matriks (3,3) berubah nilainya menjadi 127, perhitungan tersebut berlaku untuk semua elemen matriks sisanya, kecuali pada elemen matriks di tepian citra, sehingga seluruh tepian citra sebesar 1 piksel tidak berubah.

Berdasarkan perhitungan di atas, didapatkan hasil matriks citra hasil konvolusi sebagai berikut:

25	27	33	35	38
28	36	48	55	27
29	49	77	97	108
27	59	97	127	162
28	42	123	112	151

Gambar 3.9 Matriks citra ukuran 5×5 hasil konvolusi

Tahap selanjutnya adalah perhitungan gradien dengan menggunakan operator gradien sobel. Sebagai contoh dengan area yang sama seperti yang digunakan pada *Gaussian Filter* pada titik(3,3), perhitungan gradien dilakukan sebagai berikut:

III. ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

$$\begin{aligned}
 G_x &= (-1 * 77) + (0 * 97) + (1 * 108) \\
 &\quad + (-2 * 97) + (0 * 127) + (2 * 162) \\
 &\quad + (-1 * 123) + (0 * 112) + (1 * 151) \\
 G_x &= 188 \\
 \\
 G_y &= (-1 * 77) + (-2 * 97) + (-1 * 108) \\
 &\quad + (0 * 97) + (0 * 127) + (0 * 162) \\
 &\quad + (1 * 123) + (2 * 112) + (1 * 151) \\
 G_y &= 118 \\
 \\
 m &= \sqrt{G_x^2 + G_y^2} = \sqrt{188^2 + 118^2} = 221.716 \\
 \\
 \theta &= \arctan\left(\frac{118}{188}\right) = 32.122
 \end{aligned}$$

Gambar 3.10 Perhitungan gradien dan arah

Dari hasil perhitungan di atas, didapatkan informasi bahwa titik (3,3) merupakan tepian yang memiliki arah 32.122° dengan *magnitude* sebesar 221.716. Jika *gradient magnitude* lebih dari 255 maka piksel akan menjadi 255 dan jika *gradient magnitude* kurang dari 0 maka piksel menjadi 0. Citra hasil setelah perhitungan gradien adalah sebagai berikut:

0	0	0	0	0
0	134.141	197.325	239.217	0
0	209.829	255	255	0
0	255	255	221.716	0
0	0	0	0	0

Gambar 3.11 Matriks citra hasil perhitungan gradien

Tahap setelah perhitungan gradien adalah *non-maximum suppression*, tahap ini membandingkan apakah gradien tersebut paling maksimum diantara tetangganya dan di atas nilai atas *threshold* yang sudah ditentukan. Jika nilai gradien di titik tersebut lebih besar dari *high threshold* dan merupakan nilai maksimum dari gradien-gradien tetangganya, maka nilai tersebut merupakan nilai tepi. Nilai tepi hasil *non-maximum suppression* digunakan untuk menghitung *Hysteresis thresholding*. Cara yang digunakan adalah dengan menentukan jika titik tersebut bukan tepi periksa titik selanjutnya, selain itu lihat apakah gradien lebih besar dari

batas *low threshold*. Cara ini diulang sampai tidak ada lagi perubahan.

3.4.2.3 Hough Transform

Metode *Hough Transform* yang digunakan adalah untuk identifikasi garis lurus. Dalam ekstraksi fitur *Hough Transform* perlu menspesifikasikan *accumulator space* untuk menyimpan nilai *voting*. Spesifikasi *accumulator space* ditentukan berdasarkan ukuran citra input. Dalam contoh ini digunakan citra input berukuran 5×6 piksel yang merupakan hasil proses deteksi tepi pada tahapan sebelumnya. Berikut spesifikasi matriks *accumulator space* yang digunakan sebagai contoh:

1. Rentang nilai *rho* dapat dicari dengan (*width* dan *height* masing-masing dikurang 1 karena koordinat x dan y dimulai dari 0,0), sehingga dengan menggunakan persamaan 2.2, perhitungannya menjadi:

$$D = \sqrt{(5-1)^2 + (6-1)^2} = 6,403$$

Nilai D dibulatkan ke bawah, maka nilai D adalah 6. Karena nilai D yang didapat adalah 6 maka nilai *rho* yang digunakan adalah:

$$-6 \leq \rho \leq 6$$

2. Nilai *theta* yang digunakan adalah 0 hingga 180 derajat.
3. Inisialisasi nilai 0 untuk setiap sel dalam matriks *accumulator space*.

Dari spesifikasi di atas maka keadaan awal matriks *accumulator space* dapat dilihat pada tabel 3.1. Setelah membuat matriks *accumulator space*, selanjutnya menghitung *voting* dari setiap pasangan *rho* dan *theta*. Untuk menghitung nilai *rho* dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan 2.2. Dalam metode *Hough Transform* hanya akan melakukan pengecekan terhadap objek berwarna putih atau yang memiliki nilai 255.

Tabel 3.1 Inisialisasi matriks *Accumulator Space*

6	0	0	0	0	0	0	0	...
5	0	0	0	0	0	0	0	
4	0	0	0	0	0	0	0	
3	0	0	0	0	0	0	0	
2	0	0	0	0	0	0	0	
1	0	0	0	0	0	0	0	
0	0	0	0	0	0	0	0	
-1	0	0	0	0	0	0	0	
-2	0	0	0	0	0	0	0	
-3	0	0	0	0	0	0	0	
-4	0	0	0	0	0	0	0	
-5	0	0	0	0	0	0	0	
-6	0	0	0	0	0	0	0	
	0	1	2	3	4	5	6	...

