



# Metode Pembentukan Basis Data Spasial Rambu Lalu Lintas dengan *Machine Learning*

\*Nindyo Cahyo Kresnanto<sup>1</sup>, Muhammad Bintang Bahy<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Fakultas Teknik, Universitas Janabadra, Yogyakarta

<sup>2</sup>Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta

<sup>\*</sup>nindyo\_ck@janabadra.ac.id

Received: 31 Oktober 2022 Revised: 11 Agustus 2023 Accepted: 11 September 2023

## Abstract

Traffic signs are part of road equipment whose existence is very important, in addition to functioning as warnings, prohibitions, orders, or instructions for road users, traffic signs are also a means to reduce accidents and regulate driver behavior. Because of the importance of this function, it is necessary to collect accurate sign data in a spatial database. Currently, there have been many database developments for the management of traffic signs, but data collection is still done manually, by means of surveyors recording groups of traffic signs and entering them into the database. The difficulty faced is the time and accuracy of the surveyors when it comes to selecting groups of signs, this is due to the large number of groups/sub-groups of signs. This problem needs to be solved with the help of a sign group detection tool with an image recognition approach. This study aims to develop an image recognition method to extract photo geotagging information on traffic signs into spatial data and attributes of traffic sign groups. The object of the signs that are sampled are signs that are on roads with the status of provincial roads in the Special Region of Yogyakarta. The results showed that the machine learning-based image recognition accuracy reached 88.66%, further research is needed to improve accuracy by paying attention to the geotagging photo capture variable.

**Keywords:** Spatial database, traffic sign, machine learning, image recognition

## Abstrak

Rambu lalu lintas adalah bagian perlengkapan jalan keberadaannya sangat penting, selain berfungsi peringatan, larangan, perintah, atau petunjuk bagi pengguna jalan, rambu juga menjadi salah satu sarana untuk mengurangi kecelakaan dan mengatur perilaku pengendara. Karena pentingnya fungsi maka perlu pendataan rambu secara akurat dalam sebuah basis data spasial. Saat ini, telah banyak pengembangan basis data untuk pengelolaan rambu lalu lintas, namun pendataan yang dilakukan masih secara manual dengan cara petugas survei mencatat kelompok rambu dan memasukkan ke dalam basis data. Kesulitan yang dihadapi pada proses pendataan seperti ini adalah ketika surveyor harus memilih jenis rambu, karena banyaknya kelompok/sub kelompok rambu. Permasalahan ini perlu diselesaikan dengan bantuan alat pendeteksi kelompok rambu dengan pendekatan image recognition. Penelitian ini bertujuan mengembang metode image recognition untuk mengestraksi informasi photo geotagging rambu lalu lintas kedalam bentuk data spasial dan atribut kelompok rambu lalu lintas. Obyek rambu yang dijadikan sampel adalah rambu yang berada di jalan dengan status jalan provinsi yang berada di Daerah Istimewa Yogyakarta. Hasil penelitian menunjukkan bahwa tingkat keakuratan image recognition berbasis machine learning ini mencapai 88,66%, perlu penelitian lanjutan untuk meningkatkan akurasi dengan memperhatikan variabel pengambilan photo geotaggingnya.

**Kata kunci:** Basis data spasial, rambu lalu lintas, machine learning, image recognition

## Pendahuluan

Rambu lalu lintas adalah bagian perlengkapan jalan yang berupa lambang, huruf, angka, kalimat, dan/atau perpaduan yang berfungsi sebagai

peringatan, larangan, perintah, atau petunjuk bagi pengguna jalan (Peraturan Menteri Perhubungan Republik Indonesia No PM 13 Tahun 2014 Tentang Rambu Lalu Lintas, 2014). Keberadaan rambu sangat penting, mengingat rambu juga menjadi

salah satu sarana untuk mengurangi kecelakaan lalu lintas (Bhat, 2016; Hussein, 2013), dan mengatur perilaku pengendara (*Darko Babi et al.*, 2020). Karena pentingnya fungsi maka perlu pendataan rambu secara akurat dalam sebuah basis data. Basis data rambu tidak hanya dalam bentuk tabular yang bermanfaat untuk mengetahui jumlah namun juga dalam bentuk spasial agar diketahui posisi rambu. Sehingga selain basis data rambu dapat sebagai bantuan menginventarisasi jumlah dan kondisi, basis data juga dapat mengetahui posisi rambu terhadap jaringan jalan. Dengan mengetahui rambu secara spasial, akan dapat dengan mudah diketahui lokasi-lokasi mana yang masih belum ada rambu atau masih memerlukan rambu.

