

# DETEKSI DAN REKOGNISI RAMBU-RAMBU LALU LINTAS DENGAN MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE

**Kurniawan Nur Ramadhani, S.T., M.T., M.S. Mubarok, Agnes Dirgahayu Palit**  
Fakultas Teknik, Jurusan S1 Teknik Informatika,  
Universitas Telkom

Jl. Telekomunikasi No. 01, Terusan Buah Batu, Bandung 40257 Indonesia  
e-mail : [andiess2006@gmail.com](mailto:andiess2006@gmail.com), [msyahrumubarok@gmail.com](mailto:msyahrumubarok@gmail.com), [adirgapalit@gmail.com](mailto:adirgapalit@gmail.com)

## Abstrak

Kota-kota besar pasti tidak lepas dengan penggunaan rambu lalu lintas untuk meningkatkan keselamatan pengguna jalan. Rambu lalu lintas dirancang untuk pembantu pengemudi untuk mencapai tujuan mereka dengan aman, dengan menyediakan informasi rambu yang berguna. Meskipun demikian, hal yang tidak diinginkan dapat terjadi ketika informasi yang tersimpan pada rambu lalu lintas tidak diterima dengan baik pada pengguna jalan. Hal ini dapat menjadi masalah baru dalam keamanan berkendara. Dalam meminimalisasi masalah tersebut, dapat dibuat suatu teknologi yang mengembangkan sistem yang mengidentifikasi objek rambu lalu lintas secara otomatis yang dapat menjadi salah satu alternatif meningkatkan keselamatan berkendara, yaitu *Traffic Sign Detection and Recognition* (Sistem Deteksi dan Rekognisi Rambu Lalu Lintas). Sistem ini menggunakan menggunakan deteksi ciri warna dan bentuk. metode *Histogram of Oriented Gradient* (HOG) untuk ekstraksi ciri citra bentuk, *colour moment* untuk ekstraksi warna dan *Support Vector Machines* (SVM) untuk mengklasifikasikan citra rambu lalu lintas. Sehingga dapat dianalisa bagaimana Sistem dapat mendeteksi dan mengenali citra yang merupakan objek rambu lalu lintas? Diharapkan dengan adanya paduan metode-metode tersebut dapat membangun sistem deteksi dan rekognisi rambu lalu lintas, dan meningkat performansi sistem dalam mendeteksi dan mengenali rambu lalu lintas. Performansi yang dihasilkan dari sistem adalah 94.5946% menggunakan *micro average f1-score*.

Kata kunci : ekstraksi ciri fitur, ekstraksi ciri warna, klasifikasi, HOG, colour moment, SVM, micro average f1-score.

## Abstract

*The big cities must not be separated by the use of traffic signs to improve road safety. Traffic signs are designed to aide drivers to reach their destination safely, by providing useful information signs. Nonetheless, undesirable things can happen when information stored in the traffic signs are not received well on the road. It can be a new problem in road safety. In minimizing the problem, can be made of a technology that is developing a system that identifies an object traffic signs automatically which can be one alternative to improve driving safety, the Traffic Sign Detection and Recognition (Detection System and Traffic Sign Recognition). The system uses using the detection characteristics of colors and shapes. methods Histogram of Oriented Gradient (HOG) to extract image characteristic shape, color moment for the extraction of color and Support Vector Machines (SVM) to classify traffic signs image. So it can be analyzed how the system can detect and recognize the image which is the object of traffic signs? Expected by the blend of these methods can build a system of detection and recognition of traffic signs, and increased system performance to detect and recognize traffic signs. Performansi generated in the system is 94.5946% using micro average f1-score.*

*Keywords : feature extraction, classification, HOG, Colour Moment, SVM, micro average f1-score.*

