

Klasifikasi Kendaraan Menggunakan Gaussian Mixture Model (GMM) dan Fuzzy Cluster Means (FCM)

Fitroh Amaluddin, M. Aziz Muslim, Agus Naba

Abstract—This paper describes how to record a moving object and save as new video files (*.avi), then filtering the moving objects (Vehicles) by using a Gaussian Mixture Model (GMM) with 2 types of distribution, i.e. Background and Foreground distribution. The shape of the foreground distribution is filtered by morphological operations and segmented by using Bit Large Object (BLOB) Segmentation to get the vehicle dimensions. Feature extraction results of these vehicles, will be used as data cluster for vehicles classification by using Fuzzy Cluster Means (FCM). Resulting experiments show good results with 91.3% of accuracy rate.

Index Terms—GMM, BLOB, FCM, Classification.

Abstrak—Pada paper ini dijelaskan teknik merekam dari objek bergerak dan menyimpannya dalam bentuk file video baru (*.avi), kemudian memfilter obyek bergerak menggunakan Gaussian Mixture Model (GMM) dengan 2 jenis distribusi, yaitu distribusi Background dan distribusi Foreground. Bentuk dari distribusi Foreground akan difilter menggunakan operasi morfologi dan disegmentasi menggunakan segmentasi Bit Large Object (BLOB) untuk mendapatkan dimensi dari kendaraan. Hasil ekstraksi ciri dari kendaraan tersebut akan digunakan sebagai data Cluster untuk proses klasifikasi jenis kendaraan menggunakan Fuzzy Cluster Means (FCM). Eksperimen menunjukkan hasil yang memuaskan Dengan tingkat ketelitian klasifikasi mencapai 91,3%.

Kata Kunci—GMM, BLOB, FCM, Klasifikasi.

I. PENDAHULUAN

KENDARAAN bergerak merupakan suatu obyek menarik untuk dilakukan suatu penelitian. Hal-hal menarik yang dapat dijadikan sebagai obyek penelitian antara lain adalah menghitung jumlah kendaraan, segmentasi, ekstraksi ciri, klasifikasi, dan mengeliminasi gerakan kecil dari objek yang dianggap sebagai *noise*.

Oleh Widiyardini[1] disimpulkan, bahwa ada beberapa kelemahan jika menggunakan metode *Sum of Absolute*

Difference (SAD). Dimana gerakan kecil dari suatu obyek akan terus disimpan, seperti pergerakan korden pada jendela, pantulan sinar dari objek licin, dan bayangan noise yang terus bergerak. Sehingga gerakan tersebut akan mengganggu proses analisis.

Begitu juga pada penelitian Dimas[2] disimpulkan, bahwa ada beberapa keterbatasan yaitu tidak dapat mengukur kecepatan kendaraan yang dapat terdeteksi oleh *Fuzzy Clustering Means* (FCM). Segmentasi kendaraan tidak dapat dilakukan jika kondisi jalan padat merayap, ini di sebabkan karena obyek yang bergerak di tangkap setiap 1 detik. Ketika obyek bergerak terlalu lama pada area tangkap kamera, maka obyek tersebut akan dihitung menjadi 2 obyek yang berbeda, begitu juga obyek dapat dihitung 2 ketika posisi obyek yang bergerak berada di tengah garis marka jalan, dikarenakan area segmentasinya terletak diantara garis marka jalan. Sehingga akan memotong obyek tersebut menjadi 2 bagian.

Penelitian ini akan menyelesaikan permasalahan-permasalahan yang telah dipaparkan diatas, antara lain mengurangi obyek-obyek kecil yang tidak di perlukan, dan mensegmentasi kendaraan meskipun kondisi jalan padat merayap atau obyek bergerak di tengah-tengah marka jalan dengan menggunakan Filter *Gaussian Mixture Model* (GMM).

Menurut Stauffer dan Grimson[3] GMM merupakan salah satu model statistik yang sangat populer dan paling sering digunakan pada kasus adaptive background subtraction di dalam video yang dapat beradaptasi dengan perubahan background yang terjadi. Performa metode ini sangat efektif ketika diterapkan pada area di mana terjadi suatu gerakan yang sangat minim pada area *background*.