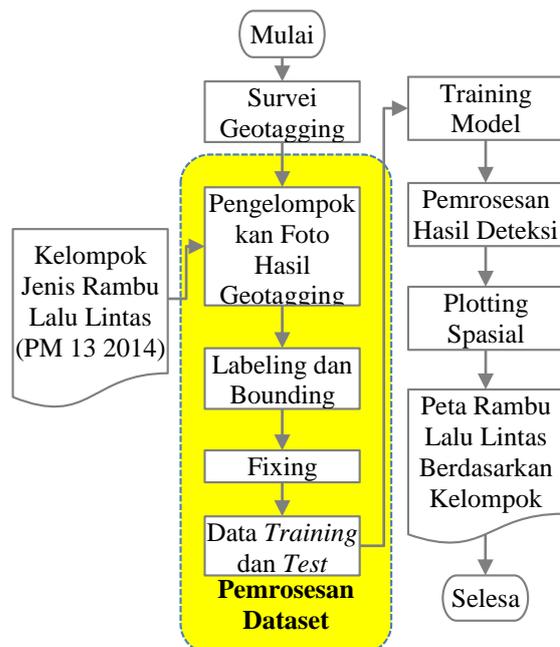
Saat ini, telah banyak pengembangan basis data untuk pengelolaan rambu lalu lintas (Allamsyah *et al.*, 2014; Julianta, 2016), namun pendataan rambu yang dilakukan masih secara manual dengan cara petugas survei mencatat jenis/tipe/kelompok rambu dan memasukkan ke dalam basis data. Kesulitan yang dihadapi pada proses pendataan seperti ini adalah ketika surveyor harus memilih jenis rambu, karena banyaknya kelompok/sub kelompok rambu, di Indonesia terdapat 154 sub kelompok rambu. Permasalahan ini perlu diselesaikan dengan bantuan alat pendeteksi kelompok rambu diantaranya dengan pendekatan *image recognition* (pengenalan kelompok rambu lalu lintas melalui pendeteksian citra hasil *photo tagging* rambu lalu lintas). Salah satu alat yang bisa digunakan adalah *image recognition* yang merupakan bagian dari metode *machine learning* berbasis *artificial inteligent* (AI) (Roihan *et al.*, 2020). Secara umum jenis rambu dibedakan menjadi empat jenis yaitu: rambu peringatan, rambu larangan, rambu perintah dan rambu petunjuk (Peraturan Menteri Perhubungan Republik Indonesia No PM 13 Tahun 2014 Tentang Rambu Lalu Lintas, 2014). Dari empat jenis tersebut kemudian dikelompokkan lagi menjadi sub-kelompok, rincian kelompok rambu dapat dilihat pada Tabel 1.

*Machine Learning* (pembelajaran mesin) adalah metode komputasi berbasis *artificial inteligent* (AI-kecerdasan buatan) yang dikembangkan untuk memecahkan berbagai masalah (Roihan *et al.*, 2020), ini merupakan metode fundamental terutama untuk bidang *image processing* (Liu *et al.*, 2021). Salah satu bentuk *machine learning* adalah *image recognition*, metode berbasis AI ini adalah metode yang digunakan untuk mengenali pola/jenis citra untuk berbagai keperluan, seperti *remote sensing*, *public transport*, *criminal investigation*, *biomedecine*, *computer vision*, komunikasi, dan lainnya (Wang, 2018). Penelitian ini untuk mengembangkan metode *image recognition* untuk mengestraksi informasi *photo geotagging* rambu

lalu lintas dalam bentuk data spasial (koordinat) dan atribut kelompok rambu lalu lintas. Obyek rambu yang dijadikan sampel adalah rambu yang berada pada jalan provinsi di Daerah Istimewa Yogyakarta. Rambu yang akan di basis datakan adalah kelompok rambu lalu lintas yang sesuai dengan Peraturan Menteri Perhubungan Republik Indonesia No PM 13 Tahun 2014 Tentang Rambu Lalu Lintas

## Metode

Proses dalam pembuatan model *machine learning* untuk deteksi rambu lalu lintas ini dibagi menjadi tiga bagian, yaitu pemrosesan dataset, *training* model deteksi objek, dan deteksi pada *test set* dan pemrosesan hasil deteksi. Hasil akhir dari *machine learning* pendeteksi rambu lalu lintas ini adalah data spasial rambu lalu lintas yang dapat dibuat dalam sebuah peta berbasis *Geographic Information System* (GIS). Alur metode penelitian secara lengkap dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metodologi penelitian