Pada tabel 3.1, sumbu X menggambarkan *theta* sedangkan sumbu Y menggambarkan *rho*.

Diasumsikan baris 1 dan kolom 1 adalah $x = 0$ dan $y = 0$. Misalkan dilakukan pengecekan untuk baris 1 kolom 1. Ternyata baris 1 kolom 1 memiliki nilai 255 (objek berwarna putih) karena itu dihitung nilai *rho* untuk sudut 0 hingga 180 derajat. Berikut adalah uraiannya:

1. Untuk sudut 0 derajat:

$$\rho = x * \cos \theta + y * \sin \theta$$

$$\rho = 0 * \cos 0 + 0 * \sin 0$$

$$\rho = 0 * 1 + 0 * 0$$

$$\rho = 0$$

Tambahkan nilai *voting* untuk $\rho = 0$ dengan $\theta = 0$ sebesar 1.

2. Untuk sudut 1 derajat:

$$\rho = x * \cos \theta + y * \sin \theta$$

$$\rho = 0 * \cos 1 + 0 * \sin 1$$

$$\rho = 0 * 0,99984 + 0 * 0,01745$$

$$\rho = 0$$

Tambahkan nilai *voting* untuk $\rho = 0$ dengan $\theta = 1$ sebesar 1.

3. Untuk sudut 2 derajat:

$$\rho = x * \cos \theta + y * \sin \theta$$

$$\rho = 0 * \cos 2 + 0 * \sin 2$$

$$\rho = 0 * 0,99939 + 0 * 0,03489$$

$$\rho = 0$$

III. ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Tambahkan nilai *voting* untuk $\rho = 0$ dengan $\theta = 2$ sebesar 1.

4. Untuk sudut 3 derajat:

$$\rho = x * \cos \theta + y * \sin \theta$$

$$\rho = 0 * \cos 3 + 0 * \sin 3$$

$$\rho = 0 * 0,99862 + 0 * 0,05233$$

$$\rho = 0$$

Tambahkan nilai *voting* untuk $\rho = 0$ dengan $\theta = 3$ sebesar 1.

5. Untuk sudut 4 derajat:

$$\rho = x * \cos \theta + y * \sin \theta$$

$$\rho = 0 * \cos 4 + 0 * \sin 4$$

$$\rho = 0 * 0,99756 + 0 * 0,06975$$

$$\rho = 0$$

Tambahkan nilai *voting* untuk $\rho = 0$ dengan $\theta = 4$ sebesar 1.

6. Untuk sudut 5 derajat:

$$\rho = x * \cos \theta + y * \sin \theta$$

$$\rho = 0 * \cos 5 + 0 * \sin 5$$

$$\rho = 0 * 0,99619 + 0 * 0,08715$$

$$\rho = 0$$

Tambahkan nilai *voting* untuk $\rho = 0$ dengan $\theta = 5$ sebesar 1.

7. Untuk sudut 6 derajat:

$$\rho = x * \cos \theta + y * \sin \theta$$

$$\rho = 0 * \cos 6 + 0 * \sin 6$$

$$\rho = 0 * 0,99452 + 0 * 0,10452$$

$$\rho = 0$$

Tambahkan nilai *voting* untuk $\rho = 0$ dengan $\theta = 6$ sebesar 1.

Cara di atas diulang untuk 7 derajat hingga 180 derajat.

Setelah menyelesaikan perhitungan untuk titik koordinat (0,0) maka berikut adalah perubahan yang ditunjukkan oleh matriks *accumulator space*:

III. ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Tabel 3.2 Nilai *voting* koordinat (0,0) disimpan di matriks *Accumulator Space*

6	0	0	0	0	0	0	0	...
5	0	0	0	0	0	0	0	
4	0	0	0	0	0	0	0	
3	0	0	0	0	0	0	0	
2	0	0	0	0	0	0	0	
1	0	0	0	0	0	0	0	
0	1	1	1	1	1	1	1	
-1	0	0	0	0	0	0	0	
-2	0	0	0	0	0	0	0	
-3	0	0	0	0	0	0	0	
-4	0	0	0	0	0	0	0	
-5	0	0	0	0	0	0	0	
-6	0	0	0	0	0	0	0	
	0	1	2	3	4	5	6	...

Proses di atas diulangi untuk semua piksel (nilai x dan y yang berbeda) dalam citra (hanya piksel yang bernilai 255 saja yang dihitung jaraknya). Jika sudah diterapkan untuk setiap kombinasi x dan y maka keluaran yang didapat adalah:

Tabel 3.3 Matriks *Accumulator Space* dan nilai *voting* yang disimpan

6	0	0	0	0	0	0	0	...
5	0	0	0	0	0	0	0	
4	0	0	0	0	0	0	0	
3	0	0	0	0	0	0	0	
2	0	0	0	0	0	0	0	
1	0	0	0	0	0	0	0	
0	5	6	6	9	6	3	5	
-1	5	5	5	5	5	5	5	
-2	5	4	4	4	4	4	5	
-3	3	4	4	4	4	4	3	
-4	4	3	3	3	3	3	4	
-5	0	0	0	0	0	0	0	
-6	0	0	0	0	0	0	0	
	0	1	2	3	4	5	6	...

