

Klasifikasi Jenis kendaraan Secara Bertahap dengan Eigenvehicle dan Fuzzy C-Means Clustering - Hough Transform

A Gradual Vehicle Classification with Eigenvehicle and Fuzzy C-Means Clustering - Hough Transform

Gunawan¹, Tjokorda Agung Budi W², Bambang Ari W³

¹²³Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

¹gunawanff@gmail.com, ²cokagung2001@gmail.com, ³bambang.ari@gmail.com

Abstrak

Dalam penelitian ini dilakukan analisis secara bertahap metoda Eigenvehicle sebagai metoda untuk mengekstraksi ciri kendaraan, Fuzzy C-means Clustering (FCMC) digunakan untuk memisahkan ban dengan badan kendaraan dan Hough Transform sebagai metoda untuk deteksi lingkaran ban. Jenis kendaraan yang akan diklasifikasi adalah kendaraan golongan I hingga V sesuai aturan yang ada pada tol.

Metoda Hough Transform dapat digunakan untuk mengisolasi feature lingkaran ban dalam sebuah citra kendaraan, jumlah ban yang terdeteksi dapat digunakan untuk klasifikasi golongan III, IV dan V. Sedangkan golongan I dan II menggunakan metoda Eigenvehicle yang merupakan gabungan Principal Component Analysis (PCA) untuk ekstraksi ciri data latih dan Different From Vehicle space (DFVs) untuk mengklasifikasikan kendaraan dengan melihat jarak perbedaan dari data latih PCA.

Data training dan testing sistem didapat dari rekaman kedatangan mobil di Rest Area Tol Purbaleunyi KM 97, dengan data testing sebanyak 464, data training 10. Sedangkan akurasi yang didapat sebesar 93,9% dengan parameter jumlah kelas FCM sebanyak 6, rasio ban dengan panjang kendaraan pada Hough Transform sebesar 17 dan threshold pada Eigenvehicle sebesar 1300.

Kata Kunci: *image processing*, klasifikasi kendaraan, *Eigenvehicle*, *Hough Transform*, *Fuzzy C-Means Clustering*

Abstract

In this research analyzes a gradual method Eigenvehicle as a method for extracting characteristics of the vehicle, Fuzzy C-Means Clustering (FCM) is used to separate the tire with the vehicle body and Hough transform as a method for the detection of the tire rim. The type of vehicle to be classified is a vehicle classes I to V.

method Hough Transform can be used to isolate the characteristics of the tire rim inside a vehicle image, the number of tires that can be detected for the classification of class III, IV and V. While the class I and II using the method Eigenvehicle that is a combination Principal Component Analysis (PCA) for feature extraction data model and Distance From Vehicle space (DFVs) to classify the vehicle by looking at the distance difference of PCA and the training data .

Data modeling and test systems acquired from recording the arrival of the vehicles at the Rest Area Toll Purbaleunyi KM 97, with as many as 464 test data and 10 data models. While accuracy is obtained for 93.9% with the number of parameters FCM as 6 cluster, the ratio of the length of vehicle and tires on Hough Transform is 17 and the threshold of Eigenvehicle is 1300.

Keywords: Image processing, vehicle classification, Eigenvehicle, Hough-Transform, Fuzzy C-Means Clustering

A. Pendahuluan

Pengenalan jenis kendaraan dengan kamera dapat digunakan untuk mengamati kondisi lalu lintas dan mempunyai banyak manfaat. Misalnya penggunaan kamera pada gerbang tol untuk penggolongan jenis dan kondisi jalan tol terkini, smart parking system dengan penggolongan kendaraan tertentu, pemantauan kepadatan lalu lintas. Hanya saja aktivitas-aktivitas tersebut masih terhambat karena pemantauan lalu lintas dilakukan secara manual Oleh karena itu, dibangunnya sistem yang mampu mengenali jenis kendaraan secara otomatis menjadi alternatif solusi.