## I. PENDAHULUAN

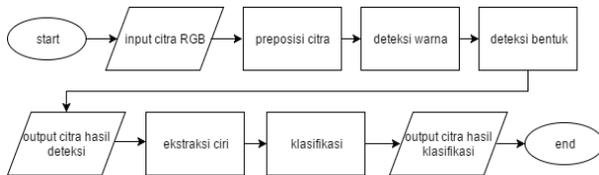
Kota-kota besar tidak terpisahkan dengan penggunaan rambu lalu lintas untuk meningkatkan keselamatan di jalan. Rambu lalu lintas dirancang untuk membantu pengemudi untuk mencapai tujuan

mereka dengan aman, dengan memberikan tanda-tanda informasi yang berguna (Victor Adrian Prisacariu, 2010). Rambu lalu lintas dirancang dan ditempatkan di tempat yang mudah dilihat sehingga lebih mudah untuk melihat pengguna jalan (Milano, 2001). Rambu lalu lintas memberikan informasi visual seperti mengemudi dijalan yang tepat, batas kecepatan, menghindari rintangan, jalur pejalan kaki, arah, akses jalan, kondisi lalu lintas saat, dan lain-lain (Safat B. Wali, 2015).

Meskipun demikian, hal yang tidak diinginkan bisa terjadi ketika informasi yang tersimpan dalam rambu lalu lintas tidak diterima dengan baik di jalan. Sebagai contoh, jika tanda-tanda jalan yang tidak terjawab atau salah memahami tanda-tanda, bahkan mungkin diabaikan. Kecelakaanpun itu bisa terjadi. Terlihat bahwa hal itu dapat menyebabkan konsekuensi yang fatal yang dapat merenggut nyawa manusia. Berdasarkan statistik terbaru menunjukkan bahwa lebih dari 98% dari kecelakaan mobil terjadi karena pengemudi terganggu (Victor Adrian Prisacariu, 2010).

Saat ini, teknologi berkembang sistem identifikasi objek secara otomatis rambu lalu lintas dapat menjadi alternatif, dan bahkan menjadi terobosan baru dalam pengembangan keselamatan berkendara. Oleh karena itu, meningkatkan keselamatan lalu lintas merupakan tujuan penting dalam sistem transportasi pintar (Huaping Liu, 2014). Dan jadi kita perlu cara baru yang lebih efektif untuk memproses objek rambu lalu lintas untuk media elektronik. Salah satu cara adalah untuk membangun Lalu Lintas Masuk Deteksi dan Rekognisi (Traffic Sign Detection dan Recognition System).

Dalam tulisan ini mewakili sebuah algoritma yang dapat mendeteksi tanda-tanda lalu lintas yang ada di jalan raya berdasarkan warna dan bentuk yang diharapkan,



**Bagan 1. ikhtisar alur program**

menggunakan segmentasi warna yang akan mengekstraksi ciri bentuk dengan menggunakan HOG dan ekstraksi ciri warna dengan menggunakan *colour moment* dari rambu lalu lintas, dan diikuti dengan

mengukur tingkat kebulatan dan segiempat rambu lalu lintas. Selain itu, sistem juga akan mengenali tanda-tanda lalu lintas berdasarkan tiga kategori rambu lalu lintas pada umumnya, dengan menggunakan Support Vector Machine (SVM).

## II. DATA SET

Dataset yang digunakan di ambil menggunakan kamera canon EOS 1100, dengan ukuran citra 3088 x 2056 px. Lokasi pengambilan dari seputaran kab./kota Bandung (lembang, Dago, Dago Atas, Cihampelas, Ciumbeluit – Punclut, jl.Diponegoro-kawasan Gedung Sate, Sukajadi, Setiabudi, kawasan Buah batu, Batununggal, kawasan jl.Asia Afrika), kawasan Telkom.

**Tabel 1 : Contoh rambu-rambu lalu lintas di Indonesia**

Category of Traffic Sign	Examples		
	Example 1	Example 2	Example 3
Mandatory (biru – bulat)			
Prohibition (merah – bulat)			
Danger (kuning – segiempat)			

Citra yang dideteksi dan dikenali terdiri dari rambu tanda wajib (*Mandatory/tanda wajib* : biru, bulat, putih), rambu tanda larangan (*Prohibitory/larangan* : merah, hitam, putih), dan rambu tanda bahaya (*Danger/bahaya* : kuning, hitam).

