

Optimalisasi Klasifikasi Objek Melalui Integrasi Metode Ensemble dan Teknik Ekstraksi Fitur Deteksi Tepi

Laurentius Andre Cornelis Rudolf Huizen

Universitas Atma Jaya

e-mail: 220711967@students.uajy.ac.id

Diajukan: 15 September 2023; Direvisi: 20 Oktober 2023; Diterima: 21 Oktober 2023

Abstrak

Peningkatan volume lalu lintas dan kepadatan kendaraan di perkotaan menimbulkan tantangan besar dalam menjaga kelancaran dan efisiensi sistem transportasi. Identifikasi objek yang akurat untuk pengelolaan lalu lintas yang efektif. Penelitian ini menggabungkan metode ensemble dalam klasifikasi objek dengan menggunakan teknik ekstraksi fitur deteksi tepi dan histogram. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam deteksi objek. Teknik ekstraksi fitur deteksi tepi digunakan untuk mengidentifikasi karakteristik penting dari objek yang dapat memfasilitasi proses klasifikasi. Fitur histogram untuk mengekstrak informasi dari distribusi intensitas piksel dalam citra, yang memberikan gambaran mengenai kontras, kecerahan, dan distribusi warna dalam citra. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa kombinasi metode ensemble dengan ekstraksi berbasis deteksi tepi dan histogram secara signifikan meningkatkan performa klasifikasi dibandingkan dengan penggunaan metode klasifikasi tunggal. Metode kombinasi tanpa penambahan fitur histogram mencapai akurasi 72.78%, presisi 72.37%, recall 72.61%, dan F1-Score 72.45%. Penambahan fitur histogram mencapai peningkatan akurasi, presisi, recall, dan F1-Score yang luar biasa menjadi 99.75%. Hasil penelitian memberikan kontribusi dalam meningkatkan akurasi dan efisiensi sistem pengenalan objek, serta menunjukkan bahwa pendekatan multi-metode yang menggabungkan berbagai jenis fitur dapat memberikan hasil yang lebih akurat dan andal dalam pengenalan objek. Integrasi teknik deteksi tepi dan histogram dengan algoritma ensemble seperti Random Forest terbukti sangat efektif dalam meningkatkan performa model klasifikasi gambar secara keseluruhan.

Kata Kunci: Deteksi tepi, Histogram, Random forest, Klasifikasi objek, Manajemen lalu lintas.

Abstract

The increase in traffic volume and vehicle density in urban areas poses significant challenges in maintaining smooth and efficient transportation systems. Accurate object identification is key to effective traffic management. This study combines ensemble methods in object classification using edge detection feature extraction techniques and histogram features. This research aims to enhance accuracy and efficiency in object detection. Edge detection feature extraction techniques are used to identify key characteristics of objects that can facilitate the classification process. Histogram features to extract information from the distribution of pixel intensities in the image, providing insights into contrast, brightness, and color distribution. Experimental results show that combining ensemble methods with edge detection and histogram-based extraction significantly improves classification performance compared to single classification methods. The combined method without adding histogram features achieved an accuracy of 72.78%, precision of 72.37%, recall of 72.61%, and an F1-Score of 72.45%. Adding histogram features resulted in an exceptional increase in accuracy, precision, recall, and F1-Score to 99.75%. The research findings contribute to improving the accuracy and efficiency of object recognition systems, demonstrating that a multi-method approach combining various types of features can yield more accurate and reliable results in object recognition. The integration of edge detection and histogram techniques with ensemble algorithms such as Random Forest has proven to be very effective in enhancing the overall performance of image classification models.

Keywords: Edge detection, Histogram, Random forest, Object classification, Traffic management.