Golongan kendaraan pada penelitian ini mengikuti peraturan yang ada di jalan tol Indonesia, terdapat 5 golongan kendaraan berdasarkan Keputusan Menteri Pekerjaan Umum nomor 305/KPTS/M2009 dan Standar Pelayanan Minimum (SPM)[2]. Penggolongan jenis kendaraan tersebut digunakan untuk penentuan tarif yang berbeda tiap golongan

Zhuo telah berhasil mengklasifikasikan mobil berdasarkan jumlah gandar/pasang[7] ban namun tidak dapat membedakan antara bus dua gandar dan truk dua gandar sedangkan penggolongan kali ini diinginkan dapat membedakan antara bus dan truk sebab truk golongan dua sedangkan bus golongan satu. Metode tersebut dapat digunakan untuk penentuan golongan 3 hingga 5. Sedangkan untuk golongan 1 dan 2.

Amol Ambardekar telah melakukan uji perbandingan framework untuk klasifikasi kendaraan, berikut hasil yang didapat[9]:

	Cars vs vans (%)	Sedans vs taxis (%)	Sedans vs vans vs taxis (%)
PCA + DFVS (eigenvehicle)	98.5	97.57	95.85
PCA + DIVS	99.25	89.69	94.15
PCA + SVM	63.25	76.67	
LDA	96	95.15	90.00
Constellation model (implicit shape)	96.25	89.39	85.66
Constellation model (explicit shape)	97	89.09	86.04
A fusion of approaches			96.42
Constellation model [4]	98.5	95.86	
Patch-based object classification [8]	99.25	95.25	

Gambar 1, Perbandingan framework klasifikasi kendaraan

Dengan melihat hasil tersebut penulis menggunakan framework Eigenvehicle Untuk membedakan truk dan bus karena memiliki akurasi yang tinggi. Diharapkan dengan melakukan pengujian secara bertahap ini dapat meningkatkan akurasi klasifikasi kendaraan.

B. Dasar Teori

a) Fuzzy C-Means Clusterring (FCMC)

Fuzzy C-means Clustering (FCM) adalah suatu teknik pengclusteran data yang mana keberadaan tiap-tiap titik data dalam suatu cluster ditentukan oleh derajat keanggotaan. FCM menggunakan model pengelompokan fuzzy dengan indeks kekaburan menggunakan Euclidean Distance sehingga data dapat menjadi anggota dari semua kelas atau cluster yang terbentuk dengan derajat keanggotaan yang berbeda antara 0 hingga 1. Algoritma FCM adalah sebagai berikut [14]:

1. Masukkan data yang akan dicluster ke dalam sebuah matriks X, dimana matriks berukuran $m \times n$, dengan m adalah jumlah data yang akan dicluster dan n adalah atribut setiap data. Contoh X_{ij} = data ke- i ($i=1,2,\dots,m$), atribut ke- j ($j=1,2,\dots,n$).
2. Tentukan
 - Jumlah cluster = c ;
 - Pangkat/pembobot = w ;
 - Maksimum iterasi = MaksIter ;
 - Error yang diharapkan = ξ ;
 - Fungsi Objektif awal = $P_0 = 0$;
 - Iterasi awal = $t = 1$;
3. Bangkitkan bilangan acak μ_{ik} (dengan $i=1,2,\dots,m$ dan $k=1,2,\dots,c$) sebagai elemen matriks partisi awal U, dengan X_i adalah data ke- i

$$U = \begin{bmatrix} \mu_{11}(X_1) & \mu_{21}(X_1) & \dots & \mu_{c1}(X_1) \\ \mu_{12}(X_2) & \mu_{22}(X_2) & \dots & \mu_{c2}(X_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{1i}(X_i) & \mu_{2i}(X_i) & \dots & \mu_{ci}(X_i) \end{bmatrix} \quad (1)$$

Dengan jumlah setiap nilai elemen kolom dalam satu baris adalah 1 (satu).

