

Analisis Deteksi Tepi untuk Mengidentifikasi Jenis Mobil

Sadion Tumpal Damanik, Ade Setiawan, Todo Simanjuntak, Asri Tumanggor, Fanny Ramadhani

Jurusan Ilmu Komputer
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Negeri Medan
Medan, Indonesia
diondamanik16@gmail.com, adee08setiawan@gmail.com, todosimanjuntak@mhs.unimed.ac.id,
asriangel161@gmail.com

Abstract-This study discusses pattern recognition using the Sobel and Canny edge detection methods. The main focus of this research is on object edge detection in images, which is important in extracting features and performing image segmentation. Sobel and Canny's edge detection method proved to be effective in pattern recognition previously. This study involved data collection using the Sobel method, training and testing of pattern recognition models, as well as experiments to determine the optimal ratio of training data and test data. The experimental results show that the Sobel edge detection method with Euclidean distance and optimal k value provides high accuracy in pattern recognition. However, it is also important to consider using the Canny edge detection method as an alternative. This research contributes to the development of pattern recognition methods that can be applied in the recognition of various and growing types of cars.

Keywords: Edge Detection, Canny, Image Segmentation, Image Processing.

Abstrak- Penelitian ini membahas pengenalan pola menggunakan metode deteksi tepi Sobel dan Canny. Fokus utama penelitian ini adalah pada deteksi tepi objek dalam citra, yang penting dalam mengekstraksi ciri dan melakukan segmentasi citra. Metode deteksi tepi Sobel dan Canny terbukti efektif dalam pengenalan pola sebelumnya. Penelitian ini melibatkan pengumpulan data menggunakan metode Sobel, latihan dan pengujian model pengenalan pola, serta eksperimen untuk menentukan rasio data latih dan data uji yang optimal. Hasil percobaan menunjukkan bahwa metode deteksi tepi Sobel dengan jarak Euclidean dan nilai k optimal memberikan akurasi tinggi dalam pengenalan pola. Namun, penting juga mempertimbangkan penggunaan metode deteksi tepi Canny sebagai alternatif. Penelitian ini berkontribusi pada pengembangan metode pengenalan pola yang dapat diterapkan dalam pengenalan jenis mobil yang beragam dan terus berkembang.

Kata Kunci: Deteksi Tepi, Canny, Segmentasi Citra, Pengolahan Citra.

1. Pendahuluan

Faktor kunci dalam mengekstraksi ciri adalah kemampuan mendeteksi keberadaan tepi (edge) dari objek di dalam citra. Setelah tepi objek diketahui, langkah selanjutnya dalam analisis citra adalah segmentasi, yaitu mereduksi citra menjadi objek atau region, misalnya memisahkan objek-objek yang berbeda dengan mengekstraksi batas-batas objek (boundary). Tepi mencirikan batas-batas objek dan karena itu tepi berguna untuk segmentasi dan identifikasi objek di dalam citra. Segmentasi citra merupakan proses pengambilan informasi dari citra dalam pencarian citra yang serupa seperti warna. Warna dapat dijadikan input dalam penggambaran daerah yang diinginkan (Region of Interest) melalui proses deteksi warna dan tracking warna, sehingga dapat dilakukan pengambilan gambar dalam bentuk tertentu. Peningkatan kualitas citra bertujuan

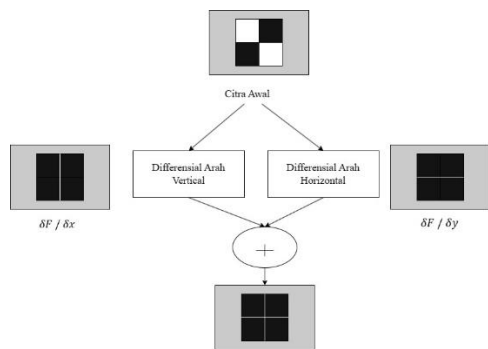
menghasilkan citra dengan kualitas yang lebih baik dibandingkan dengan citra semula[1]. Pengenalan pola menggunakan metode deteksi tepi sobel dan metode canny sudah banyak dijadikan sebagai penelitian untuk menyelesaikan suatu kasus. Banyaknya kasus dan permasalahan yang diangkat untuk diteliti membuat ilmu penerapan metode deteksi tepi sobel dan metode canny semakin berkembang secara pesat. Salah satu penelitian yang pernah dilakukan oleh Irvan Fatuurrahman, dkk. Pengenalan Pola Huruf Hijayah Khat Kufi Dengan Metode Deteksi Tepi Sobel Berbasis Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation, Alur proses secara keseluruhan terlebih dahulu dilakukan pra-proses citra, melakukan pembelajaran dengan jaringan syaraf tiruan dan melakukan pengenalan pola. Tahapan pra-proses citra yang dilakukan yaitu akuisisi citra, scaling dan grayscale,