## Hasil dan Pembahasan

Jumlah data yang didapat dari hasil survei adalah 5.086 citra *photo tagging*. *Dataset* dibatasi hanya untuk tiga jenis rambu yaitu rambu perintah, rambu larangan, dan rambu peringatan. Dari tiap kelas (tipe rambu) yang ada pada tiga jenis rambu, hanya diambil yang jumlah gambar tiap kelasnya lebih dari 50, sehingga dihasilkan *dataset* akhir adalah sejumlah 1.806 dengan pembagian *dataset* berdasarkan kelompok rambu seperti pada Tabel 2. *Dataset* kemudian dilakukan proses *labeling*, untuk

menentukan *bounding box* dan kelas objek apa yang ada pada *bounding box* tersebut. Kelas objek didapatkan dari informasi saat pengumpulan data. Untuk proses pencarian *bounding box* dibantu dengan metode segmentasi warna yang pernah diajarkan oleh Shadeed *et al.* (2003). *Labeling* dan *bounding box* ini berfungsi untuk menandai objek yang sudah dideteksi (Adhikari & Huttunen, 2020; Ibrahim *et al.*, 2012). Proses pencarian *bounding box* ini dilakukan dengan bahasa pemrograman Python dan dibantu dengan *library cv2*. Secara umum proses *labeling* dan *bounding box* dilakukan algoritma sebagai berikut: Langkah-1: merubah citra/*image* asli (hasil foto survei) berupa *image* pada ruang RGB (*Red-Green-Blue*) ke ruang YUV

((*Y*) *luma* atau *brightness*, (*U*) *blue projection* and (*V*) *red projection*) dan ruang HSV (*Hue Saturation Value*).

Langkah-2: ekualisasi histogram pada *channel Y*. Ekualisasi histogram adalah sebuah suatu proses perataan histogram (*histogram equalization*), dimana distribusi nilai derajat keabuan pada suatu citra dibuat rata (Nurhayati & Eridani, 2017). Fungsi Proses ekualisasi histogram adalah untuk menaikkan kontras dari citra sehingga memudahkan proses deteksi citra (Nabusa, 2019). Proses dilakukan pada ruang YUV karena apabila dilakukan pada ruang RGB akan mengubah informasi warna (Gambar 2 dan 3).

**Tabel 1. Kelompok rambu lalu lintas di Indonesia**

No	Sub-kelompok	Jumlah sub sub-kelompok
Jenis rambu peringatan		
1	Perubahan kondisi alinyemen horizontal;	23
2	Perubahan kondisi alinyemen vertikal;	3
3	Kondisi jalan yang berbahaya;	10
4	Pengaturan lalu lintas;	3
5	Peringatan lalu lintas kendaraan bermotor;	6
6	Peringatan selain lalu lintas kendaraan bermotor;	7
7	Kawasan rawan bencana;	3
8	Peringatan lainnya;	10
9	Peringatan dengan kata-kata;	1
10	Keterangan tambahan tentang jarak lokasi kritis; dan	3
11	Pengarah gerakan lalu lintas.	5
Jenis rambu larangan		
1	Larangan berjalan terus;	6
2	Larangan masuk;	4
3	Larangan parkir dan berhenti;	2
4	Larangan pergerakan lalu lintas tertentu	8
5	Larangan membunyikan isyarat suara;	1
6	Larangan dengan kata-kata; dan	1
7	Batas akhir larangan.	2
Jenis rambu perintah		
1	Perintah mematuhi arah yang ditunjuk;	6
2	Perintah memilih salah satu arah yang ditunjuk;	2
3	Perintah memasuki bagian jalan tertentu;	2
4	Perintah batas minimum kecepatan;	1
5	Perintah penggunaan rantai ban;	1
6	Perintah menggunakan jalur atau lajur lalu lintas khusus;	2
7	Batas akhir perintah tertentu; dan	2
8	Perintah dengan kata-kata.	1
Jenis rambu petunjuk		
1	Petunjuk pendahulu jurusan;	6
2	Petunjuk jurusan;	2
3	Petunjuk batas wilayah;	2
4	Petunjuk batas jalan tol;	4
5	Petunjuk lokasi utilitas umum;	8
6	Petunjuk lokasi fasilitas sosial;	6
7	Petunjuk pengaturan lalu lintas;	9
8	Petunjuk dengan kata-kata; dan	1
9	Papan nama jalan.	1
Jumlah		154

