

Pelacakan Kendaraan Bermotor di Jalan Tol Semarang Menggunakan Kalman Filter dan *Mixture of Gaussian* dengan Video Kualitas Rendah

Iswahyudi¹, Yuliman Purwanto², M. Arif Soleman³, Ricardus Anggi Pramunendar⁴

^{1,3,4}Program Pasca Sarjana, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang 50131

E-mail : iswahyudi@jatengprov.go.id, arief22208@gmail.com, ricardus.amggi@yahoo.com

²Fakultas Teknik Universitas Dian Nuswantoro, Semarang 50131

E-mail : yp@dosen.dinus.ac.id

ABSTRAK

Pelacakan kendaraan bermotor merupakan hal yang paling penting digunakan pada Observasi Video Lalu Lintas. Observasi Video Lalu Lintas penting karena meningkatnya jumlah kendaraan bermotor khususnya di Indonesia. Di makalah ini dibahas mengenai pelacakan kendaraan bermotor di Jalan Tol Semarang menggunakan Kalman Filter dan *Mixture of Gaussian* (MoG) dengan memasukkan nilai – nilai parameter seperti (α) sebagai pembelajaran konstan dan T sebagai nilai Threshold Background. Langkah pertama yang dilakukan adalah mengubah file video menjadi urutan gambar, lalu mensubstraksi foreground yang bergerak dari background pada setiap gambar. Setiap pixel pada gambar dimodelkan menjadi MoG kemudian dianalisis untuk menentukan yang menjadi model background. Pixel yang menjadi anggota dari background akan berkorespondensi dengan warna background. Pixel dengan perbedaan yang besar dengan nilai pixel background maka akan diberi label sebagai foreground. Setiap pixel dari background diubah secara kontinu mengikuti perubahan background karena berbagai kondisi. Langkah kedua adalah untuk menghubungkan objek – objek yang telah dideteksi pada urutan gambar 1 dengan urutan gambar berikutnya untuk menentukan identitas dan lokasi dari sebuah objek kendaraan bermotor pada titik yang berbeda dalam sebuah urutan gambar. Untuk menjalankan langkah kedua, setiap objek kendaraan bermotor dideskripsikan dengan atribut – atribut seperti : posisinya (x,y), kecepatan dan ukuran, yang disebut sebagai keadaan objek. Pelacakan posisi kendaraan aktual dapat dilakukan dengan pelacakan keadaan objek menggunakan Kalman filter. Dari hasil eksperimen, pelacakan kendaraan di Jalan Tol Semarang lebih akurat menggunakan Kalman filter dipadukan dengan MoG dibandingkan hanya menggunakan MoG atau dengan metode Optical Flow. Nilai α dan T bergantung pada kondisi video lalu lintas berdasarkan cuaca, pencahayaan dan gangguan lainnya.

Kata kunci : Pelacakan, Pelacakan Kendaraan, Gaussian, *Mixture of Gaussian*, Kalman Filter