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ci} = 1 \quad (2)$$

4. Hitung pusat cluster ke- k : V_{kj} , dengan $k=1,2,\dots,c$ dan $j = 1,2,\dots,n$

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^m (\mu_{ik})^w * X_{ij}}{\sum_{i=1}^m (\mu_{ik})^w} \quad (3)$$

5. Hitung fungsi objektif pada iterasi ke- t , P_t :

$$P_t = \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^c \left(\left[\sum_{j=1}^n (X_{ij} - V_{kj})^2 \right] (\mu_{ik})^w \right) \quad (4)$$

6. Hitung perubahan derajat keanggotaan setiap data pada setiap cluster (memperbaiki matriks partisi U) dengan :

$$\mu_{ik} = \frac{\left[\sum_{j=1}^n (X_{ij} - V_{kj})^2 \right]^{\frac{-1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c \left[\sum_{j=1}^n (X_{ij} - V_{kj})^2 \right]^{\frac{-1}{w-1}}} \quad (5)$$

7. Cek kondisi berhenti :
 Jika : (|Pt - Pt-1| < ξ) atau (t > MaksIter) maka berhenti ;
 Jika tidak : t = t+1, ulangi langkah 4

b) Eigenvehicle (PCA dan DFVs)

PCA bertujuan untuk mengambil ciri-ciri penting dari data berdimensi tinggi yang mendeskripsikan satu set citra kendaraan latih yang digunakan. Satu set data dari satu set citra kendaraan latih akan terbentuk matrik dua dimensi yang berukuran m x n, dimana m menunjukkan jumlah pixel yang terdapat pada tiap citra kendaraan latih, dan n adalah jumlah citra kendaraan yang dilatihkan. Pada matrik dua dimensi berukuran m x n tersebut kemudian akan direduksi menjadi data berdimensi rendah. Sekumpulan dimensi baru yang dihasilkan proses PCA dinamakan *Principal Component* disingkat PC, untuk setiap kelas PC dapat disebut sebagai Eigenvehicle[9].

proses PCA dapat dilakukan sebagai berikut:

1. Mean

$$u = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m u_1, k \quad (1)$$
2. Normalisasi

$$Datanormal = (u - \bar{u}) \quad (2)$$
3. Kovarian

$$C = Y^T * Y \quad (3)$$
4. Eigenvektor dan Eigenvalue

$$Ax = \lambda x \quad (4)$$

$$V^T L V = S \quad (5)$$

$$U = D V, U_1 = \frac{u_i}{\|u_i\|} \quad (6)$$
5. Menentukan jumlah Principal Component

Difference From Vehicle space (DFVs)

Difference From Vehicle space disingkat DFVs digunakan untuk menguji jarak perbedaan antara data testing dengan PCS tiap jenis kendaraan. DFVs terdiri dari 3 tahap pengerjaan yaitu:

1. Mengubah $u_{tes} \Rightarrow u'_{tes}$ yaitu ukuran panjang dan lebar yang sama dengan *training*
2. Menormalisasikan data tes menggunakan persamaan:

$$D_{tes} = u'_{tes} - \bar{u} \quad (1)$$

3. Meprojeikan D_{tes} ke PCS pada saat *training*

Dalam memprojeikan dataNormal bertujuan untuk mendapatkan *weigh(w)*, dengan persamaan:

$$w_i = \bar{u}_i^T D_{tes} \quad (2)$$

Selanjutnya pilih l pertama dimana l < k dan kembali diprojeikan untuk mendapatkan u''_{new}

$$u''_{new} = \sum_{i=1}^l w_i D + \bar{u} \quad (3)$$

Hitung *Euclidean distance*, menggunakan persamaan:

$$DFVs = \sqrt{\sum_{i=1}^{m*n} (u''_{tes} - u_{tes})^2} \quad (4)$$

Pencarian DFVs dilakukan sebanyak PCs, DFVs terkecil merupakan data terdekat dengan data uji.

c) Hough Transform

Transformasi Hough adalah sebuah metode yang dapat digunakan untuk mengisolasi feature tertentu dalam sebuah citra

Untuk bentuk lingkaran, persamaan parametriknya adalah :