deteksi tepi, thresholding, dilasi dan selanjutnya matriks hasil dilasi disimpan di sebuah folder penyimpanan. Pelatihan jaringan syaraf tiruan dengan algoritma backpropagation menggunakan 8 skenario pelatihan dengan paramater epoch 1000, 3000, 5000, dan 10000 serta learning rate 0.01, 0.05, 0.1, 0.5. Berdasarkan skenario pelatihan yang telah dilakukan didapatkan hasil maksimal pada skenario E4 dengan tingkat akurasi 100%[2]. Deteksi tepi adalah seperangkat metode matematis yang digunakan untuk mengidentifikasi titik-titik dalam citra digital dimana warna kecerahannya mengalami perubahan secara drastis atau tingkat kecerahannya berbeda[3]. Deteksi tepi berfungsi untuk mengidentifikasi garis batas (boundary) dari suatu objek yang terdapat pada citra. Tepian dapat dipandang sebagai lokasi piksel (pixel location) dimana terdapat nilai perbedaan intensitas citra secara ekstrem. Sebuah edge detector bekerja dengan cara mengidentifikasi dan menonjolkan lokasi-lokasi piksel yang memiliki karakter tersebut[4]. Dengan terus berkembangnya jenis-jenis mobil seiring bertambahnya tahun ketahun membuat beberapa orang tidak mengenali beberapa mobil jenis baru ataupun jenis lama[5]. Berdasarkan permasalahan tersebut pada penelitian ini akan dibangun sebuah sistem pengenalan pola menggunakan metode deteksi tepi sobel dan metode canny.

2. Metodologi

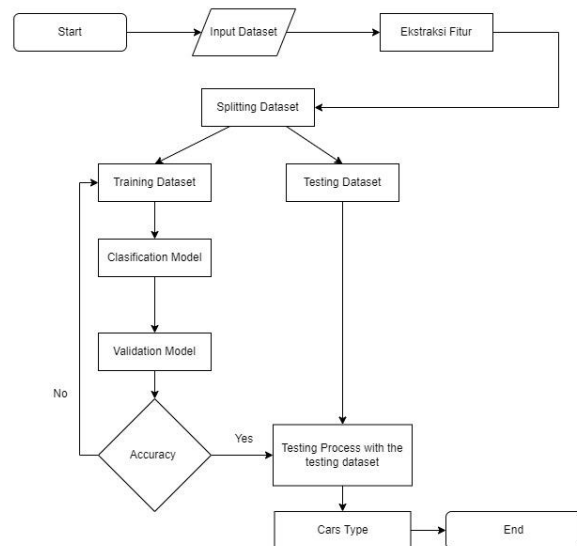
Penelitian ini menggunakan metode pengolahan citra, yaitu Metode Sobel[6]. Deteksi tepi akan menghasilkan nilai tinggi apabila ditemukan tepi dan nilai rendah jika sebaliknya. Pelacakan tepi merupakan operasi untuk menemukan perubahan intensitas lokal yang berbeda dalam sebuah citra[7]. Deteksi tepi merupakan salah satu operasi dasar dari pemrosesan citra[8]. Deteksi tepi pada gambar adalah proses yang menghasilkan tepi objek gambar yang memiliki tujuan untuk menandai bagian yang menjadi gambar detail agar bias memperbaiki detail gambar yang kabur yang terjadi karena adanya kesalahan. Menurut[9] Deteksi tepi menghasilkan gambar seperti gambar gambar, yang menyoroti perubahan intensitas. Secara umum batas batas benda cenderung menghasilkan perubahan mendadak dalam intensitas gambar[4]. Pada Gambar 1 dapat dilihat proses bagaimana tepi sebuah gambar diperoleh. Dan gambar 2 merupakan *flowchart* dari metode penelitian.