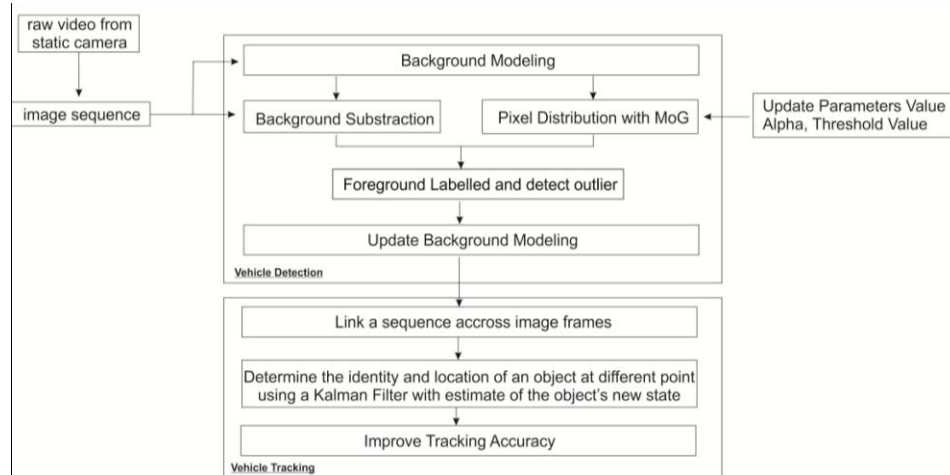
1. PENDAHULUAN

Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia menginformasikan bahwa jumlah kendaraan bermotor di Indonesia pada tahun 2000 sebanyak 18.224.149 unit dan pada tahun 2011 sebanyak 85.601.351 unit, yang artinya meningkat 370%. Penambahan jumlah kendaraan bermotor ini mengakibatkan bertambah sulitnya kontrol lalu lintas. Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah sistem observasi lalu lintas melalui video CCTV. Pelacakan kendaraan merupakan bagian penting dari sebuah sistem observasi video lalu lintas, bukan hanya bermanfaat untuk memantau lalu lintas namun dapat pula digunakan untuk melakukan pendeteksian macet, kecelakaan dan pergerakan kendaraan yang abnormal.

Pelacakan kendaraan bermotor dilakukan pada rekaman video CCTV di Jalan Tol Semarang dengan kualitas video yang rendah. Kualitas video yang rendah dapat mempengaruhi akurasi pelacakan kendaraan bermotor. Pada makalah ini dilakukan pelacakan kendaraan dengan metode Kalman Filter dipadukan dengan MoG seperti pada [1] dan memasukkan nilai – nilai parameter seperti α sebagai nilai pembelajaran konstan dan T sebagai nilai threshold background. Pemberian nilai α dan T yang tepat akan menambah akurasi pelacakan kendaraan bermotor pada video dengan kualitas yang rendah. Akurasi metode tersebut di atas dibandingkan dengan metode MoG dan metode Optical Flow.

2. PELACAKAN KENDARAAN

Proses pelacakan kendaraan bermotor di Jalan Tol Semarang dapat dilihat pada gambar 1. Dibagi menjadi dua bagian penting yaitu pendeteksian kendaraan dan pelacakan kendaraan.



Gambar 1 : Alur Proses Pelacakan Kendaraan.

2.1. Dataset

Dataset yang dipergunakan diambil dari <http://www.jasamargalive.com>. Video CCTV yang digunakan adalah video Jalan Tol Kota Semarang. Jalan Tol di Kota Semarang memiliki 20 kamera CCTV yang dipasang untuk memonitor arus lalu lintas yang ditempatkan di daerah Krapyak, Jembatan Jangli, Klampisan, Manyaran, Jembatan Panjang, Pintu Tol Gayamsari, TI, SS Gayamsari, Unika, Muktiharjo, Jatingaleh, Lingkar Jangli, Kaligawe, Gantri, Gantri Atas, Tembalang, Gorong – Gorong Mrican, SS Srdondol TMJ, Srdondol dan Jembatan Soekarno Hatta.

Jalan Tol Semarang dibagi menjadi 3 bagian : Bagian A, Bagian B, dan Bagian C. Panjang jalan adalah 24,75 Km dan dioperasikan oleh Jasa Marga sejak 9 Juli 1983 s.d. sekarang. Kondisi cuaca yang terjadi adalah cerah, berawan dan hujan. Sedangkan pencahayaan dipengaruhi waktu pagi, siang dan sore.