Setelah mendapat matriks *accumulator space* selanjutnya adalah mencari nilai *Hough Peaks*. Untuk menentukan nilai *Hough Peaks* diperlukan untuk menentukan nilai *threshold*, *neighbourhood*, dan jumlah *peaks*. Misalkan dalam kasus ini ditentukan nilai *threshold* = 3, *neighbourhood* = 1, dan *peaks* = 3, maka:

1. Dicari nilai yang memiliki nilai *vote* di atas nilai *threshold*, maka nilai pertama yang diperiksa adalah (diberi warna oranye):

Tabel 3.4 Koordinat (0,0) memiliki nilai di atas *threshold*

6	0	0	0	0	0	0	0	...
5	0	0	0	0	0	0	0	
4	0	0	0	0	0	0	0	
3	0	0	0	0	0	0	0	
2	0	0	0	0	0	0	0	
1	0	0	0	0	0	0	0	
0	5	6	6	9	6	3	5	
-1	5	5	5	5	5	5	5	
-2	5	4	4	4	4	4	5	
-3	3	4	4	4	4	4	3	
-4	4	3	3	3	3	3	4	
-5	0	0	0	0	0	0	0	
-6	0	0	0	0	0	0	0	
	0	1	2	3	4	5	6	...

- Memeriksa *neighbour* apakah terdapat nilai *vote* yang memiliki nilai *vote* lebih tinggi, jika ada tetangganya yang memiliki nilai *vote* lebih tinggi maka nilai tersebut ditolak dan sebaliknya jika tidak maka nilai tersebut dipilih sebagai *peak*:

Tabel 3.5 Memeriksa *neighbour* dari koordinat (0,0)

6	0	0	0	0	0	0	0	...	0
5	0	0	0	0	0	0	0		0
4	0	0	0	0	0	0	0		2
3	0	0	0	0	0	0	0		2
2	0	0	0	0	0	0	0		4
1	0	0	0	0	0	0	0		5
0	5	6	6	9	6	3	5		9
-1	5	5	5	5	5	5	5		0
-2	5	4	4	4	4	4	5		0
-3	3	4	4	4	4	4	3		0
-4	4	3	3	3	3	3	4		0
-5	0	0	0	0	0	0	0		0
-6	0	0	0	0	0	0	0		0
	0	1	2	3	4	5	6	...	

Karena tetangga dari (0,0) terdapat nilai *vote* yang lebih tinggi dari 5 (nilai 9 pada (0,180)) maka nilai *vote* pada (0,0) tidak diterima sebagai *peak*. Cara di atas diulang hingga mendapatkan seluruh *peak* potensial yang ada. Misalkan didapatkan 5 *peak* potensial sebagai berikut:

III. ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Tabel 3.6 *Peak* yang belum terurut

Peak	1	2	3	4	5
Jumlah Voting	6	9	5	4	4
Theta	1	3	6	3	10

Setelah mendapatkan sejumlah nilai *peak* potensial kemudian *peak* potensial tersebut diurutkan dari nilai terbesar hingga terkecil (*descending*) berdasarkan nilai *voting*. Maka nilai dari pengurutan *peaks* potensial tersebut adalah:

Tabel 3.7 *Peak* terurut secara *descending* berdasarkan jumlah *voting*

Peak	1	2	3	4	5
Jumlah Voting	9	6	5	4	4
Theta	3	1	6	3	10

3. Karena jumlah *peaks* yang ditentukan adalah 3 maka ambil 3 *peaks* dengan nilai *voting* tiga tertinggi:

Tabel 3.8 Tiga *peaks* yang terpilih

Peak	1	2	3
Jumlah Voting	9	6	5
Theta	3	1	6

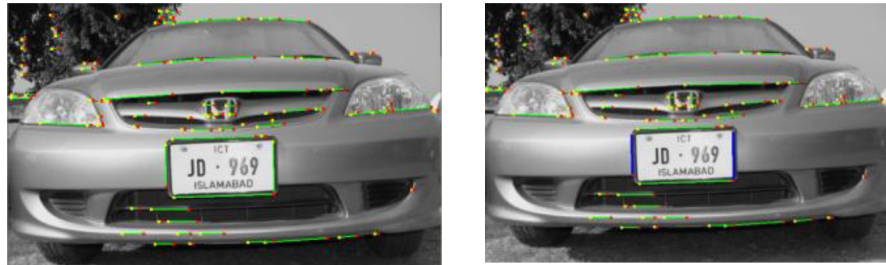
4. Setelah mendapatkan sejumlah *peaks* yang diinginkan berikutnya adalah menghitung intensitas kemunculan dari setiap nilai *theta* (rentang nilai *theta* yang digunakan adalah 0-180 derajat). Misalkan hasil perhitungan intensitas kemunculan tersebut adalah:

Tabel 3.9 Intensitas kemunculan dari setiap nilai *theta*

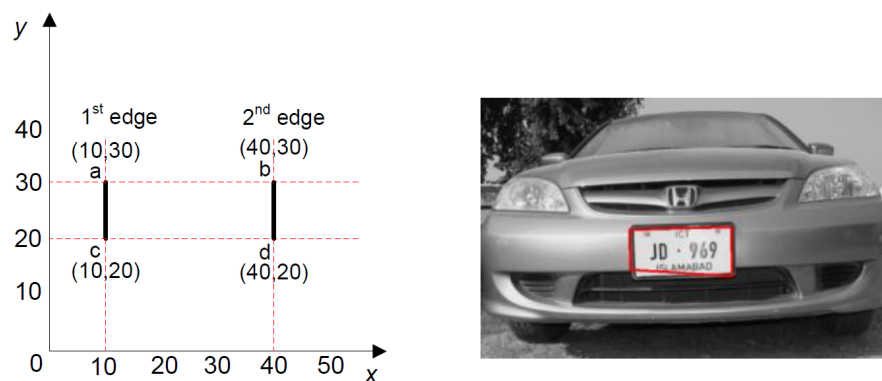
Theta	0	1	2	3	4	5	6	...	180
Intensitas Kemunculan	0	1	0	1	0	0	1	...	0