Gambar 1. Proses Deteksi Tepi

Berdasarkan prinsip prinsip filter pada citra maka tepi suatu gambar dapat diperoleh menggunakan *High Pass Filter (HPF)*, yang mempunyai karakteristik sebagai berikut:

$$\sum_y \sum_x H(x,y) = 0$$



Gambar 2. Flowchart Pengenalan Pola Tipe Mobil

Flowchart gambar 2. merupakan proses pengenalan pola untuk tipe mobil menggunakan metode deteksi tepi sobel. Langkah pertama adalah input dataset yang akan digunakan sebagai data training dan testing. Kemudian, dilakukan ekstraksi fitur dengan operator sobel dan detector canny yaitu proses dimana data diolah untuk mengidentifikasi fitur yang paling relevan dan signifikan dalam dataset. Ekstraksi Fitur yang digunakan adalah Information Gain salah satu algoritma dari metode seleksi fitur, mampu menghasilkan fitur yang paling dipilih dalam waktu yang efisien serta dapat meningkatkan kinerja klasifikator. Ekstraksi fitur deteksi tepi menggunakan operator Sobel dan detektor Canny adalah teknik dalam pengolahan citra yang bertujuan untuk mengidentifikasi batas-batas objek dalam sebuah gambar. Operator Sobel digunakan untuk menghitung gradien citra dalam sumbu x dan y, sementara detektor Canny digunakan untuk menyempurnakan hasil deteksi tepi. Prosesnya dimulai dengan memuat gambar dan mengubahnya menjadi citra grayscale. Kemudian, operator Sobel diterapkan pada citra grayscale untuk menghitung gradien dalam kedua sumbu. Gradien tersebut digabungkan menggunakan rumus Euclidean untuk mendapatkan magnitudo gradien. Selanjutnya, magnitudo gradien dinormalisasi dan detektor Canny diterapkan pada citra tersebut untuk memperbaiki hasil deteksi tepi. Dan kemudian hasil deteksi tepi ditampilkan dengan menampilkan gambar asli dan citra hasil deteksi tepi. Nilai threshold pada detektor Canny dapat diatur untuk mengontrol sensitivitas deteksi tepi sesuai



kebutuhan. Dengan demikian, ekstraksi fitur deteksi tepi menggunakan operator Sobel dan detektor Canny dapat membantu dalam analisis dan pemrosesan gambar untuk aplikasi pengolahan citra.

Selanjutnya, membagi menjadi data training dan testing. Model machine learning akan dilatih dengan menggunakan data training dan akan digunakan untuk mengklasifikasi data input. Selain itu, model machine learning dievaluasi menggunakan data testing untuk mengevaluasi performa model. Dan model dihitung dengan membandingkan hasil prediksi dengan label sebenarnya pada data testing untuk mendapatkan nilai akurasi. Model machine learning yang telah dilatih dan disimpan akan digunakan untuk memprediksi label atau kategori dari data input yang baru dan belum pernah dilihat oleh model sebelumnya. Metode machine learning yang digunakan adalah metode K-Nearest Neighbors (KNN). Prinsip kerja KNN adalah mencari jarak terdekat antara data yang akan dievaluasi dengan K tetangga (neighbor) terdekatnya dalam data pelatihan. Tujuan algoritma KNN adalah mengklasifikasikan obyek baru berdasarkan atribut dan training sample. Classifier tidak menggunakan model apapun untuk dicocokkan dan hanya berdasarkan pada memori. Algoritma metode KNN sangatlah sederhana, bekerja berdasarkan jarak terpendek dari query instance ke training sample untuk menentukan KNN-nya. KNN memiliki beberapa kelebihan, diantaranya tanggung terhadap training data yang memiliki banyak noise, efektif digunakan apabila training datanya tergolong besar [10]. Metode pengukuran jarak yang digunakan dalam KNN di penelitian ini adalah Metode Manhattan Distance. Manhattan Distance adalah pengukuran similarity/kemiripan yang paling cocok angka yang natural atau dengan data yang bersifat kuantitatif [11]. Manhattan distance digunakan untuk mengambil kasus yang cocok dari basis kasus dengan menghitung jumlah bobot absolute dari perbedaan antara kasus yang sekarang dan kasus yang lain [12].

A. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan metode sobel, pengumpulan data dilakukan agar data tersebut dapat diolah sebelum proses pembuatan sistem. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah data publik yang bersumber dari google.com yang berjumlah 200 data, yang terdiri dari 50 data per kendaraan dengan format JPG File yang dijadikan sebagai data penelitian, dataset tersebut dikatakan public karena tersedia untuk umum dan dapat diakses oleh siapa saja tanpa Batasan tertentu.

1. Studi pustaka

Citra merupakan istilah lain dari gambar yang merupakan komponen multimedia yang memegang peranan sangat penting sebagai bentuk informasi visual. Citra mempunyai karakteristik yang tidak dimiliki oleh data teks, yaitu kaya akan informasi. Citra digital adalah citra hasil digitalisasi citra kontinu (analog). Tujuan dibuatnya citra digital adalah agar citra tersebut dapat diolah menggunakan komputer atau piranti digital[6].

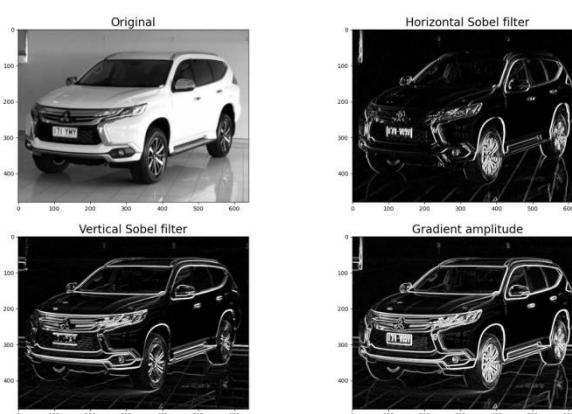
Peningkatan mutu citra dilakukan untuk memperoleh keindahan citra yang akan digunakan untuk kepentingan analisis citra.



Gambar 3. Citra Asli Diambil dari Google

2. Deteksi Tepi

Tepi (*edge*) adalah perubahan nilai intensitas derajat keabuan yang cepat atau tiba-tiba (besar) dalam jarak yang singkat[4]. Sedangkan deteksi tepi (*Edge Detection*) pada suatu citra adalah suatu proses yang menghasilkan tepi-tepi dari obyek-obyek citra, tujuannya adalah untuk menandai bagian yang menjadi detail citra supaya memperbaiki detail dari citra yang kabur yang terjadi karena error atau adanya efek dari proses akuisisi citra. Suatu titik (x, y) dikatakan sebagai tepi bila titik tersebut mempunyai perbedaan nilai piksel yang tinggi dengan nilai piksel tetangganya[6]. Pada tahap ini menjelaskan tentang proses deteksi tepi dimulai dari Citra Awal, *Vertical Sobel Filter*, *Horizontal Sobel Filter*, *Gradient Amplitude*



Gambar 4. Proses Deteksi Tepi

B. Metode Sobel

Metode Sobel merupakan pengembangan metode Robert dengan menggunakan filter HPF yang diberi satu angka nol penyangga. Metode ini mengambil prinsip dari fungsi laplacian dan gaussian yang dikenal sebagai fungsi untuk membangkitkan HPF[6]. Keuntungan Sobel dari metode ini adalah kemampuan mengurangi noise sebelum melakukan perhitungan deteksi tepi. Sobel operator menggunakan operator kernel gradient 3x3[4]. Sementara itu[13] menyatakan metode Sobel deteksi tepi untuk

segmentasi gambar menemukan tepi menggunakan Sobel approximation ke derivatif, karena mendahului tepi pada titik-titik di mana gradient tertinggi.

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

(a)

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

(b)

$$S_x \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad S_x \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} [14]$$

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

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

$$G [f(x, y)] = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad [9]$$

Dari susunan nilai-nilai pembobotan pada jendela juga terlihat bahwa perhitungan terhadap gradien juga merupakan gabungan dari posisi horizontal dan posisi vertical.[15]

3. Hasil dan Pembahasan

Percobaan dilakukan percobaan pada variasi rasio data latih dan uji.

A. Percobaan dengan variasi rasio data

Penggunaan rasio jumlah data latih dan data uji pada pembuatan model, akan menghasilkan performa yang berbeda[16], untuk itu perlu dilakukan percobaan dengan menggunakan rasio jumlah data latih dan data uji yang berbeda-beda. Dari rasio terbaik yang didapatkan, akan digunakan sebagai model pengujian selanjutnya[17].