1. Pendahuluan

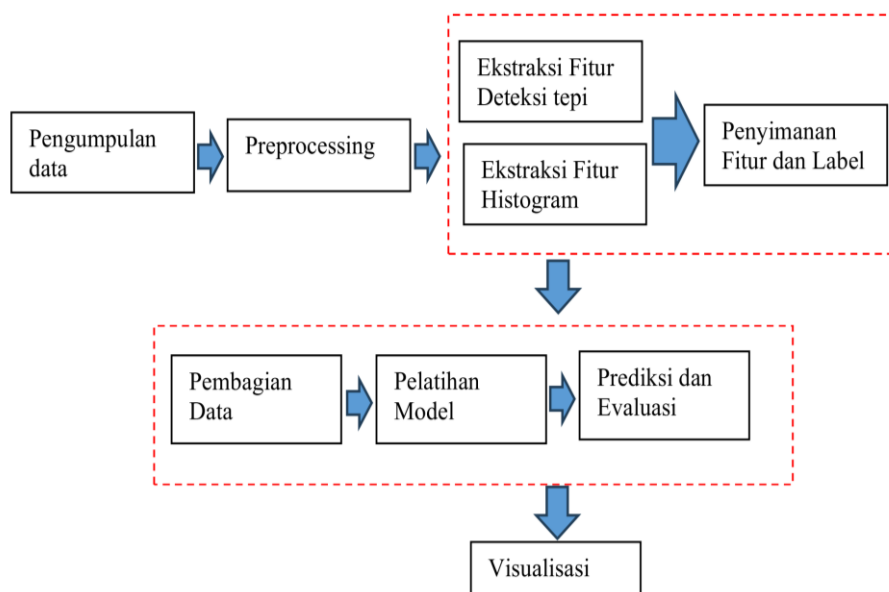
Meningkatnya volume lalu lintas dan kepadatan kendaraan di perkotaan telah memunculkan tantangan besar dalam menjaga kelancaran, dan efisiensi sistem transportasi[1]. Kondisi ini sering kali menyebabkan kemacetan lalu lintas yang parah, peningkatan emisi polusi, serta risiko kecelakaan. Pengelolaan lalu lintas yang tepat menjadi sangat penting, upaya meningkatkan manajemen lalu lintas yang efektif, sehingga otomatisasi diperlukan. Salah satu teknik yang dapat diterapkan untuk membantu proses otomatisasi dengan identifikasi objek untuk pengelolaan lalu lintas[2], [3]. Objek yang terdapat pada jalan sering kali sulit dideteksi disebabkan latar jalan dan objek yang saling berimpitan, menyebabkan adanya bias tekstur pada objek. Untuk identifikasi objek dengan menggunakan pendekatan tepian objek dan batas-batas objek dalam citra[4], [5], [6].

Metode deteksi tepi merupakan teknik yang mengidentifikasi batas-batas objek dalam citra dengan mendeteksi perubahan intensitas piksel secara tajam. Teknik ini juga sangat berguna untuk mengatasi masalah objek yang memiliki banyak gangguan (berderau) ataupun hal lainnya. Pendekatan deteksi tepi yang umum menggunakan metode Sobel, Canny, dan Roberts[7], [8], [9]. Selain itu pendekatan deteksi objek dapat menggunakan histogram[10]. Setiap citra dari suatu objek dapat diketahui distribusi intensitas piksel, memberikan informasi tentang kontras, kecerahan, dan distribusi warna dalam citra. Penggunaan deteksi tepi dan histogram dapat menyelesaikan masalah identifikasi objek dengan beragam latar pada objek menjadi usulan penelitian ini. Fitur-fitur yang dihasilkan dari deteksi tepi dan histogram diklasifikasikan menggunakan algoritma Random Forest[11], [12], [13].

Algoritma Random Forest dalam analisis citra mempunyai kemampuan dalam menangani data yang besar dan kompleks dengan berbagai fitur. Random Forest merupakan model ensemble yang terdiri dari banyak pohon keputusan[14]. Random Forest dapat menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan akurat dibandingkan metode pohon keputusan tunggal. Integrasi antara deteksi tepi, analisis histogram, dan Random Forest memungkinkan sistem untuk mengenali pola dan membuat klasifikasi untuk objek yang kompleks. Berdasarkan hal tersebut penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas berbagai metode deteksi tepi dengan menggabungkan dengan histogram untuk meningkatkan akurasi. Sehingga permasalahan rendahnya akurasi yang dipengaruhi kondisi lalu lintas yang kompleks dan beragam dapat diantisipasi. Kontribusi penelitian ini adalah menggabungkan teknik deteksi tepi dan histogram dengan algoritma klasifikasi Random Forest. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan solusi yang lebih akurat dan efisien untuk identifikasi dan klasifikasi objek pada citra lalu lintas.

2. Metode Penelitian

Alur penelitian ditunjukkan pada Gambar 1, tahapan penelitian yaitu pengumpulan data, preprocessing, ekstraksi fitur, penyimpanan fitur dan label, pembagian data, pelatihan model, prediksi dan evaluasi, serta visualisasi.



Gambar 1. Model Identifikasi Objek Menggunakan Deteksi Tepi dan Histogram.