**Tabel 2. Jumlah dataset berdasarkan kelompok rambu**

No	Kelompok rambu berbasis PM 13 2014	Jumlah gambar (data set)
1	Peringatan lalu lintas	184
2	Larangan pergerakan lalu lintas tertentu (larangan berjalan terus karena wajib berhenti sesaat dan atau melanjutkan perjalanan setelah dipastikan selamat dari konflik lalu lintas dari arah lainnya)	61
3	Larangan masuk bagi kendaraan bermotor dan tidak bermotor	217
4	Larangan masuk bagi kendaraan bermotor jenis tertentu	71
5	Larangan pergerakan lalu lintas tertentu (larangan berhenti)	249
6	Larangan pergerakan lalu lintas tertentu (larangan parkir)	395
7	Larangan pergerakan lalu lintas tertentu (larangan belok kanan)	77
8	Larangan pergerakan lalu lintas tertentu (larangan memutar balik)	119
9	Larangan masuk bagi kendaraan dengan muatan sumbu besar MTS lebih besar dari 10 ton	88
10	Perintah memasuki jalur atau lajur yang ditunjuk	198
11	Rambu kecepatan minimum yang diperintahkan misalnya kecepatan minimum kendaraan yang diperintahkan adalah 50 kilometer perjam	147



Gambar Asli (RGB)      Gambar YUV      Gambar HSV

**Gambar 2. Contoh hasil perubahan image dari ruang RGB ke YUV dan HSV**



**Gambar 3. Hasil gambar YUV yang sudah dilakukan equalisasi histogram pada channel Y**

Langkah-3: Membuat segmentasi warna dengan menggunakan HSV filter. Segmentasi warna untuk tiap jenis rambu untuk dilakukan dengan menggunakan HSV filter. Proses ini dilakukan untuk mengubah citra berwarna menjadi citra biner

hitam putih (Khamdi *et al.*, 2017). *Filtering* menggunakan nilai *filter* pada nilai *pixel* sesuai dengan kelompok rambu lalu lintas seperti Tabel 3.

**Tabel 3. Batas nilai pixel pada HSV filter masing-masing kelompok rambu**

Kelompok Rambu	Batas nilai pixel H	Batas nilai pixel S	Batas nilai pixel V
Peringatan	$10 \leq H \leq 40$	$S \geq 100$	$V \geq 100$
Perintah	$96 \leq H \leq 126$	$S \geq 127$	$20 \leq V \leq 200$
Larangan	$0 \leq H \leq 10$ dan $170 \leq H \leq 180$	$S \geq 70$ dan $S \geq 50$	$V \geq 60$ dan $V \geq 50$

Berikut Gambar 4 adalah contoh hasil segmentasi warna untuk citra rambu jenis peringatan.



**Gambar 4. Hasil segmentasi warna dengan filter HSV**

Langkah-4: Operasi *bitwise and* pada gambar hasil equalisasi histogram yang sudah diubah ke ruang RGB dengan gambar hasil segmentasi HSV. Operasi ini berfungsi untuk mempertajam obyek pada area bounding box sehingga obyek yang rambu dapat terlihat terpisah dari obyek latar belakangnya (lihat Gambar 5).



(a) Contoh gambar hasil ekualisasi histogram dalam ruang RGB  
 (b) Citra hasil operasi *bitwise and* antara gambar hasil ekualisasi histogram dan gambar hasil segmentasi HSV

**Gambar 5. Contoh hasil operasi *bitwise and* pada rambu lalu lintas**

Langkah-5: Mengubah citra hasil operasi *bitwise and* ke ruang *grayscale*. Untuk mengubah citra RGB hasil operasi *bitwise and* ke ruang *grayscale* digunakan formula seperti pada Tabel 4, apabila hasilnya kurang dari 0 maka nilainya menjadi 0. Contoh hasil dapat dilihat pada Gambar 6.