Tabel I merupakan hasil percobaan yang dilakukan dengan menggunakan variasi rasio jumlah data latih dan data uji. Data latih yang digunakan minimal harus sejumlah data uji, sehingga rasio data latih dan data uji yang digunakan yaitu 90:10, 80:20, 70:30, 60:40 dan 50:50. Pada Tabel I KNN menggunakan jarak euclidean, dengan jumlah k dari 1 hingga 9.

Tabel 1 KNN Jarak euclidean Rasio 9:1

k	Rasio = 9 : 1			
	Acc	Prec	Rec	Time Excecute
1	0.600000	0.619048	0.60000	0.008002
2	0.6	0.619048	0.6	0.015998
3	0.7	0.708333	0.7	0.665575
4	0.6	0.6	0.6	0
5	0.5	0.5	0.5	0
6	0.7	0.8125	0.7	0
7	0.7	0.708333	0.7	0.007997
8	0.8	0.857143	0.8	0
9	0.8	0.857143	0.8	0

Dalam pengujian pertama, model memiliki tingkat akurasi yang bervariasi antara 0.5 hingga 0.8. Ini menunjukkan bahwa model mampu melakukan prediksi dengan tingkat keakuratan yang berbeda-beda tergantung pada pengujian tertentu. Meskipun beberapa pengujian menunjukkan performa yang lebih baik dengan akurasi yang lebih tinggi, masih ada ruang untuk peningkatan

performa model. Tingkat presisi juga bervariasi dalam rentang 0.6 hingga 0.857, sementara tingkat recall tetap konsisten di sekitar 0.6 hingga 0.8. Ini menunjukkan bahwa model cenderung memberikan hasil positif yang benar dengan baik, tetapi mungkin mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi sebagian contoh positif.

Tabel 2 KNN Jarak euclidean Rasio 8:2

k	Rasio = 8 : 2			
	Acc	Prec	Rec	Time Excecute



1	0.6	0.666667	0.626263	0.016075
2	0.5	0.494949	0.494949	0
3	0.55	0.5625	0.560606	0
4	0.55	0.55	0.550505	0.007024
5	0.5	0.516484	0.515152	0.003017
6	0.5	0.466667	0.474747	0.002003
7	0.65	0.645833	0.641414	0.00093
8	0.7	0.703297	0.686869	0.001021
9	0.6	0.626374	0.616162	0.002534

Dalam pengujian kedua, model memiliki tingkat akurasi yang bervariasi antara 0.5 hingga 0.7. Performa model ini menunjukkan tingkat prediksi yang relatif rendah hingga sedang dalam mengklasifikasikan data. Tingkat presisi berkisar antara 0.466 hingga 0.703, sementara tingkat recall berkisar antara 0.474 hingga

0.686. Ini menunjukkan bahwa model memiliki variasi dalam kemampuan untuk memberikan hasil prediksi yang tepat dan mengenali contoh positif dengan benar. Beberapa pengujian menunjukkan presisi dan recall yang lebih baik daripada yang lain, tetapi masih ada ruang untuk perbaikan.

Tabel 3 KNN Jarak euclidean Rasio 7:3

Rasio = 7 : 3				
k	Acc	Prec	Rec	Time Execute
1	0.6	0.625	0.611607	0.189071
2	0.533333	0.525	0.522321	0.007041
3	0.566667	0.58134	0.575893	0.000999
4	0.533333	0.53125	0.53125	0.001998
5	0.466667	0.472222	0.473214	0.001523
6	0.5	0.475155	0.482143	0.002028
7	0.533333	0.55	0.544643	0.00152
8	0.466667	0.46875	0.46875	0.003018
9	0.433333	0.436508	0.446429	0.001575

Berdasarkan hasil pengujian ketiga, model memiliki tingkat akurasi yang bervariasi antara 0.433 hingga 0.6. Performa model ini menunjukkan tingkat prediksi yang umumnya rendah hingga sedang dalam mengklasifikasikan data. Tingkat presisi berkisar antara 0.436 hingga 0.625, sementara tingkat recall berkisar antara 0.446 hingga

0.611. Ini menunjukkan bahwa model memiliki variasi dalam kemampuan untuk memberikan hasil prediksi yang tepat dan mengenali contoh positif dengan benar. Beberapa pengujian menunjukkan presisi dan recall yang lebih baik daripada yang lain, tetapi masih ada ruang untuk perbaikan.