2.2. Memodelkan Secara *Mixture*

Pada paper ini digunakan Gaussian Mixtures Model untuk membuat model background seperti di [1] dan [2]. Distribusi dari nilai pixel (X_t) dimodelkan dengan superposisi dari sebuah set distribusi Gaussian. Densitas dari Gaussian Mixture dengan komponen K digambarkan dengan persamaan sebagai berikut :

$$\rho(X_t) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} N(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (1)$$

Dimana K adalah jumlah distribusi, $\omega_{i,t}$ adalah kemungkinan yang dapat terjadi, disebut bobot ke i th, dan $N(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t})$ adalah probabilitas Gaussian dengan fungsi densitas $\mu_{i,t}$ dan matrik kovarian $\Sigma_{i,t}$. Tujuan dari memodelkan background adalah untuk mengestimasi nilai dari parameter $\omega_{i,t}$, $\mu_{i,t}$, dan $\Sigma_{i,t}$ setiap saat. K ditentukan dari memori yang tersedia dan kemampuan komputasi, nilai yang digunakan saat ini adalah dari 3 hingga 5 seperti di [1] dan untuk alasan komputasi, matrik kovarian diasumsikan dengan persamaan : $\Sigma_{k,t} = \sigma^2 I$. Diasumsikan bahwa nilai pixel red, green dan blue adalah berdiri sendiri dan mempunyai varian yang sama. Setiap pixel baru, X_t , selalu dicek selama ada distribusi K Gaussian hingga ditemukan kesamaan. Sebuah kesamaan ditemukan ketika nilai dari pixel masih diantara 2,5 dari nilai deviasi standar dari distribusi (bergantung dari *noise*).

Jika nilai pixel tidak ada kesamaan dengan salah satu nilai distribusi K sebelumnya, maka nilai distribusi K pada waktu t diubah dengan persamaan :

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

Dimana α merupakan nilai pembelajaran dan $M_{k,t}$ bernilai 1 jika model cocok dan bernilai 0 untuk model lainnya. Setelah penentuan tersebut, nilai K dinormalisasikan. $1/\alpha$ didefinisikan sebagai waktu tetap dimana menjelaskan kecepatan saat parameter distribusi berubah. $\omega_{k,t}$ efektif menentukan nilai rata – rata treshold kemungkinan nilai pixel yang cocok dengan nilai k yang diobservasi dari waktu 1 hingga t .

Parameter μ dan α untuk distribusi yang tidak cocok bernilai sama. Parameter – parameter yang cocok distribusinya dengan hasil observasi maka diperbarui sebagai berikut :

$$\mu_t = (1 - \rho)\mu_{t-1} + \rho X_t \quad (3)$$

$$\sigma_t^2 = (1 - \rho)\sigma_{t-1}^2 + \rho(X_t - \mu_t)^T(X_t - \mu_t) \quad (4)$$

dimana

$$\rho = \alpha N(X_t | \mu_k, \sigma_k) \quad (5)$$

merupakan faktor pembelajaran untuk menyesuaikan dengan distribusi yang terjadi.

Salah satu keuntungan metode ini adalah ketika sesuatu dijadikan bagian dari background maka hal tersebut tidak merusak model dari background yang sudah ada. Warna background asli tetap berada dalam distribusi hingga menjadi nilai K yang paling mungkin dan warna baru diobservasi. Selain itu, jika sebuah objek yang tidak bergerak dalam waktu yang lama menjadi bagian dari background kemudian objek itu bergerak maka distribusi menggambarkan bahwa background sebelumnya masih aktif dengan nilai μ dan σ^2 yang sama, tetapi nilai ω yang lebih kecil, dan akan secara cepat digabungkan kembali pada background.

2.3. Estimasi Model Background

Seperti parameter dari model mixture dari setiap perubahan pixel, harus ditentukan manakah Gaussian dari mixture yang paling dihasilkan dari proses background. Secara heuristik, distribusi Gaussian yang paling banyak bukti pendukung dan beberapa varian. Berdasarkan akumulasi dari bukti pendukung dan varian yang relatif kecil untuk distribusi “background” ketika berhenti maka objek akan terlihat. Varian dari objek yang bergerak diharapkan lebih besar dari pixel background hingga pergerakan objek berhenti. Untuk memodelkan ini, dibutuhkan metode yang dapat menentukan porsi dari model mixture terbaik yang merepresentasikan proses background.