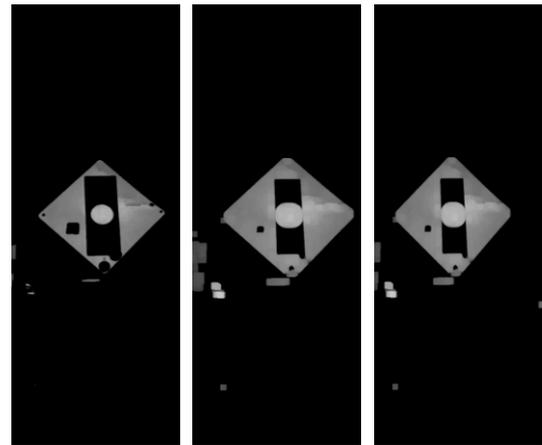
**Tabel 4. Formula konversi citra RGB ke *grayscale***

Jenis rambu	Formula konversi <i>grayscale</i>
Peringatan	$0,5R + 0,5G$
Perintah	$-0,125R - 0,625G + 1B$
Larangan	$1R - 0,33G - 0,083B$



**Gambar 6. Hasil Citra *Grayscale* akhir**

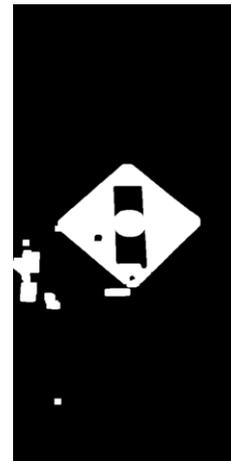
Langkah-6: *Postprocessing*, citra *grayscale* dikenai operasi *erotion*, *dilation*, dan *MORPH\_OPEN* secara berurutan pada *library cv2* untuk mengurangi *noise*.



Hasil operasi *erosion* Hasil operasi *dilation* Hasil *MORPH\_OPEN*

**Gambar 7. Contoh hasil *postprocessing* citra rambu lalu lintas**

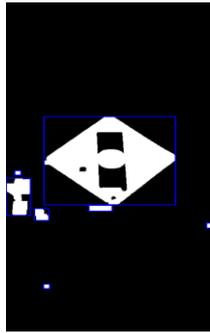
Langkah 7: Mengubah hasil *postprocessing* ke citra biner dengan *thresholding* (dengan nilai *threshold*  $\geq 10$ ). Contoh hasil *thresholding* dapat dilihat pada Gambar 8.



**Gambar 8. Citra biner hasil *thresholding***

Langkah 8: Mencari *contour* dan mendapatkan *bounding box* pada citra biner yang telah melalui proses *thresholding*. Pada Gambar 9 menunjukkan contoh hasil pencarian *contour*. Kemudian dipilih *contour* terbesar yang memiliki aspek rasio  $0,5 \leq ar \leq 2,5$  (Gambar 10).

Karena hasil dari proses *labeling* otomatis menggunakan segmentasi warna tidak sempurna, maka dilakukan pengecekan dan *fixing bounding box* yang tidak sesuai. Ketidaktersempurnaan pencarian *bounding box* otomatis ini bisa karena ada obyek yang mengganggu, *noise*, dan warna yang tidak terdeteksi. Berikut adalah beberapa contoh *labeling* otomatis yang salah karena kondisi *object image* yang tidak baik.



Gambar 9. Hasil pencarian *contour*



Hasil akhir dalam *grayscale*

Hasil akhir RGB

Gambar 10. Hasil akhir dalam citra *grayscale* dan RGB

Sebelum model digunakan, dilakukan *training model* dan *testing* dengan algoritma YOLOV4 yang dimana merupakan *state of the art* untuk deteksi objek (Bochkovskiy *et al.*, 2020). Data *training* dan *test* dibagi secara acak dengan komposisi untuk tiap

kelas 80% data *training* dan 20% data *test*. Presisi sebuah algoritma dalam mendeteksi kelompok citra rambu lalu lintas diukur dengan *IuO (Intersection over Union)* (Rezatofighi *et al.*, 2019). Hasil *testing* pada 484 citra (26,91% dari jumlah total citra model 1.806 citra) dengan *IoU threshold = 0,5*, yang telah dilakukan *training* dapat dilihat pada Tabel 5. Jika ambang batas *IoU* sebuah citra  $> 0,5$ , maka prediksi terhadap citra adalah *True Positive (TF)*, sebaliknya jika *IoU* prediksi  $< 0,5$  maka dinyatakan sebagai *False Positive (FP)* (Yohanandan, 2020). Dengan *IoU threshold 0,5* dihasilkan performa model seperti pada Tabel 6. Total data adalah 502 *image* rambu lalu lintas.