Kondisi citra rambu lalu lintas pada *dataset*, antara lain memiliki kondisi kebisingan pada citra yang sedikit (dataset tidak cacat: bentuk tidak sempurna, terlipat, tertutup objek lain), kondisi pengambilan dataset langit berawan, cerah-berawan, kondisi objek rambu lalu lintas tepat berhadapan dengan kamera.

### III. PENELITIAN TERKAIT

Dalam penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, algoritma atau metode yang digunakan untuk mendeteksi dan mengenali gambar rambu lalu lintas dikembangkan dari tiga langkah utama (Markus Mathias, 2013) (Radu Timofte, 2011) (Victor Adrian Prisacariu, 2010) (Johannes Stallkamp, 2013), yaitu ekstraksi fitur, deteksi dan klasifikasi gambar-pengakuan atas rambu lalu lintas.

Untuk rambu lalu lintas calon ekstraksi gambar, ada beberapa metode yang digunakan dalam penelitian sebelumnya. Salah satunya adalah metode histogram gradien berorientasi (HOG). Pada tahap ini dirancang untuk menghasilkan beberapa data palsu Negatif (FN, banyak gambar rambu lalu lintas yang tidak mencapai target), ketika menyimpan banyak gambar positif palsu (FP, banyak gambar yang diterima sebagai daerah latar belakang) yang terdeteksi (Radu Timofte, 2011). Tujuan utama dari penelitian yang penulis lakukan adalah untuk membangun sebuah sistem tanda lalu lintas yang mampu mendeteksi lebih dari 13.000 gambar rambu lalu lintas. Metode ini menghasilkan sampai dengan tingkat keberhasilan 95% dalam menemukan gambar tanda lalu lintas, pengurangan hingga pengakuan. Sementara pada penelitian lain dengan pendekatan (Johannes Stallkamp, 2013) adalah metode lain yaitu dengan menggunakan HOG sebagai metode ekstraksi fitur, Linear Analisis Discriminasi (LDA) untuk mengurangi dimensi gambar, dan Vector quantization (VQ) untuk klasifikasi citra. Serangkaian metode ini memberikan angka dari tingkat keberhasilan hingga 96,87%.

Dalam studi lain, oleh tim wgy @ HIT501 menggabungkan metode HOG, LDA dan SVM, dengan pengolahan GTSD dataset, berdasarkan pembagian tiga kategori utama (atau superclass) berdasarkan bentuk dan ukuran. Kategori ini termasuk Wajib (M): bulat, biru, simbol putih; Bahaya (D): segitiga, di dalam putih, pinggiran merah; dan larangan (P): putaran, di dalam putih, pinggiran merah. Persentase akurasi untuk setiap kategori meliputi M: 100%, D: 99,91%, P: 100% (Markus Mathias, 2013). LITS1 oleh tim, dengan mengolah dataset dan berbagi dataset kategori seperti tim wgy @ HIT501. Sehingga persentase akurasi untuk setiap kategori meliputi M: 92,00%, D: 98,85%, P: 100,00% (Markus Mathias, 2013).

### IV. KAJIAN LITERATUR

#### IV.1 Deteksi warna

Pada bagian deteksi, sistem mendapatkan RGB gambar gambar pinggir jalan, dan itu akan mengambil nilai merah, biru dan kuning untuk setiap pixel yang menangkap. RGB dan Y nilai untuk setiap pixel ditunjukkan pada Tabel 2.

**Tabel 2. RGB - CMY Values for each colour in traffic sign**

colour	RGB – CMY Value					
	R	G	B	C	M	Y
Black	0	0	0	0	0	0
Red	255	0	0	0	1	1
Green	0	255	0	1	0	1
Blue	0	0	255	1	1	0
Cyan	0	255	255	1	0	0
Magenta	255	0	255	0	1	0
Yellow	255	255	0	0	0	1

Teknik filtering warna yang diterapkan untuk menentukan lokasi rambu lalu lintas di gambar sisi jalan asli. Biru, merah, kuning dilakukan pada gambar. Kemudian warna RGB dalam gambar trasformed ke modus biner.