Tabel 4 KNN Jarak euclidean Rasio 6:4

Rasio 6:4				
k	Acc	Prec	Rec	Time Execute
1	0.641026	0.672857	0.661765	0.001009
2	0.589744	0.582888	0.582888	0.001999
3	0.615385	0.6375	0.632353	0.000999
4	0.589744	0.582888	0.582888	0.003011



5	0.487179	0.513889	0.512032	0.001999
6	0.538462	0.530749	0.530749	0.002004
7	0.564103	0.596154	0.586898	0.002002
8	0.461538	0.463158	0.462567	0.000998
9	0.384615	0.363636	0.427807	0.001007

Hasil pengujian keempat menunjukkan bahwa model memiliki akurasi yang bervariasi antara 0.384 hingga 0.641. Hasil ini mengindikasikan bahwa model memiliki tingkat prediksi yang bervariasi dalam mengklasifikasikan data.

Tingkat presisi berkisar antara 0.363 hingga 0.672, sementara tingkat recall berkisar antara 0.428 hingga 0.662. Ini menunjukkan variasi dalam kemampuan model untuk memberikan hasil prediksi yang tepat dan mengenali contoh positif dengan benar. Terdapat perbedaan antara presisi dan recall di setiap pengujian.

Tabel 5 KNN Jarak euclidean Rasio 5:5

Rasio = 5 : 5				
k	Acc	Prec	Rec	Time Excecute
1	0.55102	0.536842	0.535714	0.003331
2	0.55102	0.536842	0.535714	0
3	0.591837	0.608621	0.607143	0
4	0.591837	0.583333	0.583333	0
5	0.489796	0.520588	0.517857	0.001277
6	0.510204	0.505853	0.505952	0.002071
7	0.428571	0.461111	0.488095	0.002111
8	0.44898	0.490278	0.494048	0.001009
9	0.44898	0.71875	0.517857	0.001803

Dalam pengujian yang dilakukan, model memiliki tingkat akurasi yang bervariasi antara 0.429 hingga 0.592. Hasil ini menunjukkan variasi dalam kemampuan model untuk memprediksi dengan benar. Tingkat presisi berkisar antara 0.505 hingga 0.719, sementara tingkat recall berkisar antara 0.536 hingga

0.607. Hasil ini menunjukkan variasi dalam kemampuan model untuk memberikan prediksi yang tepat dan mengenali contoh positif dengan benar. Beberapa pengujian menunjukkan presisi dan recall yang lebih baik daripada yang lain, namun ada pula pengujian yang menunjukkan performa yang lebih rendah.

Hasil Pengujian sistem deteksi jenis mobil ini dapat di implementasikan dengan Aplikasi Visual Studio Code berbasis GUI untuk mendeteksi objek jenis mobil yang ada di dalam gambar dengan Metode Sobel dengan Canny Edge Detector. Kami memfilter gambar dengan jenis kendaraan yang memenuhi kondisi pencahayaan yang kompleks, kemudian menambahkan keterangan jenis kendaraan dengan memberi label, dan terakhir, membuat

B. Hasil Uji Test Real Time dengan SSD Multibox kumpulan data logo kendaraan yang memiliki pencahayaan yang kompleks. Berikut Contoh Pendeteksian keluaran Metode Sobel dengan Canny Edge Detector.



Gambar 5. Deteksi Realtime



4. Kesimpulan

Penelitian yang telah dilakukan menggunakan analisis deteksi tepi untuk mengidentifikasi jenis mobil. Dalam penelitian tersebut, dilakukan pengujian dengan menggunakan rasio 5:5 dan 9:1 untuk memperoleh hasil akurasi deteksi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa percobaan dengan rasio 5:5 memiliki persentase akurasi terendah, yaitu sebesar 0.591837 atau 59%, sedangkan percobaan dengan rasio 9:1 memiliki hasil akurasi tertinggi, yaitu sebesar 0.857143 atau 85%.