Keluaran dari metode *Hough Transform* ini adalah kumpulan nilai *rho* dan *theta* yang nantinya akan digunakan untuk mencari seluruh kandidat garis. Dari kandidat garis tersebut akan didapatkan garis vertikal dan garis horizontal, dengan menggunakan perhitungan *Euclidean Distance* seluruh garis vertikal akan dikelompokkan dan diperiksa manakah dari kelompok garis yang memiliki koordinat titik awal dan titik akhir yang hampir sama.

Kemudian titik awal dan titik akhir dari kedua garis tersebut akan digabungkan menjadi bentuk persegi panjang dan area tersebut yang akan disebut dengan area plat kendaraan.



Gambar 3.12 Seleksi Kandidat Garis



Gambar 3.13 Penentuan Area Plat Kendaraan

3.4.3 Tahapan Segmentasi Karakter

Pada tahapan segmentasi karakter, akan dilakukan dua tahapan, yaitu segmentasi vertikal untuk mendapatkan batas atas dan batas bawah daerah karakter, dan segmentasi horizontal untuk mendapatkan batas kiri dan batas kanan untuk setiap karakter.

Pada penelitian ini, tahapan segmentasi karakter akan menggunakan *library* dari Java OCR.

3.4.4 *Histogram of Oriented Gradient*

Pada proses *Histogram of Oriented Gradients*, masukan untuk proses ini berupa citra yang berasal dari hasil *preprocessing*. Keluaran dari proses ini adalah matriks fitur vektor dari hasil perhitungan *Histogram of Oriented Gradients*. Berikut merupakan langkah-langkah untuk menghitung matriks fitur vektor. Pada gambar dapat dilihat hasil dari proses *resize* dan *crop* citra *grayscale* berukuran 8×4 piksel.

III. ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

89	92	88	92
90	88	90	86
91	90	90	94
91	122	91	122
89	90	89	91
90	85	90	86
91	90	92	93
91	122	91	120

Gambar 3.14 Matriks citra hasil *preprocessing*

1. Proses pertama adalah untuk menghitung nilai gradien dari posisi vertikal dan horizontal untuk setiap piksel menggunakan persamaan 2 . 6 dan 2 . 7. Contoh perhitungannya untuk piksel koordinat (2,5) dan hasil dari tahap ini dapat dilihat pada gambar 3.15 dan 3.16 di bawah:

$$G_x(2,5) = 89 - 89 = 0$$

$$G_y(2,5) = 85 - 122 = -37$$

0	-1	0	0
0	0	-2	0
0	-1	4	0
0	0	0	0
0	0	1	0
0	0	1	0
0	1	3	0
0	0	-2	0

Gambar 3.15 Matriks hasil Perhitungan Gradien sumbu X

0	0	0	0
2	-2	2	2
1	34	1	36
-2	0	-1	-3
-1	-37	-1	-36
2	0	3	2
1	37	1	34
0	0	0	0

Gambar 3.16 Matriks hasil Perhitungan Gradien sumbu Y

2. Untuk setiap piksel, hitung *magnitude* gradien dan arah gradien menggunakan persamaaan 2 . 8 dan 2 . 9. Contoh perhitungannya untuk piksel koordinat

III. ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

(2,5) dan hasil dari tahap ini dapat dilihat pada gambar di bawah:

$$M(2,5) = \sqrt{0^2 + (-37)^2} = 37$$

$$\theta(2,5) = \arctan \frac{-37}{0} = 90$$

0	1	0	0
2	2	2	2
1	34	4	36
2	0	1	3
1	37	1	36
2	0	3	2
1	37	3	34
0	0	2	0

Gambar 3.17 Matriks hasil Perhitungan *Magnitude*

90	0	90	90
90	90	45	90
90	89	14	90
90	90	90	90
90	90	45	90
90	90	71	90
90	88	18	90
90	90	0	90

Gambar 3.18 Matriks hasil Perhitungan Arah

- Kemudian, tentukan ukuran sel, ukuran blok dan jumlah *oriented histogram bins*. Pada penelitian Dalas dan Triggs untuk mendeteksi pejalan kaki sebelumnya, didapat bahwa ukuran sel sebesar 8×8 piksel, ukuran blok sebesar 2×2 ukuran sel dan jumlah bin sebanyak 9 sudah dapat menghasilkan akurasi yang dapat mendeteksi pejalan kaki dengan cukup baik dibandingkan dengan ukuran-ukuran lainnya. Untuk contoh perhitungan analisis kali ini jumlah *oriented histogram bins* yang dipakai sebanyak 4 buah, sehingga didapat nilai sudut setiap *histogram bin* yaitu $180 / 4 = 45$. Untuk ukuran sel dipilih sebesar 2×2 piksel dan ukuran blok sebesar 2×2 sel.
- Kemudian untuk setiap sel, tentukan perhitungan *Histogram of Oriented Gradient* dengan melakukan *voting* dari arah gradien dan *magnitude* gradien, dimana arah gradien akan menjadi sudut *bin*, dan *magnitude* gradien akan