$$(x-a)^2 + (y-b)^2 = r^2 \quad (1)$$

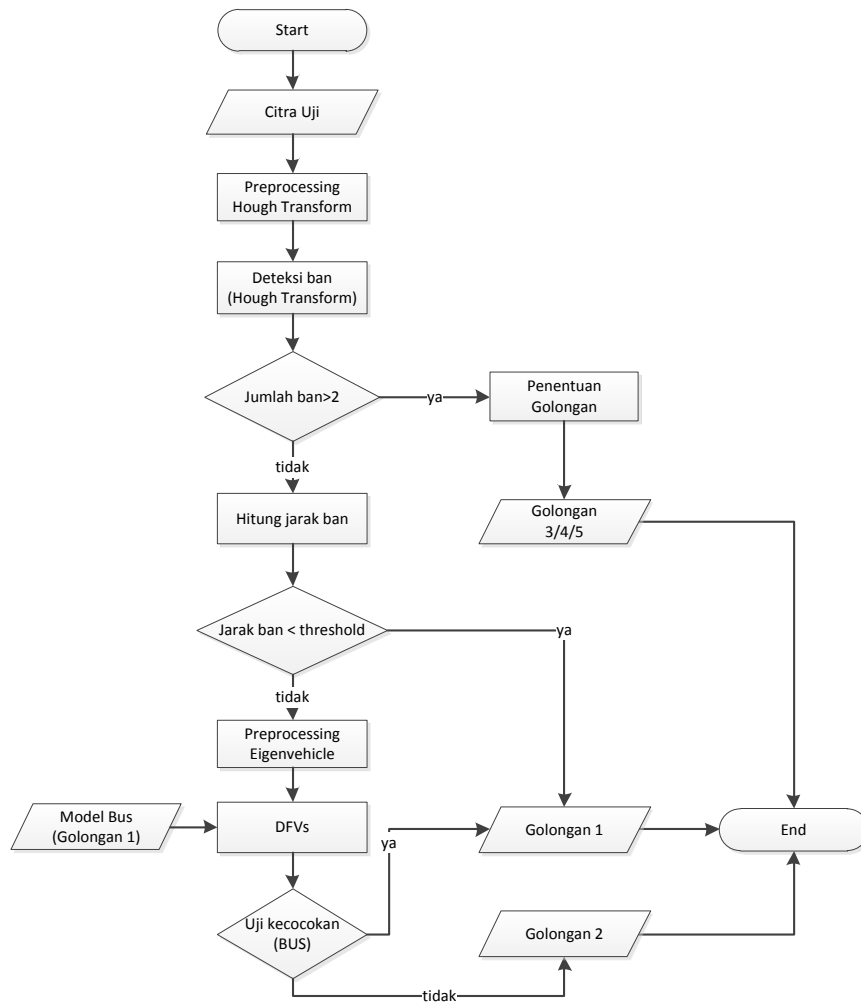
$$x = a + r \cos(\theta) \quad (2)$$

$$y = b + r \sin(\theta) \quad (3)$$

C. Pembahasan

a) Rancangan sistem

Secara umum system terdiri dari dua komponen utama yaitu system *training* dan system *testing*, yang digambarkan oleh *flowchart* berikut:



Gambar 2, Flowchart Sistem

b) Training Sistem PCA

Training pada PCA ialah membuat Principal Component dan disusun berdasarkan nilai eigen terbesar, yang ditunjukkan pada gambar berikut:



Gambar 3, Principal component

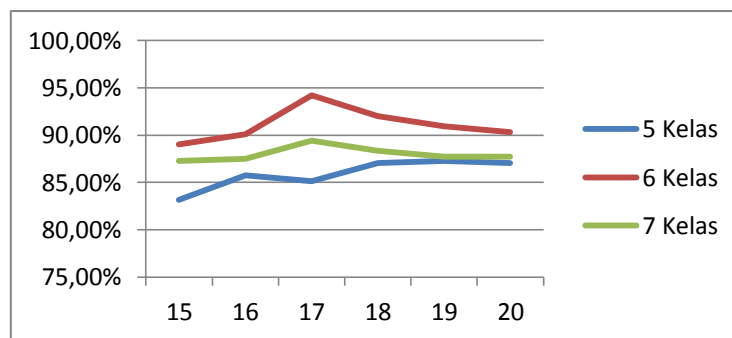
c) **Hasil Pengujian Hough Transform**

Pengujian ini menggunakan 6 kelas FCM

Tabel 1, Hasil Pengujian Hough Transform

Rasio ban	2 Gandar		3 Gandar		4 Gandar		5 Gandar		Akurasi
	benar	salah	benar	salah	benar	salah	benar	salah	
15	369	41	30	5	12	4	2	1	89,01%
16	375	35	29	6	12	4	2	1	90,09%
17	392	18	31	4	12	4	2	1	94,18%
18	383	27	30	5	12	4	2	1	92,03%
19	377	33	31	4	12	4	2	1	90,95%
20	375	35	31	4	11	5	2	1	90,30%