Kesalahan deteksi rambu peringatan karena banyak coretan dan gambar buram

Kesalahan deteksi rambu larangan karena banyak *background* pada *image*

Kesalahan deteksi rambu perintah karena coretan dan *image* yang tidak jelas

Gambar 11. Contoh citra rambu yang harus dilakukan *fixing bounding box*

Tabel 5. Hasil pengesanan algoritma pada citra dengan *threshold 0,5*

No	Kelompok Rambu	TP	FP	AP (Average Precision) (%)
1	Peringatan lalu lintas	35	3	99,02
2	Larangan pergerakan lalu lintas tertentu (larangan berjalan terus karena wajib berhenti sesaat dan atau melanjutkan perjalanan setelah dipastikan selamat dari konflik lalu lintas dari arah lainnya)	12	14	72,62
3	Larangan masuk bagi kendaraan bermotor dan tidak bermotor	43	17	93,92
4	Larangan masuk bagi kendaraan bermotor jenis tertentu	14	8	92,89
5	Larangan pergerakan lalu lintas tertentu (larangan berhenti)	47	12	95,42
6	Larangan pergerakan lalu lintas tertentu (larangan parkir)	76	8	99,26
7	Larangan pergerakan lalu lintas tertentu (larangan belok kanan)	15	14	93,73
8	Larangan pergerakan lalu lintas tertentu (larangan memutar balik)	23	9	91,99
9	Larangan masuk bagi kendaraan dengan muatan sumbu besar MTS lebih besar dari 10 ton	17	11	90,43
10	Perintah memasuki jalur atau lajur yang ditunjuk	37	24	61,07
11	Rambu kecepatan minimum yang diperintahkan misalnya kecepatan minimum kendaraan yang diperintahkan adalah 50 km per jam	29	18	84,87

**Tabel 6. Performance matrix model**

Jumlah citra TP ( <i>True Positive</i> )	348
FP ( <i>False Positive</i> )	136
FN ( <i>False Negative</i> )	18
Precision	0,72
Recall	0,95
F1-Score	0,82
mAP ( <i>Mean Average Precision</i> )	88,66%
Average IoU ( <i>Intersection over Union</i> )	53,57%

Pada proses deteksi *library* yang digunakan adalah *darknet*, sama dengan yang digunakan untuk proses *training*. Hasil deteksi disimpan dalam bentuk *JavaScript Object Notation (JSON)* yang memuat *path* gambar, objek yang dideteksi beserta *bounding box*-nya, dan *confidence* dari deteksi. Gambar 12 adalah contoh visualisasi dari deteksi objek.

Setelah hasil deteksi didapatkan dari *output darknet*, dilakukan *parsing* menggunakan bahasa *Python* untuk mendapatkan data hasil deteksi. Hasil deteksi disimpan dalam bentuk file *comma-separated values (csv)*, csv adalah File adalah file teks yang memiliki format tertentu yang memungkinkan data disimpan dalam format tabel terstruktur (*CSV File: Definition - Google Ads Help*, n.d.). Selain itu dibaca juga informasi mengenai lokasi dimana foto-foto pada data *test* diambil yang kemudian akan dipetakan dalam format *GeoJSON*.



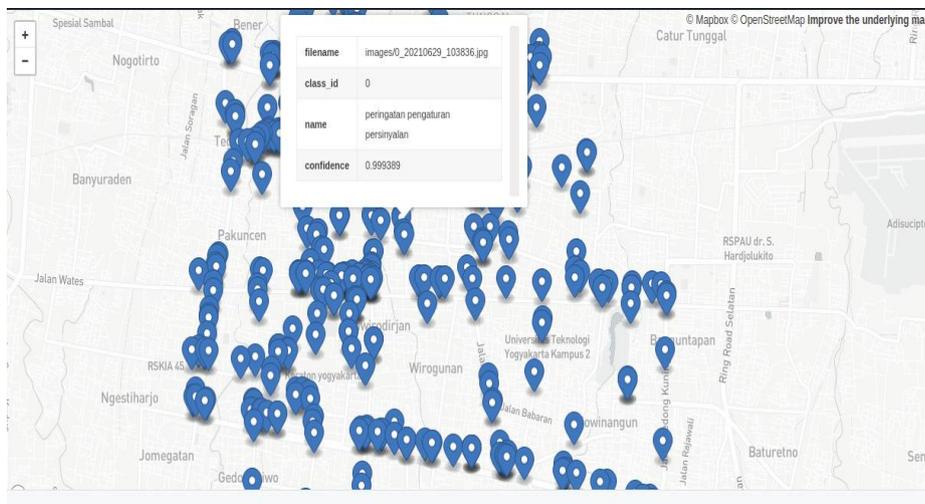
**Gambar 12. Contoh visualisasi hasil deteksi rambu peringatan pengaturan lalu lintas**

*GeoJSON* adalah format standar terbuka yang dirancang untuk mewakili fitur geografis sederhana, bersama dengan atribut non-spasialnya (*GeoJSON - Wikipedia*, n.d.). Contoh hasil akhir dalam *csv* (nilai koordinat ada pada teks terakhir) dan pemetaan rambu dapat dilihat pada Gambar 13.