#### IV.2 Deteksi bentuk

Setiap objek yang dideteksi oleh penyaringan warna, harus memeriksa dengan deteksi bentuk, dengan kebulatan dan deteksi persegi dengan area perimeter dan objek. Kemudian, Ukur kebulatan untuk mendeteksi wajib dan larangan tanda,



**Gambar 2. Contoh input citra RGB**

$$\text{Perimeter} = \sum_i \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2} \dots [1]$$

$$\text{Area} = \pi r^2 \quad \dots [2]$$

$$\text{Roundness} = \frac{4 \times \text{Area} \times \pi}{(\text{Perimeter})^2} \quad \dots [3]$$

dan untuk mendeteksi rambu tanda bahaya, hitung derajat segiempat.

$$\text{Area} = p \cdot l \quad \dots [4]$$

$$\text{Min} = \min(\sqrt{\text{Area}}, (\text{Keliling}/4)) \quad \dots [5]$$

$$\text{Max} = \max(\sqrt{\text{Area}}, (\text{Keliling}/4)) \quad \dots [6]$$

$$\text{Squareness} = \left(\frac{\min}{\max}\right)^2 \quad \dots [7]$$

Keterangan :

- Perimeter : keliling objek
- Area : luas
- Roundness : derajat kebulatan
- Squareness : derajat segiempat

Masing-masing derajat kebulatan dan segiempat yang diperoleh diseleksi berdasarkan threshold yang ditentukan. Threshold yang ada berguna sebagai penyeleksi apakah objek yang ada ditentukan sebagai rambu lalu lintas atau tidak.

### IV.3 HOG

*Histogram of oriented gradients* (HOG) adalah keterangan fitur yang digunakan untuk mendeteksi benda-benda dalam computer vision dan pengolahan citra. Teknik HOG menghitung kejadian orientasi gradien dalam porsi lokal dari gambar pada window detection (wilayah tujuan – ROI (Region of Interest)) (Intel).

Sebelum dilakukan pengenalan rambu-lalu lintas, citra harus dipotong dan diubah ukurannya untuk 64 x 64 pixel agar sesuai dengan gambar di data uji standar yang mengandung sekitar: 24 tanda wajib, 17 tanda bahaya, dan 27 tanda larangan. Kandidat yang dideteksi sebagai rambu diekstraksi dengan HOG untuk mendapatkan ekstraksi fitur dan *colour moment* untuk ekstraksi warna. Berikut ada alur dari ekstraksi ciri fitur HOG.

Dataset yang telah diubah ukurannya menjadi 64 x 64 piksel, kemudian diekstrak fitur menggunakan HOG. Dengan metode ini, akan diperoleh ciri bentuk yang khas dari rambu lalu lintas dan tepi yang kuat, maka gradien ythe efisien dapat menangkap fitur ini.

Di sisi lain, HOG dapat membantu untuk mencapai skala invarian.

Pertama, hitung orientasi gradien dengan mendiskritkan dalam sudut biner. Perhitungan gradien dengan filter 2 dimensi, yaitu secara vertikal (y) dan horisontal (x). Lalu hitung masing-masing turunannya dan hitung magnitude (besar gradien)

$$\text{sumbu } x : \frac{df}{dx} = \frac{f(x+h) - f(x-h)}{2h} \quad \dots [8]$$

$$\text{sumbu } y : \frac{df}{dy} = \frac{f(x+h) - f(x-h)}{2h} \quad \dots [9]$$

$$R = \sqrt{x^2 + y^2} \quad \dots [10]$$

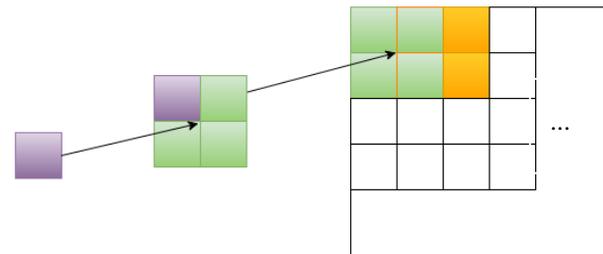
$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{x}{y}\right) \quad \dots [11]$$

dimana :

*R : magnitude*

*θ : orientasi gradien*

membagi gambar ke 7x7 blok persegi yang ditunjukkan pada Gambar 3. Blok memiliki 50% overlap.