II. DAFTAR PUSTAKA

A. Motion (Gerak)

Teknik dasar untuk mendeteksi perubahan antara dua buah citra $f(x, y, t_i)$ dan $f(x, y, t_{i-1})$ dari data video pada waktu ke- t_i dan ke- t_{i-1} adalah dengan membandingkan dua citra piksel demi piksel, dimana salah satu atau keduanya terdapat obyek yang bergerak sehingga menghasilkan nilai tidak nol yang berkorespondensi dengan komponen citra yang tidak statis, sehingga menghilangkan komponen citra yang sifatnya statis.

Fitroh Amaluddin adalah Mahasiswa Program Studi Magister Teknik Elektro Universitas Brawijaya, Malang, Indonesia (email : amfitroh@gmail.com).

M. Aziz Muslim adalah Dosen Program Studi Magister Teknik Elektro Universitas Brawijaya, Malang, Indonesia (email : muh_aziz@ub.ac.id).

Agus Naba adalah Dosen Program Studi Magister Teknik Elektro Universitas Brawijaya, Malang, Indonesia. (email : anaba@ub.ac.id).

B. Gaussian Mixture Model (GMM)

GMM adalah sebuah tipe *density model* yang terdiri dari komponen fungsi-fungsi Gaussian[4] Komponen fungsi ini terdiri dari *Threshold* yang berbeda untuk menghasilkan *multi-model density*. Pada penelitian ini GMM digunakan untuk memodelkan warna-warna *background* dari tiap piksel. Hasil adaptasi terhadap perubahan yang terjadi dievaluasi melalui proses update parameter *Weight*, *Standard Deviation*, dan *Means*. Setiap piksel dikelompokkan berdasarkan distribusi yang dianggap paling efektif sebagai model latar belakang. Semakin besar nilai standar deviasi, semakin lebar distribusi kernel Gaussian maka, maka semakin kuat penghalusan yang terjadi pada citra.

Setiap piksel memiliki GMM-nya sendiri dan data yang diolah adalah warna piksel yang didapat dari input. Model-model GMM terbentuk dari data warna piksel berdasarkan waktu[5]. Model yang terbentuk dibagi menjadi 2 bagian, *model background* dan *non-background*. Dengan nilai *Threshold* dari *Background* yang sudah di tentukan.

Terdapat beberapa tahapan dalam pemilihan distribusi *background* yaitu tahap pencocokkan input terhadap distribusi, dan tahap pemilihan distribusi yang mencerminkan *background* yang berada diatas rasio. Selain itu akan dianggap sebagai *foreground*. Tahapan-tahapan tersebut dijelaskan sebagai berikut:

- Pencocokkan Input terhadap Distribusi

Pada tahap ini input dicocokkan dengan semua distribusi sampai ditemukan distribusi yang paling cocok. Suatu piksel dikatakan masuk dalam suatu distribusi jika nilai piksel tersebut masuk dalam jarak 2.5 standar deviasi dari sebuah distribusi. Untuk pencocokkan input digunakan rumus:

$$\mu_k - 2.5 * \sigma_k < X_t < \mu_k + 2.5 * \sigma_k \quad (1)$$

Dimana X_t adalah vector dari warna piksel (RGB) (jacinto, Jorge, 2004) pada waktu t , μ_k adalah vector nilai mean (RGB) dari Gaussian ke k th, dan σ_k sebagai standar deviasi dari Gaussian ke k th[6].

- Update Parameter

Pada tahap ini dilakukan update terhadap nilai dari parameter-parameter GMM yang nantinya digunakan untuk mengolah input selanjutnya. Nilai yang di-update terdiri dari *weight*, *mean*, dan *varian*. Nilai *weight* di-update tiap waktu. Untuk meng update nilai *weight* digunakan rumus[3]:

$$\omega_{k,t} = (1 - \alpha) \omega_{k,t-1} + \alpha (M_{k,t}) \quad (2)$$

Dimana $\omega_{k,t}$ adalah *weight* dari Gaussian ke k th pada waktu t , α adalah *learning rate* dan nilai $M_{k,t}$ adalah 1 untuk model yang cocok dan 0 untuk model lainnya. Setelah nilai *weight* di-update dilakukan normalisasi sehingga total *weight* dari semua distribusi tidak lebih dari 1. Nilai standar deviasi dari suatu distribusi di-

update setiap ada nilai piksel yang cocok dengan distribusi tersebut. Untuk meng-update nilai standar deviasi digunakan rumus[3]:

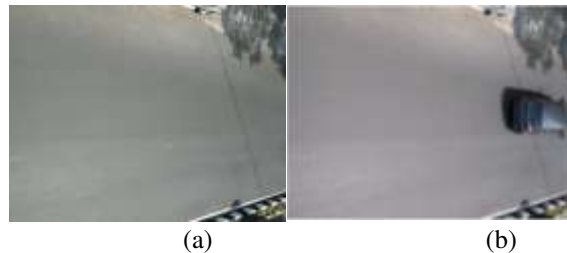
$$\sigma_t^2 = (1 - \rho)\sigma_{t-1}^2 + \rho(X_t - \mu_t)^T(X_t - \mu_t) \quad (3)$$

- Pemilihan Distribusi Background

Pada tahap ini dipilih model-model yang mencerminkan *background*. Pertama model-model diurutkan berdasarkan ω/σ^2 sehingga distribusi yang paling mencerminkan *background* tetap di atas dan yang tidak mencerminkan *background* ada di bawah yang nantinya digantikan oleh distribusi yang lain. Untuk memilih B distribusi pertama yang dijadikan distribusi *background* digunakan rumus:

$$B = \operatorname{argmin}_b (\sum_{k=1}^b w_k > T) \quad (4)$$

Dimana T adalah batas sekala dengan proporsi terkecil dari data yang sebaiknya dihitung sebagai *background*[3]. Pada Gambar 1 ditunjukkan bentuk model dari tiap-tiap distribusi (*background* dan *foreground*).



Gambar 1 Contoh model distribusi (a) Background (b) Foreground

C. Fuzzy Cluster Means (FCM)

Konsep dasar dari algoritma FCM adalah menentukan pusat kluster, kemudian mengelompokkan data kluster berdasarkan kedekatan atribut terhadap pusat kluster. Setiap data memiliki derajat keanggotaannya sendiri-sendiri. Dengan cara memperbaiki pusat kluster dan nilai keanggotaan dari tiap-tiap data secara berulang, maka dapat dilihat bahwa pusat kluster akan menuju lokasi yang tepat. Sebelum melakukan perhitungan, ada beberapa parameter yang harus ditentukan terlebih dahulu.

1. Menentukan matrix X berukuran $n \times m$.
2. Menentukan jumlah kluster (c).
3. Menentukan bobot (w).
4. Menentukan maksimum iterasi.
5. Menentukan nilai *error*.

III. METODE PENELITIAN

Pada bab ini akan diuraikan mengenai prosedur yang dibutuhkan selama melakukan penelitian, seperti perancangan sistem, aturan penggunaan alat, teknik pengambilan data, dan analisa data agar proses penelitian memiliki alur yang terarah dan sistematis. Prosedur-prosedur tersebut dapat diuraikan sebagai berikut:

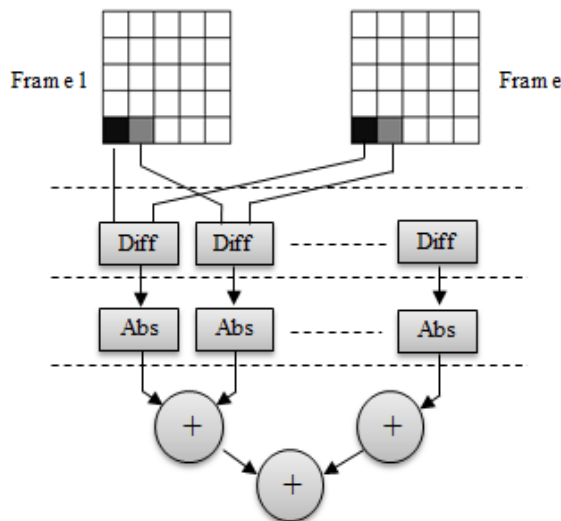
A. Motion Detection

Sebuah citra yang di ambil dari kamera akan di

gunakan sebagai bahan utama untuk proses analisa. Teknik dasar untuk deteksi gerak yaitu menggunakan perbedaan nilai antar frame pada waktu t dan $t-1$ dan membandingkannya[7]. Secara matematis dapat di digunakan rumus

$$SAD = \sum_i^n |I(t_i) - I(t_{i-1})| \quad (5)$$

Dimana n adalah jumlah frame dalam suatu video, sedangkan $I(t_i)$ adalah gambar I pada waktu i . Ilustrasi pencocokkan dan perbandingan antar frame ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Pencocokkan nilai piksel antar frame

Gambar 2 menunjukkan konsep dasar pencocokkan dan perbandingan antara dua buah frame pada waktu t_i dan t_{i-1} .