5. Daftar Pustaka

- [1] A. S. R. Sinaga, "Implementasi Teknik Threshoding Pada Segmentasi Citra Digital," *J. Mantik Penusa*, vol. 1, no. 2, pp. 48–51, 2017.
- [2] I. Faturrahman, "Pengenalan Pola Huruf Hijaiyah Khat Kufi Dengan Metode Deteksi Tepi Sobel Berbasis Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation," *J. Tek. Inform.*, vol. 11, no. 1, pp. 37–46, 2018, doi: 10.15408/jti.v11i1.6262.
- [3] A. S. Anas and A. Rizal, "Deteksi Tepi Dalam Pengolahan Citra Digital," *Semin. Nas. TIK dan Ilmu Sos.*, vol. 2, no. x, pp. 1–6, 2017.
- [4] Y. T. Rada, "Pengenalan Pola Pada Fisik Mobil Menggunakan Persamaan Diferensial Deteksi Tepi (Edge Detection)," *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 7, no. 1, pp. 57–60, 2018, doi: 10.32736/sisfokom.v7i1.303.
- [5] B. Friedman and P. Kahn, *Human Computer Interaction Handbook*. 2012.
- [6] P. Teguh, K. Putra, N. Kadek, and A. Wirdiani, "Pengolahan Citra Digital Deteksi Tepi Untuk Membandingkan Metode Sobel, Robert dan Canny," *J. Ilm. Merpati (Menara Penelit. Akad. Teknol. Informasi)*, vol. 2, no. 2, pp. 253–261, 2014.
- [7] B. Sitohang and A. Sindar, "Analisis Dan Perbandingan Metode Sobel Edge Detection Dan Prewit Pada Deteksi Tepi Citra Daun Srilangka," *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 3, pp. 314–322, 2020, doi: 10.32672/jnkti.v3i3.2511.
- [8] R. Wahyusari, "Pemanfaatan Mathematical Morphology Untuk Deteksi Tepi Batik," *Simetris J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 1, pp. 389–392, 2017, doi: 10.24176/simet.v8i1.1027.
- [9] B. Poornima, Y. Ramadevi, and T. Sridevi, "Threshold Based Edge Detection Algorithm," *Int. J. Eng. Technol.*, vol. 3, no. 4, pp. 400–403, 2011, doi: 10.7763/ijet.2011.v3.260.
- [10] Jumaidi, "Sistem Pendukung Keputusan Untuk Menentukan," *J. Istek*, vol. VI, no. 1, pp. 40–42, 2013.
- [11] B. S. Khoiriya Latifah, Abdul Rochim, "Identifikasi Serat Bambu Menggunakan Ekstraksi Ciri Statistik antar serat yaitu lignin dan diameter serat bambu yang makin tinggi menyebabkan batang," vol. 12, no. 2, pp. 8–13, 2019.
- [12] F. N. Rilwanu, H. Taufikurachman, D. Faris Huwaidi, R. Perangkat Lunak, and K. Daerah Cibiru, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Mendeteksi Diabetes Berbasis Web Application," *J. Softw. Eng. Inf. Commun. Technol.*, vol. 3, no. 1, pp. 145–152, 2022, doi: 10.13140/RG.2.2.14361.34400.
- [13] M. . M. Radha, "Edge Detection Techniques for," *Int. J. Comput. Sci. Inf. Technol.*, vol. 3, no. 6, pp. 259–267, 2011.
- [14] L. P. Varoslavskiy, *Digital Image Processing*, vol. 31–32, no. 11. 1977.
- [15] L. T. Informatika and F. T. Industri, "Deteksi tepi merupakan sebuah proses di mana proses tersebut berfungsi untuk mendeteksi garis tepi yang membatasi dua wilayah citra . Saat ini telah banyak operator- operator yang dapat digunakan dalam pembuatan deteksi tepi , contohnya adalah operator Ro," pp. 1–28.
- [16] V. S. R. and B. R. R. Medar, "Impact of Training and Testing Data Splits on Accuracy of Time Series Forecasting in Machine Learning," *Int. Conf. Comput. Commun. Control Autom.*, 2017.
- [17] F. Bimantoro, A. Aranta, G. S. Nugraha, R. Dwiyanaputra, and A. Y. Husodo, "Pengenalan Pola Tulisan Tangan Aksara Bima menggunakan Ciri Tekstur dan KNN," *J. Comput. Sci. Informatics Eng.*, vol. 5, no. 1, pp. 60–67, 2021, doi: 10.29303/jcosine.v5i1.387.