Block yang overlap

Gambar 3. Cell yang menyusun block

Bagi orientasi gradient ke dalam 9 bins. Dan lakukan konketinasi histogram, sehingga dihasilkan jumlah dimensi fitur citra sebagai berikut. Jumlah blok = 7 x 7 = 49, dalam 1 blok = 4 sel (2 x 2 sel). Dan memiliki 9 bins. Maka jumlah dimensi fiturnya untuk 1 citra adalah 49 x 4 x 9 = 1764.

Setelah dilakukan konkretinasi dari hasil perhitungan sebelumnya, akan diterapkan normalisasi pada setiap blok.

$$L_1 - norm : v = \frac{v}{\sqrt{\|v\|^2 + \epsilon}} \quad \dots [12]$$

$$L_2 - norm : v = \frac{v}{\sqrt{\|v\|_2^2 + \epsilon^2}} \quad \dots [13]$$

dimana :

$v$  : vektor blok

$\epsilon = 0.1$  (konstanta)

#### IV.4 Colour Moment

Metode color moment digunakan untuk mendapatkan ekstraksi ciri warna dari citra inputan. Yang dilakukan dalam color moment adalah mencari mean (rata-rata) dan standar deviasi dari layar R,G, dan B.

$$mean_i = \sum_{j=1}^n \frac{p_{ij}}{n} \quad \dots [14]$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (p_{ij} - mean_i)^2}{n}} \quad \dots [15]$$

Dimana n adalah jumlah pixel pada citra inputan,  $p_{ij}$  adalah pixel ke-j untuk layar ke-i pada citra.

#### IV.5 SVM

Support Vector Machines (SVM) merupakan klasifikasi pola dan teknik regresi berdasarkan dasar matematika dari teori statistika. (Fleury, 2008). Klasifikasi dilakukan dengan pengenalan pola yang dibantu dengan pembangunan batas-batas keputusan yang optimal dengan memisahkan data ke dalam beberapa kategori yang ditentukan dengan melakukan pendekatan fungsi real (dikenal juga dengan fungsi regresi) dengan juga membangun fungsi dengan interpolasi terbaik yang di berikan oleh dataset (kumpulan data) (Shi, 2006).

SVM adalah suatu linier machine dengan beberapa sifat yang sangat baik, dan ide utama dari

SVM adalah untuk membangun suatu hyperline sebagai pengambil keputusan dari sedemikian rupa sehingga margin pemisahan antara contoh positif dan negatif di maksimalkan. Lebih tepatnya, SVM merupakan implementasi pemikiran metode minimisasi risiko struktural. Yang juga merupakan feedforward dengan lapisan tersembunyi tunggal unit non-linier dan turunannya mengikuti prinsip minimalisasi risiko struktural yang berakar pada teori dimensi VC (Recognition, 2006).

SVM merupakan salah satu metode kernel yang paling sukses dengan memberikan label pada data latih :

$$\{(x_i, y_i)\}_{n_i=1} \quad \dots [16]$$

Dimana:

$$x_i \in R_d \text{ and } y_i \in \{-1, +1\}; \\ i = \{1, 2, 3, \dots\}$$

Pada metode SVM supervised, total citra yang dikelompokkan untuk membangun kernel. Kemudian, modifikasi dari kernel dasar selesai. Sejumlah SVM yang dilatih secara terpisah menggunakan algoritma bootstrap dan di agregasi dengan sarana teknik kombinasi yang sesuai. Kernel yang dimaksud disini adalah fungsi encoding yang memiliki kesamaan dengan sampel yang tidak memiliki label.