B. Obyek Filtering

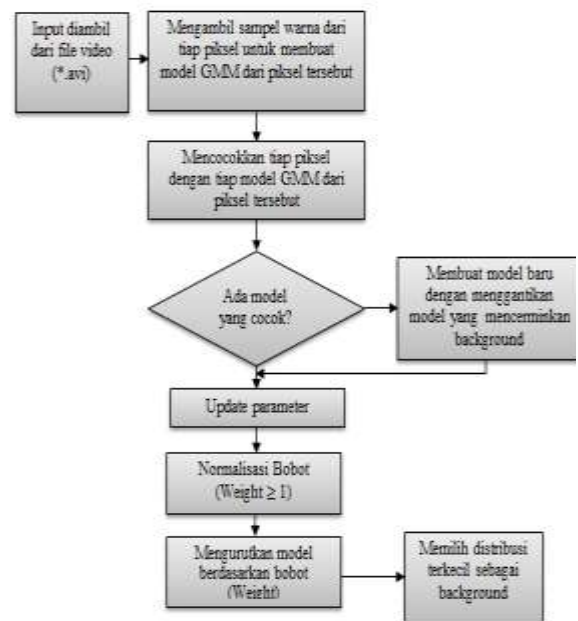
Dari segi filter menggunakan GMM, oleh Rahman dan Gholamhossein[8] disebutkan gambar adalah matrix yang setiap elemennya adalah piksel. Setiap nilai dari piksel adalah angka yang menunjukkan intensitas atau warna dari gambar. Maka GMM adalah teknik untuk memodelkan warna-warna *background* dari setiap piksel.

Tiap piksel memiliki GMM-nya sendiri dan data yang diolah adalah warna piksel yang didapat dari input. Model-model GMM terbentuk dari data warna piksel berdasarkan waktu. Model yang terbentuk dibagi menjadi 2 bagian, model *background* dan model *non-background*. Model *background* adalah model yang mencerminkan *background*.

Pada kasus ini proses yang dilakukan adalah membedakan antara distribusi *Background* dengan distribusi *Foreground*. Proses untuk mengenali distribusi *foreground* adalah membandingkan obyek frame video ke model *background*, untuk menentukan apakah setiap piksel merupakan bagian dari distribusi *Background* atau *Foreground*.

Pada perencanaan sistem filter dengan menggunakan GMM terdapat beberapa proses untuk pemilihan distribusi yang mencerminkan *Background* atau *tidak*. Distribusi yang tidak cocok disebut juga dengan distribusi *Foreground*. Skema proses pemilihan

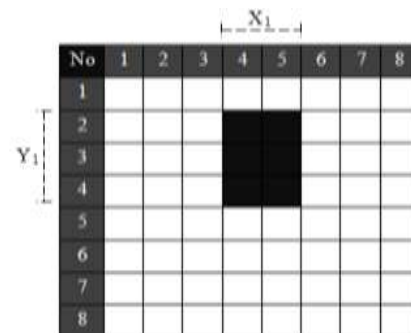
distribusi *Background* menggunakan algoritma GMM tersaji pada Gambar 3.



Gambar 3. Skema proses pemilihan distribusi *Background*

C. Feature Ekstraksi

Proses untuk mencari vitur suatu kendaraan di butuhkan contoh gambar yang digunakan sebagai acuan. Gambar yang digunakan sebagai acuan untuk mendeskripsikan vitur kendaraan seperti panjang dan lebar kendaraan. Variabel-variabel yang dibutuhkan untuk mendapatkan suatu ciri kendaraan adalah menghitung banyak piksel berdasarkan pada sumbu X dan Y (Gambar 4).