Model identifikasi objek menggunakan tahapan sebagai berikut:

- 1) Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data trafik dari CCTV lalu lintas. Sedangkan data yang dikumpulkan berupa citra yang akan digunakan untuk identifikasi.
- 2) Preprocessing merupakan pemrosesan data citra untuk memastikan keseragaman dalam format. Proses ini termasuk konversi citra berwarna menjadi *grayscale*, serta penyesuaian ukuran dan resolusi citra agar sesuai dengan kebutuhan model.
- 3) Ekstraksi Fitur merupakan proses untuk memperoleh fitur dari citra diekstraksi menggunakan Deteksi Tepi seperti Sobel, Canny, dan Roberts dan dengan Histogram.
- 4) Fitur-fitur hasil ekstraksi disimpan untuk digunakan dalam tahap pelatihan dan pengujian model.
- 5) Data fitur yang telah diproses dan disimpan kemudian dibagi menjadi set pelatihan dan set pengujian. Pembagian ini dilakukan dengan rasio 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian.
- 6) Pelatihan model, menggunakan algoritma Random Forest untuk melatih model.
- 7) Model dilatih digunakan untuk memprediksi label dari data pengujian. Evaluasi kinerja model dilakukan dengan menghitung metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score seperti ditunjukkan pada Persamaan (1) sampai dengan Persamaan (4).

$$\text{Akurasi} = ((\text{TP}+\text{TN})) / ((\text{TP}+\text{FP}+\text{FN}+\text{TN})) \times 100\% \tag{1}$$

$$\text{Presisi} = \text{TP} / ((\text{TP}+\text{FP})) \times 100\% \tag{2}$$

$$\text{Recall} = \text{TP} / ((\text{TP}+\text{FN})) \times 100\% \tag{3}$$

$$\text{F1-Score} = ((2 \times \text{Precision} \times \text{Recall})) / ((\text{Precision}+\text{Recall})) \tag{4}$$

Secara pseudocode proses tersebut terdiri atas 3 bagian utama yaitu *input*, proses dan *output*, pseudocode ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Pseudocode Identifikasi Objek.

Input	<pre>def input_data(): data = load_data_from_source() return data</pre>
Output	<pre>def output_hasil(predictions, evaluation, test_labels): visualize_results(predictions, test_labels) print("Evaluasi Model:", evaluation)</pre>
Proses	<pre>def proses_data(data): preprocessed_data = preprocess(data) fitur_deteksi_tepi = edge_detection(preprocessed_data) fitur_histogram = histogram_features(preprocessed_data) fitur = combine_features(fitur_deteksi_tepi, fitur_histogram) label = get_labels(data) save_features_and_labels(fitur, label) train_data, test_data, train_labels, test_labels = train_test_split(fitur, label, test_size=0.2) model = train_model(train_data, train_labels) predictions = model.predict(test_data) evaluation = evaluate(predictions, test_labels) return predictions, evaluation, test_labels</pre>

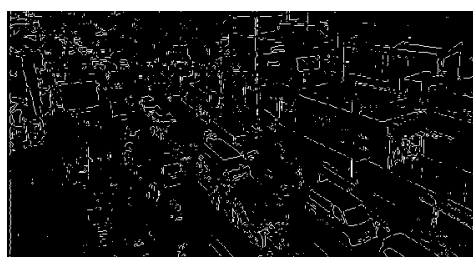
3. Hasil dan Pembahasan

Objek data dalam bentuk *image* dilakukan pemrosesan, salah satu tahapannya adalah proses deteksi tepi, proses tersebut ditunjukkan pada Gambar 2. Setiap gambar setelah melalui proses preprocessing diekstraksi menggunakan deteksi tepi Sobel, Canny, dan Roberts.

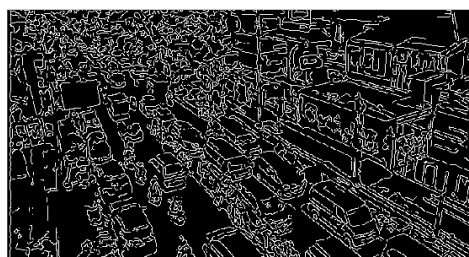


Gambar 2. *Original Image.*

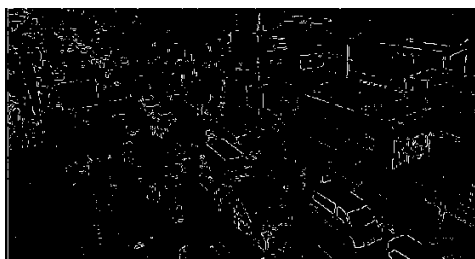
Gambar 2 merupakan gambar asli yang menunjukkan jalan dengan banyak kendaraan. Dari gambar tersebut diekstraksi menggunakan metode deteksi tepi, ditunjukkan pada Gambar 3.