Masalah klasifikasi dapat dicari dengan menemukan dengan menemukan garis yang memisahkan antara kelompok data dengan label  $y=1$  dan  $y=-1$ . Garis tersebut dikenal dengan sebutan hyperplane. Garis ini ditemukan dengan mengukur margin hyperplane dan mencari titik maksimalnya. Margin yang dimaksud adalah jarak antara hyperplane tersebut dengan n pattern terdekat dari masing-masing kelas. Pada gambar 6b menunjukkan garis hyperplane yang terbaik, dengan garis yang tepat berada di tengah-tengah kedua class. Jika x adalah vektor pada ruang vektor, maka fungsi hyperplane dapat ditulis sebagai berikut :

$$|\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b| \quad \dots [17]$$

Dengan w adalah weight sebagai koefisien vektor dan b adalah bias. Jika asumsi hyperplane sudah membagi sempurna kedua kelas, maka dapat dirumuskan pattern ( $x_i$ ) yang memenuhi formula sebagai berikut :

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \leq -1 \quad \dots [18]$$

$$\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \leq 1 \quad \dots [19]$$

Jarak antara vektor training  $x_i$  dan hyperplane disebut margin yang didefinisikan sebagai :

$$\frac{|\vec{w}_i \cdot \vec{x}_i + b|}{\|\vec{w}\|} \quad \dots [20]$$

Dengan memaksimalkan nilai jarak antara hyperplane dan titik anggota pada masing-masing kelas dapat ditemukan margin terbesar, yaitu dengan  $(1/\|\vec{w}\|)$ . hal ini dikaitkan dengan *Quadratic Programming* (QP) problem yang berfungsi mencari titik minimal persamaan (21) dengan memperhatikan constrain persamaan (19)

$$\frac{\min}{w} \tau(w) = 1 / 2\|w\|^2 \quad \dots [21]$$

$$y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) - 1 \geq 0 \quad \dots [22]$$

Masalah ini dapat dipecahkan dengan Lagrange Multiplier sebagai salah satu teknik komputasi.

$$L(\vec{w}, b, a) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 - \sum_{i=1}^l a_i (y_i (\vec{x}_i \cdot \vec{w} + b) - 1 \geq 0) \quad \dots [23]$$

$i = 1, 2, 3, \dots, l$

Dimana  $a_i$  adalah Lagrange Multipliers, yang bernilai nol atau positif ( $a \geq 0$ ). Nilai optimal dari persamaan (24) dapat dihitung dengan meminimalkan L terhadap w dan memaksimalkan L terhadap a, dengan memperhatikan sifat bahwa pada titik optimal gradient  $L=0$ , persamaan (23) dapat dimodifikasi sebagai maksimasi problem yang hanya mengandung  $a_i$  saja, sebagaimana persamaan (25) dibawah ini :

Maximize :

$$\sum_{i=1}^l a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l a_i \sum_{j=1}^l a_j y_i y_j \vec{x}_i \cdot \vec{x}_j \quad \dots [24]$$

dengan :

$$a_i \geq 0 \quad \dots [25]$$

$$\sum_{i=1}^N (a_i y_i) = 0 \quad \dots [26]$$

Dari hasil perhitungan ini diperoleh  $a_i$  yang kebanyakan bernilai positif. Data yang berkorelasi dengan  $a_i$  yang positif inilah yang disebut dengan support vector (Cahyo Permata).

## V. ANALISIS DAN PERANCANGAN

Hasil dari proses yang dijalankan program, dihasilkan bahwa pada proses deteksi memerlukan threshold sebagai berikut :

**Tabel 2. daftar threshold derajat kebundaran dan segiempat masing-masing kategori rambu**

Threshold		
Mandatory	Prohibition	Danger
0.860	0.850	0.846

Perhitungan performansi dilakukan setelah proses klasifikasi dengan SVM selesai diproses. Performansi dari sistem menggunakan micro-f1 score.

$$Ma_p = (TP / (TP+FP))/nP \quad \dots [27]$$

$$Ma_r = (TP / (TP+FN))/nR \quad \dots [28]$$

$$Ma_{f1-score} = ((2 \times Ma_p \times Ma_r) / (Ma_p + Ma_r))/nF1score \quad \dots [29]$$

$$Mi_p = TP / (TP+FP) \quad \dots [30]$$

$$Mi_r = TP / (TP+FN) \quad \dots [31]$$

$$Mi_{f1-score} = (2 \times Mi_p \times Mi_r) / (Mi_p + Mi_r) \quad \dots [32]$$

dimana :