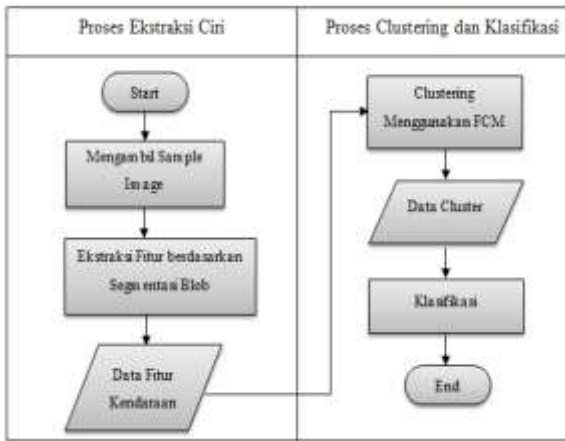
Gambar 4. Proses ekstraksi ciri kendaraan

Gambar 4 menunjukkan bahwa pada sumbu X_1 mengindikasikan dari lebar suatu kendaraan, dimana letak posisi titik berada pada titik 4 – 5 sehingga $X_1=2$. Untuk mendapatkan panjang kendaraan mengacu pada sumbu Y. Untuk Y_1 mengindikasikan dari panjang suatu kendaraan dimana posisi titik berada pada titik 2 – 4 sehingga $Y_1 = 3$. Sehingga didapat suatu fitur kendaraan berupa panjang kendaraan ($Y_1=2$) dan lebar kendaraan ($X_1=3$).

D. Classification

Untuk proses klasifikasi ada beberapa tahap, proses yang pertama adalah mengambil ekstraksi ciri dari suatu kendaraan untuk disimpan dalam *Database* (*.dat), kemudian dari data tersebut akan digunakan sebagai

data untuk dikluster. Proses yang kedua adalah proses kluster data menggunakan *Fuzzy C-Means* berdasarkan data ekstraksi ciri (Gambar 5).



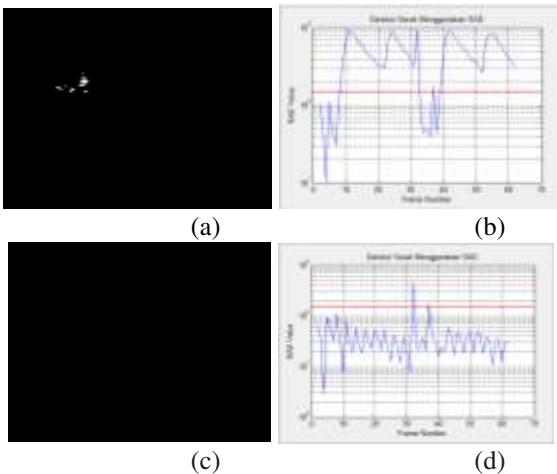
Gambar 5. Alur proses klasifikasi

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan tentang hasil implementasi dari perancangan sistem, data-data hasil percobaan dan analisa. Untuk mengetahui tingkat akurasi maka perlu adanya beberapa tahap pengujian terhadap sistem.

A. Pengujian Threshold

Untuk menentukan besar *Threshold* yang akan dipakai sebagai patokan dari gerakan suatu obyek kendaraan, dilakukan beberapa pengujian yaitu dengan mengukur besar nilai SAD dari beberapa contoh noise dan beberapa contoh obyek kendaraan. Pada gambar (Gambar 6) adalah bentuk pengujian terhadap noise dan obyek kendaraan yang akan di hitung.



Gambar 6. Hasil pengujian. (a,b) Citra SAD, (b,d) Nilai SAD

Hasil pengujian (Gambar 6) berguna untuk mengetahui batas minimum dari obyek kendaraan yang akan disimpan sebagai obyek dan batas noise yang akan dieliminasi, selanjutnya untuk mempermudah dan melakukan filter terhadap obyek yang akan disegmentasi. Sedangkan Untuk mengetahui besar nilai SAD diperlukan suatu uji coba terhadap citra, yaitu membandingkan nilai pada waktu t dan $t-1$. Proses perbandingan tersebut akan terus berulang sampai dengan jumlah n Frame. Sehingga total selisih dari

seluruh rangkaian iterasi akan dapat diketahui. Hasil perhitungan SAD tersaji dalam Tabel I.