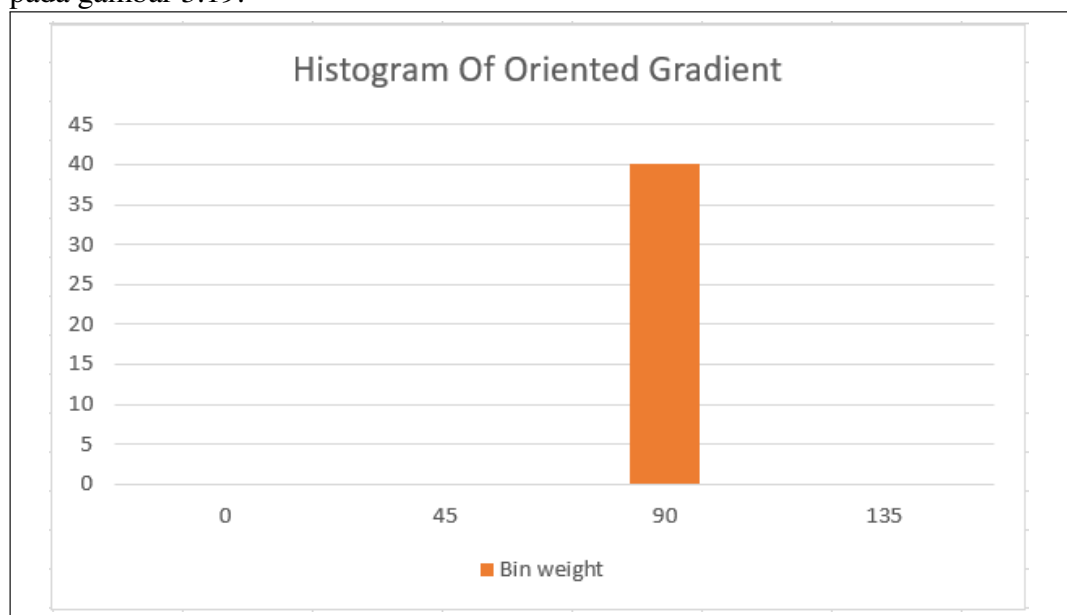
III. ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

menjadi bobot nilai. Berikut merupakan contoh proses *voting* untuk piksel dengan koordinat (2,5).

$$M(2,5) = 37$$

$$\theta(2,5) = 90$$

Sehingga untuk *bin* dengan sudut 90 akan mendapat nilai bobot sebesar 37 yang didapatkan dari nilai gradien *magnitude*-nya. Lakukan proses tersebut untuk setiap sel sehingga masing-masing sel akan mempunyai *Histogram of Oriented Gradient*. Berikut contoh hasil perhitungan metode *Histogram of Oriented Gradient* pada sel yang terdapat koordinat piksel (2,5) dapat dilihat pada gambar 3.19.



Gambar 3.19 Contoh hasil *Histogram of Oriented Gradient* untuk sel yang memiliki piksel dengan koordinat (2,5)

5. Kemudian untuk setiap blok, akan dilakukan normalisasi dengan menggabungkan hasil histogram dari setiap sel dalam bloknya. Adapun proses normalisasi dapat menggunakan 4 algoritme yaitu, *L1-Norm*, *L1-Sqrt*, *L2-Norm*, dan *L2-Hys*. Pada penelitian ini, penulis menggunakan algoritme normalisasi *L2-Norm* karena berdasarkan penelitian sebelumnya, hasil yang didapat lebih baik dari algoritme lainnya. Persamaan algoritme untuk proses normalisasi menggunakan *L2-Norm* didapat dengan menggunakan persamaan 2 . 12. Di bawah adalah contoh perhitungan normalisasi untuk blok pertama:

III. ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

1	0	4	0	0	2	2	0
0	0.76	36.24	0	2.76	1.24	40	0
0	0	40	0	0	2.27	39.73	0
0	1.65	36.35	0	3.8	1.2	34	0

Gambar 3.20 Matriks hasil Perhitungan Histogram untuk seluruh sel

Berdasarkan matriks pada gambar 3.20. Elemen matriks yang akan kita gunakan dalam perhitungan normalisasi ini adalah seluruh elemen baris pertama dan baris kedua.

$$L2_{Norm} = \sqrt{1^2 + 0^2 + \dots + 2^2 + 0^2 + 0^2 + 0.76^2 + \dots + 40^2 + 0^2} = 54.29$$

Kemudian untuk setiap nilai dari histogram dari sel dalam blok tersebut akan dibagi dengan nilai hasil normalisasinya. Di bawah adalah contoh hasil normalisasi histogram dari sel pertama (matriks hasil perhitungan histogram baris pertama kolom 1-4):

$$\begin{bmatrix} 0.018418 & 0 & 0.07367 & 0 \end{bmatrix}$$

Lakukan proses normalisasi untuk setiap blok dengan menggeser secara horizontal sejauh 1 kali ukuran sel dan secara vertikal sejauh 1 kali ukuran sel sampai blok tersebut sudah berada di bawah kanan dari citra. Kemudian hasil dari proses normalisasi akan disusun menjadi matriks besar dengan jumlah kolom sebesar *jumlah bin × lebar blok dalam satuan sel × jumlah pergeseran horizontal* dan jumlah baris sebesar *jumlah pergeseran vertikal × tinggi blok dalam satuan sel*, dengan perhitungan tersebut, dalam analisa saat ini didapatkan ukuran matriks sebesar 6×8 . Dalam analisa ini, hasil keluaran dari metode *Histogram of Oriented Gradient* ada sebanyak 48 fitur. Di bawah adalah hasil fitur vektor untuk metode *Histogram of Oriented Gradient* setelah melewati proses normalisasi.