$Ma_p$  : macro precision

$Ma_r$  : macro recall

$Ma_{f1-score}$  : macro f1-score

$Mi_p$  : micro precision

$Mi_r$  : micro recall

$Mi_{f1-score}$  : micro f1-score

nP : total angka label pada precision

nR : total angka label pada recall

nF1score : total angka label pada F1-score

**Tabel 3. Hasil perhitungan performansi dengan macro-micro average f1-score**

	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>F1-score</i>
<b>Macro</b>	0.9574	0.8646	0.888
<b>Micro</b>	0.9459	0.9459	0.9459

Dari hasil analisis di atas, digunakan hasil micro f1-score sebagai hasil performansi akurasi. Sehingga dalam persentasi diperoleh performansi sistem adalah 94.5946%.

## VI. KESIMPULAN DAN SARAN

Pada program ini, menggunakan dataset yang di ambil di beberapa lokasi yang berada di kab./kota Bandung, Jawa Barat. Dengan mengelompokkan kategori kelas seperti rambu tanda wajib/*mandatory* (biru-bulat), rambu tanda larangan/*prohibitory* (merah-bulat), rambu tanda bahaya/danger (kuning-segiempat). Sistem menunjukkan performansi akurasi pada angka 94.5946%.

HOG merupakan metode ekstraksi ciri yang lumayan sering digunakan, namun memang perlu diperhatikan bagaimana cara membagi citra dalam beberapa cell, dan cara pembentukan iterasi block serta proses binning pada metode ini. Serta SVM merupakan salah satu bentuk metode klasifikasi yang sangat powerfull dalam memisahkan pola data yang memiliki karakteristik yang berbeda. Hal yang perlu diperhatikan adalah bisa diperhatikan kembali kernel apa yang hendak dipilih sebagai saran perbaikan yang bisa dilakukan apabila akan melakukan penelitian yang serupa.

Pengembangan sistem kedepannya dapat menggunakan metode deteksi objek rambu lalu lintas yang berbeda sehingga didapati tingkat performansi akurasi yang lebih baik.

## REFERENSI

Cahyo Permata, I. K. (t.thn.). Deteksi Mobil Menggunakan Histogram of Oriented Gradient. (Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)), 2-3.

Fleyeh, H. (2008). Traffic and roa Sign Recognition. *Digitala Vetenskapliga Arkivet*, 81.

Huaping Liu, Y. L. (2014). Traffic Sign Using Group Sparce Coding. *Elsevier*, 1.

Johannes Stallkamp, M. S. (2013). The German Traffic Sign Recognition Benchmark: A multi-class class classification competition. *IEEE International Joint Conference on Neural Networks 2013*, 5-7.

Markus Mathias, R. T. (2013). Traffic Sign Recognition - How far are we from the solution? *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN 2013)*, 1.

Milano, P. (2001). Lecturer material : Visualisation Technique in data Mining. Dalam *Tecniche di Apprendimento Automatico per Applicazioni di Data Mining* (hal. 4). Milan: Politecnoco Milano.

Radu Timofte, k. Z. (2011). Multi-veiew traffic sign detection, recognition, and 3D localisation. *World Scientifc Publishing*, 3.

Recognition, R. o. (2006). Lanlan Liu, Shuangdong Zhu . *2006 6th International Conference on ITS Telecommunications* , 1.

Safat B. Wali, M. H. (2015). Comparative Survey on Traffic Sign Detection and Recognition. <http://pe.org.pl/articles/2015/12/8.pdf>, 1.

Shi, M. (2006). *Road and Traffic Signs Recognition using Support Vector Machines*. Sweden: Department of Computer Engineering, Dalarna University .

Victor Adrian Prisacariu, R. T. (2010). Integrating Object detection with 3D Tracking Towards a Better Driver Assistance System. 1.