Dari hasil pengujian tersebut terjadi peningkatan akurasi daripada pengujian sebelumnya, terjadi peningkatan 7,10%. Peningkatan tersebut terdapat di rasio ban 17



Gambar 4, Grafik hasil pengujian Hough Transform

Dari grafik diatas terlihat FCM dengan kelas 6 memiliki rata-rata akurasi yang lebih baik dari 7 dan 5 kelas FCM, secara keseluruhan rasio 15 dan 16 memiliki akurasi yang terendah dan memiliki pola meningkat, sedangkan pada rasio 17 terjadi perubahan yang signifikan untuk setiap kelas. Untuk rasio 18 hingga 20 terjadi pola penurunan yang sama disetiap kelas.

d) **Pengujian Threshold Jarak Ban kendaraan kecil**

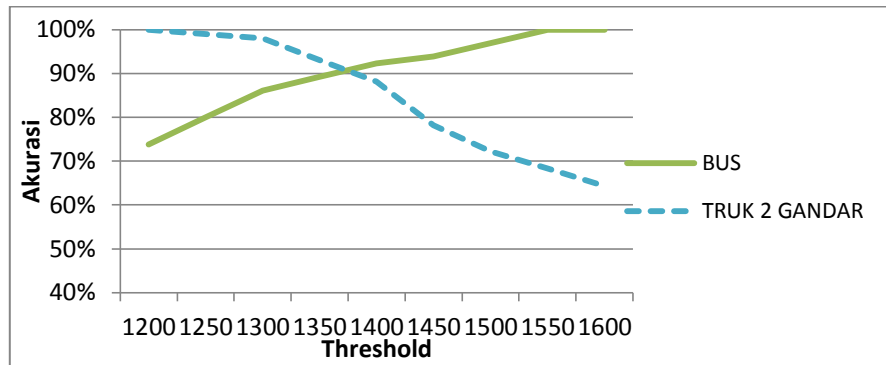
Dari hasil pengujian kendaraan minibus diatas didapat jarak ban maksimum lebih besar dari kendaraan mobil yaitu sebesar 102 pixel, yang didapat pada kendaraan dengan no frame 27103.

e) **Pengujian Threshold pada Eigenvehicle**

Tabel 2, Hasil Pengujian Eigenvehicle

No	threshold	BUS			TRUK 2 GANDAR			Akurasi keseluruhan $a+c/(a+b+c+d)$
		Benar (a)	Salah (b)	Akurasi $a/(a+b)$	Benar (c)	Salah (d)	Akurasi $c/(c+d)$	
1	1200	48	17	73,85%	101	0	100,00%	89,76%
2	1250	52	13	80,00%	100	1	99,01%	91,57%
3	1300	56	9	86,15%	99	2	98,02%	93,37%
4	1350	58	7	89,23%	94	7	93,07%	91,57%
5	1400	60	5	92,31%	89	12	88,12%	89,76%
6	1450	61	4	93,85%	79	22	78,22%	84,34%
7	1500	63	2	96,92%	73	28	72,28%	81,93%
8	1550	65	0	100,00%	69	32	68,32%	80,72%
9	1600	65	0	100,00%	65	36	64,36%	78,31%

Dari pengujian tersebut terlihat akurasi terbaik didapat dengan threshold 1300 dengan akurasi 93,37%, dengan pola akurasi berbentuk n dengan titik puncak pada threshold 1300.