0.0184	0	0.0736	0	0	0.0368	0.0368	0
0	0.0139	0.6674	0	0.0508	0.0228	0.7367	0
0	0.0097	0.4637	0	0.0353	0.0158	0.5118	0
0	0	0.5118	0	0	0.0290	0.5084	0
0	0	0.5307	0	0	0.0301	0.5271	0
0	0.0218	0.4823	0	0.0504	0.0159	0.4511	0

Gambar 3.21 Matriks hasil Normalisasi

Setelah mendapatkan matriks *HOG descriptor* di atas. Langkah berikutnya adalah menjadikan matriks tersebut sebagai vektor. Hal ini dilakukan dengan mengambil setiap baris dari matriks dan memasukkannya ke dalam matriks vektor berukuran $1 \times \text{jumlah fitur}$. Vektor inilah yang akan dijadikan sebagai masukan bagi metode *Machine Learning* yang akan digunakan dalam penelitian ini.

3.4.5 Support Vector Machine

HOG descriptor yang dihasilkan dari perhitungan metode *Histogram of Oriented Gradient* akan digunakan sebagai masukan *Support Vector Machine*. *Support Vector Machine* yang akan digunakan dalam penelitian menggunakan *library* dari Weka SVM. *Support Vector Machine* termasuk dalam algoritme *supervised learning*. Konsep dasar dari metode ini adalah untuk menemukan sebuah *separating hyperplane* (bidang) yang dapat memisahkan dua kelas sebagai keputusan klasifikasi. Dalam penelitian ini karakter yang akan dikenali adalah huruf A sampai dengan Z dan angka dari 0 sampai dengan 9 sehingga akan terdapat 36 kelas untuk proses klasifikasi.

BAB IV

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Pada bab ini akan menjelaskan mengenai proses implementasi dan pengujian terhadap sistem yang telah dibangun berdasarkan penjelasan pada bab sebelumnya.

4.1 Lingkungan Implementasi

Pada lingkungan implementasi, akan dijelaskan mengenai perangkat yang digunakan dalam proses pembangunan sistem baik dari perangkat keras maupun perangkat lunak yang digunakan.

4.1.1 Spesifikasi Perangkat Keras

Spesifikasi dari perangkat keras yang digunakan dalam pembangunan aplikasi adalah sebagai berikut:

1. *Laptop* ASUS A442UQ
2. *Processor* Intel Core i7-7500U CPU @ 2.7GHz
3. *Hard Disk* kapasitas 1TB
4. RAM 8GB

4.1.2 Lingkungan Perangkat Lunak

Spesifikasi dari perangkat lunak yang digunakan dalam pembangunan aplikasi adalah sebagai berikut:

1. Sistem Operasi Windows 10 Home 64 bit.
2. Netbeans IDE 8.2
3. Java Development Kit (JDK) 1.8.0_161
4. *Library* OpenCV 3.4.6

4.2 Implementasi Perangkat Lunak

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai implementasi aplikasi untuk pengenalan karakter pada citra plat kendaraan. Di bawah ini merupakan daftar *class* dan *method* beserta penjelasan mengenai cara kerja program.

IV. IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

4.2.1 Daftar *Class* dan *Method* Gradient

Berikut adalah tabel berisi *method* pada *class* Gradient. *Class* Gradient digunakan untuk menyimpan nilai *orientation* dan nilai *magnitude* dari suatu piksel citra.

Tabel 4.1 Daftar *Method Class Gradient*

No	Nama <i>method</i>	Masukan	Keluaran	Keterangan
1	Gradient	double orientation, double magnitude	void	Metode <i>constructor</i> yang digunakan untuk inisialisasi objek dari kelas Gradient dengan nilai <i>orientation</i> dan <i>magnitude</i> yang didapatkan dari perhitungan.
2	getOrientation()		double	Metode untuk mengembalikan nilai <i>orientation</i> dari suatu piksel.
3	getMagnitude()		double	Metode yang digunakan untuk mengembalikan nilai <i>magnitude</i> dari suatu piksel.
4	setOrientation()	double orientation	void	Metode untuk mengatur nilai <i>orientation</i> dari objek Gradient berdasarkan nilai <i>orientation</i> yang dijadikan masukan.

IV. IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

5	setMagnitude()	double magnitude	void	Metode yang digunakan untuk mengatur nilai <i>magnitude</i> dari objek Gradient berdasarkan nilai <i>magnitude</i> yang dijadikan masukkan.
---	----------------	------------------	------	---

4.2.2 Daftar Class dan Method GradientCell

Berikut adalah tabel berisi *method* pada *class* GradientCell. *Class* GradientCell digunakan untuk menyimpan nilai gradien dari setiap sel.

Tabel 4.2 Daftar *Method Class GradientCell*

No	Nama <i>method</i>	Masukan	Keluaran	Keterangan
1	GradientCell()	int length	void	Metode <i>constructor</i> yang digunakan untuk inisialisasi objek dari kelas GradientCell.
2	getGradients()		List <Gradient >	Metode untuk mengembalikan <i>List</i> dari gradien-gradien yang terdapat .

4.2.3 Daftar Class dan Method HOG

Berikut adalah tabel berisi *method* pada *class* HOG. *Class* HOG digunakan untuk proses ekstraksi fitur dari citra karakter.