(a). Ekstraksi menggunakan Sobel.



(b). Ekstraksi menggunakan Canny.



(c) Ekstraksi menggunakan Roberts.

Gambar 3. Ekstraksi menggunakan deteksi tepi.

Pada Gambar 3(a) menunjukkan hasil deteksi tepi menggunakan metode Sobel, yang menekankan perubahan intensitas dalam gambar sehingga menghasilkan tepi yang cukup tajam dan tegas, terutama pada batas-batas objek besar seperti kendaraan dan bangunan. Gambar 3(b) menggunakan metode deteksi tepi Canny, lebih kompleks dibandingkan Sobel, menghasilkan tepi yang lebih halus dan lebih jelas serta mengurangi jumlah noise sehingga hanya tepi-tepi yang signifikan yang ditampilkan, dan 3 (c) menunjukkan hasil dari metode Roberts, mendeteksi perubahan intensitas yang tajam, namun menghasilkan tepi yang lebih kasar dibandingkan dengan metode Canny dan Sobel.

Tabel 2. Hasil pengujian menggunakan deteksi tepi.

Metrics	Sobel	Canny	Roberts	Combined
Accuracy	50.00%	53.52%	55.56%	72.78%
Precision	49.44%	53.00%	54.75%	72.37%
Recall	49.44%	53.03%	54.91%	72.61%
F1-Score	49.42%	52.99%	54.66%	72.45%

Pengujian menggunakan ekstraksi deteksi tepi, dengan menggunakan model Random Forest hasilnya ditunjukkan pada Tabel 2. Hasil akurasi dengan metode Roberts mencapai akurasi tertinggi sebesar 55.56%, diikuti oleh Canny dengan 53.52% dan Sobel dengan 50.00%. Presisi tertinggi juga dicapai oleh metode Roberts dengan 54.75%, sementara Canny dan Sobel masing-masing mencapai 53.00% dan

49.44%. Dalam hal recall, metode Roberts unggul dengan 54.91%, diikuti oleh Canny dengan 53.03% dan Sobel dengan 49.44%. F1-Score mengikuti tren yang sama, dengan Roberts mencapai 54.66%, Canny 52.99%, dan Sobel 49.42%. Kombinasi dari ketiga metode tersebut (*Combined*) menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam semua metrik, dengan akurasi 72.78%, presisi 72.37%, recall 72.61%, dan F1-Score 72.45%.

Tabel 3. Hasil pengujian menggunakan deteksi tepi.

Metrics	Sobel	Canny	Roberts	Combined
Accuracy	98.52%	98.27%	98.52%	99.75%
Precision	98.46%	98.26%	98.55%	99.75%
Recall	98.55%	98.26%	98.47%	99.75%
F1-Score	98.51%	98.26%	98.51%	99.75%

Pada Tabel 3, setelah menambahkan fitur histogram, semua metode menunjukkan peningkatan performa yang signifikan. Metode Sobel dan Roberts sama-sama mencapai akurasi 98.52%, sedangkan metode Canny sedikit lebih rendah pada 98.27%. Kombinasi dari ketiga metode tersebut (*Combined*) mencapai akurasi sebesar 99.75%. Presisi juga meningkat, dengan Sobel dan Roberts masing-masing mencapai 98.46% dan 98.55%, serta Canny pada 98.26%. Metode kombinasi kembali unggul dengan presisi tertinggi sebesar 99.75%. Nilai recall meningkat secara signifikan, dengan Sobel dan Roberts masing-masing mencapai 98.55% dan 98.47%, serta Canny pada 98.26%. Metode kombinasi mencapai recall tertinggi sebesar 99.75%. F1-Score menunjukkan pola yang sama, dengan Sobel dan Roberts masing-masing mencapai 98.51%, Canny 98.26%, dan metode kombinasi mencapai 99.75%.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian kesimpulan penelitian ini yaitu Integrasi metode ensemble dengan teknik ekstraksi fitur tepi dan penambahan fitur histogram secara signifikan meningkatkan performa klasifikasi objek dalam citra. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode kombinasi (*Combined*) tanpa penambahan fitur histogram mencapai akurasi 72.78%, presisi 72.37%, recall 72.61%, dan F1-Score 72.45%. Penambahan fitur histogram, metode *Combined* mencapai peningkatan akurasi, presisi, recall, dan F1-Score yang luar biasa menjadi 99.75%. Metode Sobel, yang awalnya memiliki akurasi 50.00%, meningkat menjadi 98.52%, sedangkan metode Canny dan Roberts juga menunjukkan peningkatan serupa dalam semua metrik evaluasi.