Gambar 5, Grafik hasil pengujian Eigenvehicle

Dari grafik tersebut dapat dilihat, semakin besar threshold maka semakin besar akurasi kendaraan, sebaliknya pada truk 2 gandar semakin kecil threshold maka semakin besar akurasi, hal ini terjadi karena pada truk 2 gandar bila threshold semakin kecil maka nilai tersebut akan semakin mendekati nilai perbedaan minimum dengan bus. Akurasi keseluruhan ialah rata-rata dari akurasi eigenvehicle dan hough transform ialah 93,9%

f) Waktu Pemrosesan

Pengukuran waktu pengujian dimulai dari membaca data masukan hingga hasil klasifikasi kendaraan dikeluarkan, hasil waktu pengujian dapat dilihat pada tabel (4-10) berikut:

Tabel 4-3, Waktu pengujian

no	Jumlah Gandar	Jumlah Kendaraan (a)	Lama Pemrosesan [detik] (b)	Rata-rata [detik] (b / a)
1	2	410	1258,97	3,07
2	3	35	70,91	2,03
3	4	16	36,49	2,28
4	5	3	7,31	2,44
		464	1373,68	2,96

Dari tabel diatas dapat dilihat rata-rata pemrosesan paling cepat didapat pada pengujian kendaraan 3 gandar sebesar 2,03 detik, sedangkan untuk rata-rata keseluruhan pengujian sebesar 2,96 detik.

D. Kesimpulan

1. Hasil Pengujian pada FCM dan *Hough Transform* mendapatkan akurasi terbaik 94,18% dengan jumlah 6 *cluster* FCM dan rasio ban sebesar 17. Sedangkan hasil Pengujian pada *Eigenvehicle* mendapatkan akurasi terbaik 93,37% dengan *threshold* sebesar 1300. Secara keseluruhan sistem mempunyai akurasi sebesar 91,81%
2. *Threshold* jarak ban kendaraan mobil dan minibus pada citra masukan 640x480 pixel ialah sebesar 102,96 pixel atau perbandingan sebesar 6,27 dengan panjang citra masukan.
3. Waktu pengujian 464 citra kendaraan ialah selama 1373,68 detik dengan rata-rata pengujian setiap citra kendaraan selama 2,96 detik.

E. Daftar Pustaka

- [1] Tenoyo Bayu, 2011 Spesifikasi Sistem Automatic Vehicle Classification Menggunakan B-Method, Universitas Indonesia
- [2] Republik Indonesia 2011, Keputusan Menteri Pekerjaan Umum nomor 277/KPTS/M/2011
- [3] Chin, Jason Chong Kin Chin, 2013 Car Make and Model Recognition Using Minimum Average Correlation Energy, Universitas Teknologi Malaysia, Malaysia
- [4] Petrovic, V.S , 2004 Vehicle type recognition with match refinement, Dept. of Imaging Sci. Biomed. Eng., Manchester Univ, UK 2004
- [5] Xavier clady, Pablo Negri, Maurice Milgram, Raphael Poulenard, 2008 Multi-Class Vehicle Type Recognition System, Pierre University paris
- [6] Jang, D.M, 2011 Car-Rec: A real time car recognition system, Univ. of California, Santa Barbara, CA, USA
- [7] Yao Zhuo, 2013 a Prototype of Video-based Vehicle Classification System using Vision-based Axle Detection University of Cincinnati Cincinnati
- [8] Image-based Vehicle Classification System Jun Yee Ng, Yong Haur Tay2 Universiti Tunku Abdul Rahman, Kuala Lumpur, Malaysia
- [9] Amol Ambardekar, Mircea Nicolescu, George Bebis and Monica Nicolescu , Vehicle classification framework: a comparative study, University of Nevada, USA
- [10] Akbar Perdana Novansyah, 2011 pengenalan golongan kendaraan di gerbang tol secara real time berbasis pengolahan citra menggunakan metoda template matching, Telkom University
- [11] Razi Iqbal, 2010 klasifikasi jenis kendaraan menggunakan principal component analysis (PCA) dan learning vector quantization (LVQ) Telkom University
- [12] Syisi Rosniar, 2013 klasifikasi jenis kendaraan menggunakan metode gabor wavelet dan linear discriminant analysis (LDA) Telkom University
- [13] Prayitno Yustinus Pancasila, Rancang Bangun Aplikasi Pendeteksi Bentuk Dan Warna Benda Pada Mobile Robot Berbasis Webcam, STIKOM Surabaya
- [14] Jaya Tri Sandhika, 2012 Sistem Pemilihan Perumahan Dengan Metode Kombinasi *Fuzzy C-Means Clustering* Dan *Simple Additive Weighting*, Universitas Diponegoro Semarang