Tabel 4.3 Daftar *Method Class HOG*

No	Nama <i>method</i>	Masukan	Keluaran	Keterangan
1	HOG()	Integer[][] image, int cellHeight, int cellWidth, int blockSize, int numBins	void	Metode <i>constructor</i> yang digunakan untuk inisialisasi objek dari kelas HOG.

IV. IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

2	extractHOGFeatures()		double[]	Metode untuk mengekstraksi fitur <i>HOG descriptor</i> dari citra.
3	calculateGradientAndCells()		void	Metode yang digunakan untuk menghitung nilai gradien, <i>magnitude</i> , dan orientasi untuk setiap sel.
4	createHistograms()		void	Metode untuk membentuk histogram untuk mencatat persebaran arah dari setiap sel.
5	histogramNormalization()		void	Melakukan normalisasi <i>L2-Norm</i> untuk setiap elemen pada histogram.
6	createDescriptor()		void	Membentuk <i>HOG descriptor</i> dari hasil normalisasi histogram.

4.2.4 Daftar Class dan Method SVM

Berikut adalah tabel berisi *method* pada *class* SVM. *Class* SVM digunakan untuk perhitungan klasifikasi.

Tabel 4.4 Daftar *Method Class SVM*

No	Nama <i>method</i>	Masukan	Keluaran	Keterangan
1	calculateRBFKernel()	double[][] data, double sigma, int classSource, int classTarget	double	Menghitung nilai RBF Kernel.

IV. IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

2	createRBFMatrix()	double[][] data, double[] sigma	double[][]	Membentuk matriks RBF dari data fitur.
3	createLinearEquation()	double[][] rbfMatrix, double[] classList	double[][]	Membuat persamaan linear dari matriks RBF.
4	getSolutions()	double[][] linearEquationMatix, double[] classList	Matrix	Mendapatkan solusi dari persamaan linear yaitu nilai alpha dan bias.
5	createRBFTestMatrix()	double[][] data, double sigma, double[] classList	double	Membentuk matriks RBF untuk data pengujian.
6	classify()	double[][] solutions, double[] rbfTest, double[] classList	double	Mendapatkan nilai hasil klasifikasi berdasarkan data uji dan nilai alpha dan bias.
7	getDataFromText()	String path	double[][]	Membaca matriks fitur dari file teks.

4.3 Pengujian

Pada penelitian ini, pengujian akan dilakukan dengan menguji beberapa kombinasi parameter dari metode HOG. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui berapa ukuran sel, ukuran blok, dan jumlah *bin*, yang akan menghasilkan akurasi pengenalan karakter yang paling baik. Pengukuran dari setiap pengujian akan menggunakan *library* dari Weka. Adapun nilai dari setiap parameter yang akan digunakan untuk kombinasi, yaitu:

1. Ukuran sel yang akan digunakan : 4, 8, 16
2. Ukuran blok yang akan digunakan : 8, 16, 32
3. Jumlah *bin* yang akan digunakan : 4, 6, 9

4.3.1 Pengujian dengan Ukuran Sel 4 dan Jumlah *bin* 4

Bagian ini akan menjelaskan pengujian pengenalan karakter dari metode HOG dengan menggunakan ukuran sel sebesar 4 piksel \times 4 piksel dan jumlah *bin* sudut sebanyak 4, sehingga setiap *bin* sudut akan berjarak 45 derajat untuk satu *bin*-nya. Dengan menggunakan citra karkater

BAB V

PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan yang dilandasi oleh penelitian dan pengujian yang telah dilakukan, serta dilengkapi dengan saran yang dapat untuk perkembangan ke depan.

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan dari sistem pendeteksi dan pelacakan manusia pada video RGB-D adalah:

1. Informasi pada citra kedalaman memungkinkan untuk mengenali manusia pada kondisi pencahayaan relatif redup.
2. Penggunaan data belajar yang berkualitas dengan sudut pandang yang baik akan meningkatkan akurasi pada tahap mendeteksi manusia.
3. Penerapan metode *median filtering* sebagai tahap *preprocessing* belum tentu meningkatkan akurasi deteksi, tergantung pada *dataset* yang digunakan. Hasil akurasi tertinggi dengan menggunakan *median filtering*, pada *dataset outdoor* memiliki akurasi lebih tinggi sekitar 1%, sementara pada *dataset clothing store* hasil akurasi lebih rendah sekitar 2% daripada tanpa menggunakan *median filtering*.
4. Metode *Convolutional Neural Network* dapat mengenali manusia walaupun citra berukuran kecil yaitu 48×64 piksel.
5. Hasil akurasi *Convolutional Neural Network* dipengaruhi oleh penentuan arsitektur metode. Akurasi tertinggi dari hasil pelatihan metode *Convolutional Neural Network* pada *dataset outdoor 56* adalah 99,7%, akurasi tertinggi pada pengujian *dataset outdoor 31* adalah 90,4%, dan pada *dataset outdoor 54* adalah 89,38%. Sementara akurasi tertinggi dari hasil pelatihan pada *dataset clothing store* adalah 89,58% dan akurasi tertinggi pada pengujian adalah 81,13%.
6. Akurasi yang dihasilkan prediksi Kalman *filter* dipengaruhi oleh nilai r_k dan jumlah iterasi adaptasi yang dilakukan sebelum melakukan prediksi. Hasil akurasi tertinggi dari pengujian adalah 58,17% dengan melakukan iterasi

adaptasi sebanyak 3 kali dan prediksi sebanyak 2 kali.