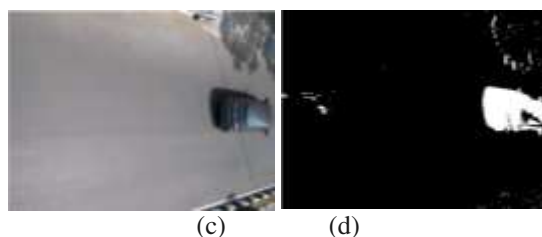
TABLE I
PERHITUNGAN NILAI SAD

| Frame ke- i | Frame | Nilai SAD |
|-----------------|---------|-----------|
| 1 | 1 – 0 | 0 |
| 2 | 2 – 1 | 37,3398 |
| 3 | 3 – 2 | 10,4661 |
| 4 | 4 – 3 | 13,8958 |
| 5 | 5 – 4 | 5,5313 |
| 6 | 6 – 5 | 2,3424 |
| 7 | 7 – 6 | 8,0781 |
| 8 | 8 – 7 | 25,1419 |
| 9 | 9 – 8 | 6,8333 |
| 10 | 10 – 9 | 10,8594 |
| 11 | 11 – 10 | 18,6289 |
| 12 | 12 – 11 | 6,4479 |
| Total nilai SAD | | 145,5649 |

Dari kesemua uji coba *Threshold* yang telah dilakukan (Gambar 6), ditunjukkan bahwa semua uji coba noise rata-rata bergerak dibawah 150 sedangkan obyek yang akan dianalisa rata-rata bergerak diatas 150. Sehingga kesimpulan untuk menentukan *Threshold* yaitu $T=150$. Sehingga setiap nilai perbedaan antar frame yang nilai SAD-nya melebihi threshold akan disimpan dalam bentuk file (*.mat) dan akan disusun kembali menjadi file movie (*.avi).

B. Filter GMM

Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini merupakan suatu perubahan nilai piksel yang stabil terhadap perubahan pencahayaan, gerakan berulang-ulang, dan perubahan tampilan lingkungan jangka panjang. Metode GMM tidak selalu dapat beradaptasi dengan perubahan lingkungan seperti gangguan bayangan, refleksi dari benda licin dan obyek pada foreground yang relatif statis[3] sehingga sulit untuk membedakan dari masing-masing distribusi (*background* dan *foreground*).



Gambar 7. Contoh citra. (a) *Foreground*, (b) *Foreground Mask*

Bentuk *Mask* dari distribusi *foreground* (Gambar 7) dengan menggunakan algoritma GMM masih terlihat kurang sempurna, sehingga masih terlihat ada beberapa sedikit noise pada daerah sekitar obyek. Maka dari itu perlu ditambahkan suatu filter untuk menghilangkan noise disekitar obyek berupa filter Morfologi dengan menggunakan operasi Erosi, sehingga ukuran dimensi hasil segmentasi yang didapat mendekati ukuran yang sebenarnya .

C. Filte Morfologi

Pengujian menggunakan Operasi Erosi bertujuan untuk memperhalus bentuk dari distribusi *Foreground*. Sehingga didapat fitur obyek mendekati dengan fitur obyek yang sebenarnya.



Gambar 8. Bentuk distribusi *foreground* yang telah difilter

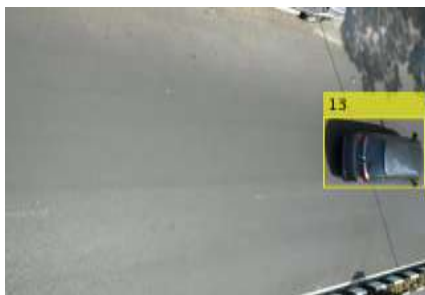
Pada Gambar 8 memperlihatkan bagaimana hasil filter terhadap noise dari sebuah distribusi foreground dengan menggunakan filter erosi dengan matriks 3x3 yang bertujuan untuk memperkecil bentuk dimensi kendaraan agar mendekati dengan ukuran sebenarnya, sekaligus mengurangi gerakan-gerakan kecil yang sekiranya tidak perlu untuk disegmentasi. Meskipun hasil tidak terlihat bersih sepenuhnya, namun kondisi ini sudah cukup baik untuk proses segmentasi.

D. Segmentasi Blob

Threshold pada segmentasi Blob ditentukan oleh batas nilai area minimal dan area maksimal, selain itu tidak akan dilakukan disegmentasi.

$$BLOB = \min_{area} \leq T \leq \max_{area} \quad (6)$$

Setiap piksel yang tergabung pada area Blob mempunyai nilai logika yang sama, suatu setiap piksel yang tergabung pada area Blob akan dianggap sebagai *Foreground*. Sedangkan piksel yang lain akan dianggap sebagai *Background* dengan memiliki nilai logika 1.



Gambar 9. Citra hasil segmentasi

Gambar 9 menunjukkan hasil segmentasi obyek menggunakan algoritma Blob.