Daftar Pustaka

- [1] S. El Hamdani, N. Benamar, and M. Younis, "Pedestrian Support in Intelligent Transportation Systems: Challenges, Solutions and Open issues," *Transp Res Part C Emerg Technol*, vol. 121, Dec. 2020, doi: 10.1016/j.trc.2020.102856.
- [2] G. P. Rocha Filho *et al.*, "Enhancing intelligence in traffic management systems to aid in vehicle traffic congestion problems in smart cities," *Ad Hoc Networks*, vol. 107, 2020, doi: 10.1016/j.adhoc.2020.102265.
- [3] M. Cai, L. Hong, and C. Xiong, "Data-driven traffic zone division in smart city: Framework and technology," *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, vol. 52, no. PC, p. 102251, 2022, doi: 10.1016/j.seta.2022.102251.
- [4] D. Xiaoheng, L. Minghang, M. Jiashu, and W. Zhengyu, "Edge Detection Operator for Underwater Target Image," *2018 3rd IEEE International Conference on Image, Vision and Computing, ICIVC 2018*, pp. 91–95, 2018, doi: 10.1109/ICIVC.2018.8492749.
- [5] A. Singh, M. Singh, and B. Singh, "Face detection and eyes extraction using sobel edge detection and morphological operations," *Conference on Advances in Signal Processing, CASP 2016*, pp. 295–300, 2016, doi: 10.1109/CASP.2016.7746183.
- [6] J. S. Owotogbe, T. S. Ibiyemi, and B. A. Adu, "Edge Detection Techniques on Digital Images - A Review," *Int J Innov Sci Res Technol*, vol. 4, no. 11, pp. 329–332, 2019.
- [7] W. Yu, C. Liu, H. Yang, and G. Wang, "A method for improving the detection accuracy of subpixel edge," *Proceedings - 2019 Chinese Automation Congress, CAC 2019*, pp. 158–162, 2019, doi: 10.1109/CAC48633.2019.8996169.
- [8] Navdeep, V. Singh, A. Rani, and S. Goyal, "Improved depth local binary pattern for edge detection of depth image," *2020 7th International Conference on Signal Processing and Integrated Networks, SPIN 2020*, pp. 447–452, 2020, doi: 10.1109/SPIN48934.2020.9070820.

-
- [9] Z. Ouyang, J. Niu, T. Ren, Y. Li, J. Cui, and J. Wu, "MBBNet: An edge IoT computing-based traffic light detection solution for autonomous bus," *Journal of Systems Architecture*, vol. 109, Oct. 2020, doi: 10.1016/j.sysarc.2020.101835.
- [10] D. M. Ballesteros, Y. Rodriguez, and D. Renza, "A dataset of histograms of original and fake voice recordings (H-Voice)," *Data Brief*, vol. 29, p. 105331, 2020, doi: 10.1016/j.dib.2020.105331.
- [11] C. S. Shanley, D. R. Eacker, C. P. Reynolds, B. M. B. Bennetsen, and S. L. Gilbert, "Using LiDAR and Random Forest to improve deer habitat models in a managed forest landscape," *For Ecol Manage*, vol. 499, Nov. 2021, doi: 10.1016/j.foreco.2021.119580.
- [12] J. F. Pinheiro *et al.*, "Automatic ocular version evaluation in *images* using random forest," *Expert Syst Appl*, vol. 176, Aug. 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.114847.
- [13] G. P. P, B. Biswal, and P. K. Biswal, "Robust classification of neovascularization using random forest classifier via convoluted vascular network," *Biomed Signal Process Control*, vol. 66, Apr. 2021, doi: 10.1016/j.bspc.2021.102420.
- [14] A. Gregoriades, M. Pampaka, H. Herodotou, and E. Christodoulou, "Supporting digital content marketing and messaging through topic modelling and decision trees," *Expert Syst Appl*, vol. 184, no. August 2020, p. 115546, 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.115546.