Pertama, Gaussians diurutkan dari nilai ω/σ . Nilai tersebut bertambah berdasarkan distribusi yang menghasilkan lebih banyak bukti dan dari berkurangnya varian. Setelah penentuan kembali parameter dari mixture, hal itu cukup untuk dilakukan pengurutan dari distribusi yang cocok hingga kemungkinan distribusi background yang paling mungkin, karena hanya nilai relatif dari model yang cocok yang akan diubah. Dimana yang paling mirip distribusi background tetap di atas dan yang paling tidak mirip distribusi background sementara dipindah ke bawah dan dapat diganti dengan distribusi yang baru.

Distribusi B yang pertama dipilih sebagai background model dapat digambarkan sebagai berikut :

$$B = \operatorname{argmin}_b \left(\sum_{k=1}^b \omega_k > T \right) \quad (6)$$

dimana T merupakan ukuran porsi terkecil dari data yang seharusnya dihitung sebagai background. Hal ini didapatkan distribusi “terbaik” hingga porsi yang mungkin dari T dari data yang telah dihitung. Jika nilai T yang dipilih adalah yang kecil, model background biasanya unimodal. Jika kasus ini terjadi gunakan distribusi yang paling mungkin akan dapat mempercepat proses.

Jika nilai T lebih besar, distribusi multi-modal diakibatkan karena gerakan background yang berulang (seperti daun di pohon, kibaran bendera, dan lain – lain) dapat menghasilkan lebih dari satu warna yang dimasukkan pada model background. Hasil tersebut dalam efek transparan dapat menghasilkan background dengan dua warna atau lebih.

2.3. Kalman Filter

Estimasi variabel kinematik di [3][6], (posisi, kecepatan dan ukuran) dari kendaraan dapat digunakan Kalman Filter untuk menginisialisasi pencarian berdasarkan pergeseran rata-rata. Secara umum Kalman Filter dapat dijelaskan sebagai berikut :

$$X_k = f(X_{k-1}, V_{k-1}), \quad (7)$$

$$X_k = h(X_k, \omega_k) \quad (8)$$

Dimana X_k dan X_{k-1} adalah vektor tetap pada waktu k dan $k-1$, f dan h adalah fungsi proses dan observasi, dan V_{k-1} dan ω_k adalah noise proses dan observasi pada waktu $k-1$ dan k . Vektor Z_k adalah observasi pada waktu k . Hal tersebut diasumsikan kemungkinan nilai X_k , proses noise V_{k-1} dan pengukuran noise ω_k adalah bernilai nol Gaussian dengan kovarian matrik respektif P , Q dan R [3].

Lebih jauh mengenai Kalman Filter dijelaskan di [4]. Kalman Filter dapat digunakan untuk melacak sistem jalur linear dinamik dalam noise Gaussian. Dapat dilihat sebagai model background dimana rata – rata dan varian dari background berubah pencahayaannya dalam gambar. Kalman filter sebagai model background memiliki berbagai keuntungan : (1) kualitas dari background yang diekstrasi tidak bergantung dari waktu mulainya; (2) dapat beradaptasi terhadap perubahan cahaya. Pergerakan lambat dari urutan gambar dapat digambarkan sebagai berikut :

$$B(i, j, k + 1) = B(i, j, k) + g(k)(I(i, j, k) - B(i, j, k)) \quad (9)$$

$$g(k) = \beta(1 - M(i, j, k)) + \alpha M(i, j, k) \quad (10)$$

$$M(i, j, k) = \begin{cases} 1 & \text{if } |I(i, j, k) - B(i, j, k)| > T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