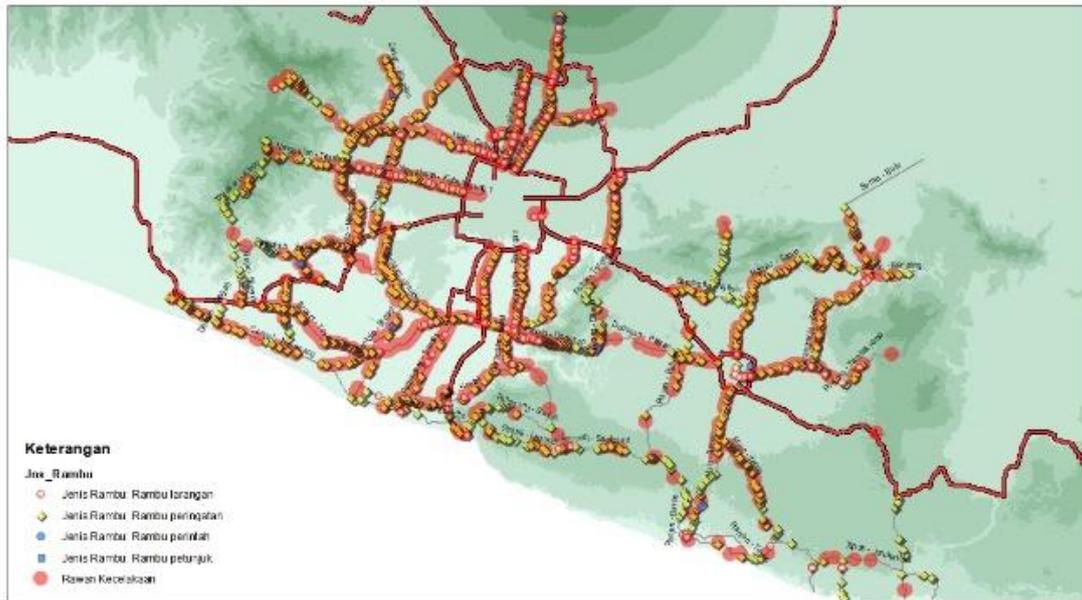
Hasil *GeoJSON* berupa data spasial selanjutnya dapat dipetakan dalam bentuk peta *Geographic Information System (GIS)* (Gambar 14). Data spasial yang dihasilkan dalam bentuk *shp file* yang merupakan jenis file universal untuk banyak keperluan basis data bergeoreferensi.

**Tabel 5. Contoh hasil deteksi citra dalam bentuk CSV file dan koordinatnya**

Contoh Hasil Deteksi CSV	Koordinat Rambu Dalam Sistem Global
images/0_20210617_114442.jpg,0, peringatan pengaturan persinyalan,0.910983,-7.77982159972222,110.36095659972221	7.77982159972222,110.36095659972221
images/0_20210617_133544.jpg,0, peringatan pengaturan persinyalan,0.759343,-7.77878,110.36173999972222	7.77878,110.36173999972222
images/0_20210617_134810.jpg,0, peringatan pengaturan persinyalan,0.985924,-7.7759732999999995,110.36786159972222	7.7759732999999995,110.36786159972222



**Gambar 13. Pemetaan rambu hasil GeoJSON**



**Gambar 14. Hasil pemetaan rambu lalu lintas hasil deteksi ke dalam Geographic Information System (GIS)**

## Kesimpulan

*Image recognition* berbasis *machine learning* dapat membantu pembentukan basis data spasial rambu lalu lintas dengan rata-rata nilai presisi adalah 88,66%. Keakuratan pengenalan kelompok rambu lalu lintas sangat tergantung dari kondisi/*noise* dari *photo geotagging*, baik *noise* dari kondisi rambu yang kurang baik (cat, coretan, atau *noise* lain) dan *noise* akibat resolusi citra atau pencahayaan. Namun secara umum, metode ini sangat membantu kecepatan dalam pengumpulan data rambu lalu lintas ber-georeferensi dengan tanpa surveyor harus mengelompokkan secara manual rambu lalu lintas yang disurvei. Tahapan berikutnya adalah bagaimana meningkatkan akurasi pendeteksian dengan mensimulasi input dari *photo geotagging* berdasarkan sudut foto, pengaruh waktu pengambilan foto, dan kondisi lain yang mungkin berpengaruh.