E. Ekstraksi Fitur

Untuk mendapatkan hasil ekstraksi ciri dari suatu obyek kendaraan dilakukan perhitungan terhadap besar jumlah piksel yang ada pada suatu bentuk citra. Besar piksel yang didapat akan digunakan sebagai data ekstraksi ciri. Dimana data tersebut mencerminkan informasi seperti panjang kendaraan dan lebar kendaraan. Hasil dari proses ekstraksi ciri akan disimpan dalam bentuk database (*.dat) yang nantinya akan digunakan sebagai data kluster untuk proses pengelompokan.

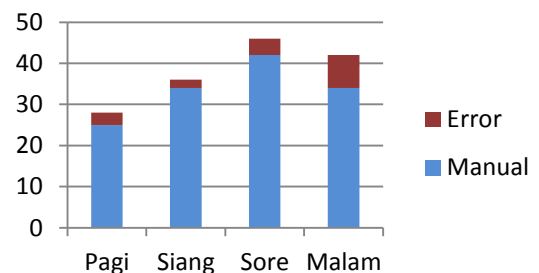
F. Perhitungan Jumlah Kendaraan

Proses perhitungan jumlah kendaraan berdasarkan dari hasil proses segmentasi menggunakan Blob. Hasil Perhitungan jumlah kendaraan tersaji pada Tabel II.

TABLE II
PERHITUNGAN HASIL SEGMENTASI

| Kondisi | Jumlah Kendaraan | | | Presentase |
|---------|------------------|----------|-------|------------|
| | Manual | Aplikasi | Error | |
| Pagi | 10 | 10 | 0 | 88,00% |
| | 15 | 12 | 3 | |
| Siang | 11 | 11 | 0 | 94,12% |
| | 8 | 9 | 1 | |
| | 6 | 6 | 0 | |
| | 9 | 8 | 2 | |
| Sore | 29 | 33 | 4 | 90,48% |
| | 13 | 13 | 0 | |
| Malam | 10 | 14 | 6 | 76,47% |
| | 6 | 6 | 0 | |
| | 4 | 4 | 0 | |
| | 14 | 11 | 2 | |

Pada Tabel II ditunjukkan, bahwa tingkat keakuratan perhitungan jumlah kendaraan pada malam hari hanya mencapai 76,47%, karena hasil segmentasi obyek pada malam hari kurang sempurna. Berdasarkan pada Tabel II, dapat disimpulkan dengan membandingkan data error dengan data hasil pengujian secara manual (Gambar 10).



Gambar 10. Grafik hasil perbandingan data *error* dengan data manual

Gambar 10 menunjukkan perbandingan dari hasil perhitungan jumlah kendaraan antara data error dengan data hasil pengujian secara manual.

G. Proses Klasifikasi

Proses klasifikasi obyek bertujuan untuk mengetahui jenis obyek termasuk dalam kategori sepeda motor, mobil, truk/bus. Menentukan kategori jenis kendaraan berdasarkan atribut dari sebuah kendaraan berupa panjang dan lebar kendaraan. Suatu atribut akan digunakan sebagai data kluster atau biasa disebut dengan data ekstraksi ciri, kemudian selanjutnya data tersebut akan dikelompokkan berdasarkan besar nilai dari masing-masing atribut.

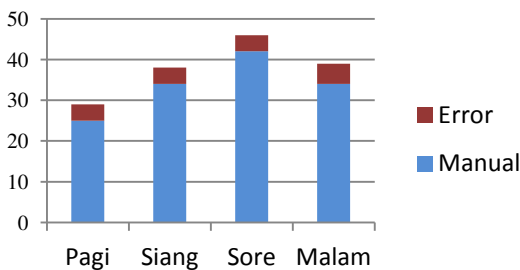
Hasil ekstraksi ciri pada penelitian ini berdasarkan dari data hasil ekstraksi ciri pada kondisi pagi, siang, sore, dan malam hari yang digunakan sebagai data kluster sekaligus untuk mendapatkan nilai pusat kluster. Pada penelitian ini jenis algoritma yang dipakai untuk mengelompokkan data kluster yaitu menggunakan

algoritma FCM. Tabel III memperlihatkan tingkat keakuratan klasifikasi menggunakan aplikasi.