7. Bila dibandingkan pengujian gabungan *Cascade Classifier* dan *Convolutional Neural Network* dengan pengujian keseluruhan *Cascade Classifier*, *Convolutional Neural Network*, dan *Kalman filter*, pengujian gabungan *Cascade Classifier* dan *Convolutional Neural Network* menghasilkan rata-rata akurasi lebih tinggi 1,33%, rata-rata *precision* lebih rendah 1,11%, dan rata-rata *recall* lebih tinggi 4,44% daripada pengujian keseluruhan dengan menambahkan *Kalman filter*.
8. Untuk pengujian keseluruhan menggunakan *Cascade Classifier*, *Convolutional Neural Network*, dan *Kalman filter* menghasilkan rata-rata akurasi sebesar 77,7%, rata-rata *precision* sebesar 79,44%, dan rata-rata *recall* 91,11% dengan waktu proses rata-rata per citra adalah 5,388 milidetik.
9. Efisiensi dari *Kalman filter* pada pengujian menggunakan *median filter* mempercepat komputasi 14,41% sementara pada pengujian tanpa menggunakan *median filter* mempercepat komputasi hingga 41,71%

5.1.1 Saran

Saran untuk pengembangan sistem pendeteksi dan pelacakan manusia pada video RGB-D adalah:

1. Untuk mendeteksi dan melacak manusia menggunakan informasi citra kedalaman sebaiknya memiliki sudut pandang yang frontal dari depan atau dari atas sehingga citra memiliki kualitas yang lebih baik.
2. Daripada menggunakan data belajar negatif dengan posisi acak, sebaiknya menggunakan data belajar negatif yang mencakup keseluruhan daerah pada citra.
3. Metode *Convolutional Neural Network* dapat dikembangkan agar dapat mengenali lokasi manusia secara langsung dan memiliki waktu proses yang lebih cepat seperti menggunakan metode *Spatial Pyramid Pooling Network* (SPP-Net), *Fast R-CNN*, *Faster R-CNN*, *You Look Only Once* (YOLO), *Single Shot MultiBox Detector* (SSD), atau *Multi Task Cascaded Neural Network* (MTCNN) [?].

DAFTAR REFERENSI

- [1] Tabrizi, S. S., Cavus, N. (2016). A hybrid KNN-SVM model for Iranian license plate recognition. *Procedia Computer Science*, 102, pp. 588-594.
- [2] Gou, C., Wang, K., Yu, Z., Xie, H. (2014, October). License plate recognition using MSER and HOG based on ELM. In *Proceedings of 2014 IEEE International Conference on Service Operations and Logistics, and Informatics* (pp. 217-221). IEEE.
- [3] Gou, C., Wang, K., Yao, Y., Li, Z. (2016). Vehicle license plate recognition based on extremal regions and restricted Boltzmann machines. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 17(4), 1096-1107.
- [4] Rasheed, S., Naeem, A., Ishaq, O. (2012, October). Automated number plate recognition using hough lines and template matching. In *Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science* (Vol. 1, pp. 24-26).
- [5] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 2nd ed. Prentice Hall, 1992.
- [6] Shih, F.Y. (2010). *Image Processing And Pattern Recognition Fundamentals and Techniques*, Hoboken: John Wiley & Sons, Inc.
- [7] Computer Vision CITS4240: Lab 6, [Online]. Available: <http://teaching.csse.uwa.edu.au/units/CITS4240/Labs/Lab6/lab6.html> [Accessed: 16-Apr-2019].
- [8] Diagonals of a Rectangle, [Online]. Available: <https://www.mathopenref.com/rectanglediagonals.html> [Accessed: 13-May-2019].
- [9] Oechsle, Olly (2012). Finding Straight Lines with the Hough Transform, [Online]. Available: <http://vase.essex.ac.uk/software/HoughTransform/> [Accessed: 16-Apr-2019].
- [10] Ma, Y., & Guo, G. (Eds.). (2014). *Support Vector Machines Applications* (pp. 23-26). New York: Springer.

DAFTAR REFERENSI

- [11] Nugroho, A., Wardhani, K.R.R. (2011). Aplikasi Sistem Pembaca Plat Nomor Mobil Menggunakan Pengolahan Citra dan Metode Learning Vector Quantization.
- [12] Peraturan Kapolri Nomor 5 tahun 2012 tentang Registrasi dan Identifikasi Kendaraan Bermotor, [Online]. Available: <http://kepri.polri.go.id/pid/wp-content/uploads/2019/01/PERATURAN-KAPOLRI-NOMOR-5-TAHUN-2012-TENTANG-REGISTRASI-DAN-IDENTIFIKASI-KENDARAAN-BERMOTOR.pdf> [Accessed: 22-Apr-2019]
- [13] Markham, Kevin (2014). Simple Guide to Confusion Matrix Terminology, [Online]. Available: <https://www.dataschool.io/simple-guide-to-confusion-matrix-terminology/> [Accessed: 22-Apr-2019].
- [14] H. K. Ragb and V. K. Asari, *Multi-feature Fusion and PCA Based Approach for Efficient Human Detection*, Applied Imagery Pattern Recognition Workshop (AIRP) IEEE, Washington, DC, USA, 2016, pp. 1-6.
- [15] Ashtari, A. H., Nordin, M. J., Fathy, M. (2014). An Iranian license plate recognition system based on color features. *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, 15(4), 1690-1705.
- [16] <https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/gryimage.htm>