## Daftar Pustaka

- Adhikari, B., & Huttunen, H. (2020). Iterative bounding box annotation for object detection. *Proceedings - International Conference on Pattern Recognition*, 4040–4046. <https://doi.org/10.1109/ICPR48806.2021.9412956>
- Allamsyah, R., Mendra, H., & Kurniawan, A. (2014). *Sistem Informasi Pendataan Rambu Lalu Lintas Berbasis Web*. Sekolah Tinggi Teknologi Dumai.
- Bhat, Y. R. (2016). Reasons And Solutions For The Road Traffic Accidents In India. *International Journal of Innovative Technology and Research*, 4(6), 4985–4988.
- Bochkovskiy, A., Wang, C.-Y., & Liao, H.-Y. M. (2020). *YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2004.10934>
- CSV file: Definition - Google Ads Help. (n.d.). Retrieved October 30, 2022, from <https://support.google.com/googleads/answer/9004364?hl=en>
- Darko Babi, Dario Babi, Cajner, H., Sruk, A., & Mario Fioli. (2020). Effect of Road Markings and Traffic Signs Presence on Young Driver Stress Level, Eye Movement and Behaviour in Night-Time Conditions: A Driving Simulator Study. *Safety*, 6(2), 1–16. <https://doi.org/10.3390/safety6020024>
- GeoJSON - Wikipedia. (n.d.). Retrieved October 30, 2022, from <https://en.wikipedia.org/wiki/GeoJSON>
- Hussein, H. A. (2013). *The role of street traffic signs in reducing road accidents*. December 2013, 303–311. <https://doi.org/10.2495/isud130391>
- Ibrahim, M. S., Badr, A. A., Abdallah, M. R., & Eissa, I. F. (2012). Bounding box object localization based on image superpixelization. *Procedia Computer Science*, 13(October), 108–119. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2012.09.119>

- Julianta, Y. (2016). *Aplikasi Monitoring Dan Inventori Data Rambu Lalu Lintas Berbasis Mobilestudi Kasus Di Dinas Perhubungan, Komunikasi Dan Informatika Yogyakarta*. UPN "Veteran" Yogyakarta.
- Peraturan Menteri Perhubungan Republik Indonesia No PM 13 Tahun 2014 tentang Rambu Lalu Lintas, (2014).
- Khamdi, N., Susantok, M., & Leopard, P. (2017). Pendeteksian Objek Bola dengan Metode Color Filtering HSV pada Robot Soccer Humanoid. *Jurnal Nasional Teknik Elektro*, 6(2), 123. <https://doi.org/10.25077/jnte.v6n2.398.2017>
- Liu, L., Wang, Y., & Chi, W. (2021). Image Recognition Technology Based on Machine Learning. *IEEE Access*, 1–9. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3021590>
- Nabusa, Y. N. (2019). Pengolahan Citra Digital Perbandingan Metode Histogram Equalization Dan Spesification Pada Citra Abu-Abu. *J-Icon*, 7(1), 87–95.
- Nurhayati, O. D., & Eridani, D. (2017). Ekualisasi Histogram untuk Peningkatan Kualitas Citra Telur Ayam secara Otomatis. *Jurnal Sistem Komputer - Jsk*, 7(2), 69–74.
- Rezatofighi, H., Tsoi, N., Gwak, J., Sadeghian, A., Reid, I., & Savarese, S. (2019). Generalized intersection over union: A metric and a loss for bounding box regression. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019-June*, 658–666. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.00075>
- Roihan, A., Sunarya, P. A., & Rafika, A. S. (2020). Pemanfaatan Machine Learning dalam Berbagai Bidang: Review paper. *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)*, 5(1), 75–82. <https://doi.org/10.31294/ijcit.v5i1.7951>
- Shadeed, W. G., Abu-Al-Nadi, D. I., & Mismar, M. J. (2003). Road traffic sign detection in color images. *Proceedings of the IEEE International Conference on Electronics, Circuits, and Systems*, 2, 890–893. <https://doi.org/10.1109/ICECS.2003.1301930>
- Wang, X. (2018). *A Review of Image Recognition Technology*. 146(Icaita), 24–28. <https://doi.org/10.2991/icaita-18.2018.7>
- Yohanandan, S. (2020). *mAP (mean Average Precision) might confuse you! | by Shivy Yohanandan | Towards Data Science*. <https://towardsdatascience.com/map-mean-average-precision-might-confuse-you-5956f1bfa9e2>