TABLE III
KLASIFIKASI JENIS KENDARAAN

| Kondisi | Manual/Aplikasi | | | | | | Presentase |
|---------|-----------------|----|-------|----|----------|---|------------|
| | Spd. Motor | | Mobil | | Bus/Truk | | |
| Pagi | 22 | 19 | 3 | 4 | 0 | 0 | 81,82% |
| Siang | 21 | 22 | 12 | 10 | 1 | 2 | 88,24% |
| Sore | 33 | 36 | 9 | 10 | 0 | 0 | 91,30% |
| Malam | 18 | 22 | 14 | 14 | 2 | 1 | 86,49% |

Tingkat keakuratan klasifikasi data pada sore hari dapat mencapai 91,3%, disebabkan karena hasil segmentasi pada sore cukup bagus. Berdasarkan pada Tabel III, dapat disimpulkan dengan membandingkan data error dengan data hasil pengujian secara manual (Gambar 11).



Gambar 11. Grafik hasil perbandingan data *error* dengan data manual

Gambar 11 memperlihatkan perbandingan hasil klasifikasi antara data *error* dengan data hasil pengujian secara manual.

V. KESIMPULAN

Dari hasil perancangan, desain, analisa, implementasi dan pengujian sistem dapat disimpulkan hal-hal sebagai berikut :

1. Belum dapat mengukur kecepatan kendaraan yang terdeteksi oleh deteksi gerak SAD maupun Filter GMM.
2. Melakukan identifikasi dan penyusunan kodefikasi
3. Berdasarkan semua hasil pengujian yang dilakukan, pencahayaan sinar matahari pada siang hari dapat menimbulkan bayangan kendaraan pada badan jalan, sehingga dapat mempengaruhi dalam

menentukan dimensi kendaraan baik panjang kendaraan maupun lebar kendaraan. Dikarenakan bayangan tersebut berubah bentuk dan bergerak secara terus menerus sehingga bayangan tersebut mengganggu *foreground* yang dihasilkan.

4. Pengambilan data video pada malam hari dengan pencahayaan lampu jalan, hanya kendaraan yang berwarna cerah yang dapat terdeteksi dengan baik. Sedangkan kendaraan dengan warna gelap tidak dapat terdeteksi dengan sempurna. Hal ini disebabkan karena pada saat proses filter dengan GMM warna *foreground* yang dihasilkan mirip dengan warna *background*.
5. Tingkat kecerahan sorot cahaya mobil pada malam hari menentukan jumlah dan dimensi dari *foreground* yang dihasilkan, dikarenakan cahaya tersebut berada pada satu cluster dengan mobil.
6. Tingkat kerapatan jumlah kendaraan yang bergerak dapat mempengaruhi proses segmentasi dan dimensi kendaraan sehingga akan berpengaruh pula pada proses klasifikasi, dikarenakan bayangan objek yang berdekatan akan membentuk 1 objek *foreground*.
7. Algoritma ini belum dapat mengenali jenis kendaraan secara spesifik berdasarkan merek. Hal ini disebabkan karena ada beberapa jenis mobil memiliki variabel yang sama.

REFERENCES

- [1] Widiyardini S.T., "Implementasi Deteksi Gerakan untuk sistem pemantauan ruangan menggunakan Webcam", Malang, 2010.
- [2] Dimas W.W., "Perhitungan Jumlah dan Jenis Kendaraan Menggunakan Metode Fuzzy C-means dan segmentasi Deteksi Tepi Canny", Malang, 2013.
- [3] Stauffer C., Grimson W.E.L. Grimson. "Adaptive Background Mixture Models for Real-Time Tracking", 1999.
- [4] Nicola G., A. Bernardino, L. Cecilia, D. Paolo, J. Santos-Victor, "Fast Estimation of Gaussian Mixture Models for Image Segmentation". Italy, 2012.
- [5] Iswahyudi, P. Yuliman, M. S. Arif, A.P. Ricardus. "Pelacakan kendaraan bermotor di jalan tol semarang menggunakan Kalman Filter dan GMM", Semarang, 2013.
- [6] Christopher R. Wren, A. Ali, D. Trevor, P.P. Alex, "Pfinder:Real-Time Tracking of the Human Body". IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, , 1997.
- [7] Triningtyas A, A. Afandi, Wirawan, "Perancangan Sistem Pengenalan Obyek Visual Untuk Pengamanan dan Pemantauan Fasilitas PLTA", Surabaya.
- [8] Rahman F., G. Yari, B. Zarpak "Image Segmentation using Gaussian Mixture Model", 2006.