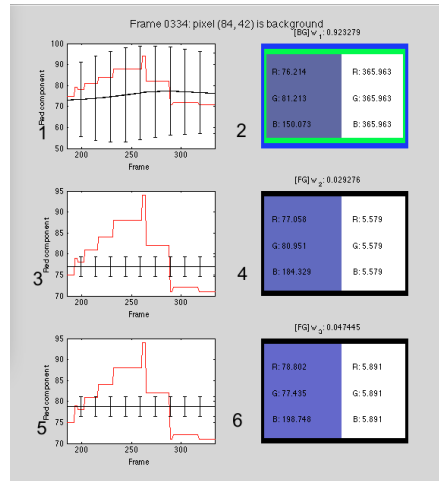
Dimana $B(i, j, k)$ dan $B(i, j, k+1)$ merupakan nilai intensitas dari pixel (i, j) dalam gambar background di waktu k dan $k+ 1$. $I(i, j, k)$ merupakan nilai intensitas dari pixel (i, j) dalam gambar pada waktu k . $g(k)$ merupakan faktor untuk mengubah berdasarkan deteksi gerak dalam gambar dimana $M(i, j, k)$ mempunyai nilai biner 1 atau 0 bergantung pada pergerakan (jika intensitas perubahan antara gambar dan background lebih besar dari nilai threshold- T) atau statik (otherwise).

Pada persamaan (10) α dan β (keduanya $\in [0,1]$) berdasarkan faktor pergerakan dan faktor background dan memiliki banyak pengaruh pada performa model. Jika β terlalu kecil, adaptasi background akan lemah, selain itu lebih cepat perubahan akan ditransfer ke background seperti pendekatannya; faktor pergerakan α menggambarkan pengaruh pergerakan *foreground* pada background dengan nilai yang lebih kecil daripada β untuk mengamankan pergerakan objek pada background.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Eksperimen pelacakan kendaraan dilakukan dengan memberikan variasi pada nilai α dan T untuk mencari hasil akurasinya. Akurasi antara metode GMM + Kalman Filter dengan berbagai variasi nilai α dan T dibandingkan dengan metode Gaussian Mixture Model dan metode Optical Flow seperti di [7]. Eksperimen dilakukan pada video lalu lintas Jalan Tol Kota Semarang dengan setiap file berdurasi 15 detik, kualitas video 352 x 288 pixel dan frame rate 10 frames/detik, dan diubah dalam urutan gambar dengan format 'png'. Video diambil di pagi hari, siang hari, dan sore hari karena ingin melihat pengaruh pencahayaan pada proses pelacakan kendaraan. Cuaca saat pengambilan video cenderung berawan dan cerah.

Pada tabel 1 dapat dilihat perbedaan citra asli, citra hasil pendeteksian foreground dan citra hasil pelacakan kendaraan hasil dari metode GMM + Kalman Filter. Pendeteksian foreground dapat dilihat berupa titik merah, dimana setiap objek yang bergerak akan diwarnai merah akan tetapi dengan metode GMM maka foreground yang bergerak berulang – ulang dapat ditandai menjadi background dengan menilai distribusinya seperti di gambar 2. Pada gambar tersebut dapat dilihat pada gambar pertama pola garis hitam di tengah merupakan estimasi Kalman Filter terhadap background model seperti di [6], kemudian apabila distribusi pixel yang berwarna merah tersebut mendakati model dan memiliki nilai bobot dalam batas yang telah ditentukan pada nilai T maka pixel tersebut akan ditandai sebagai bagian dari background. Apabila distribusi pixel jauh dari estimasi Kalman Filter untuk model background maka pixel tersebut akan ditandai sebagai bagian dari foreground.



Gambar 2 : Distribusi GMM+Kalman Filter.

Tabel 1: Eksperimen Pelacakan Kendaraan di Jalan Tol Semarang dengan GMM + Kalman Filter

Kondisi	Asli	Foreground	Hasil
Cerah Pagi Hari			
Berawan Siang Hari			
Berawan Sore Hari			

Pada tabel 2 dapat dilihat akurasi hasil dari pelacakan kendaraan pada video lalu lintas Jalan Tol di Semarang. Pengambilan video di pagi hari dengan cuaca cerah dan jumlah kendaraan bergerak 12 unit. Variasi nilai yang dimasukkan untuk parameter GMM nya adalah nilai $K = 3$, nilai $\alpha : 0,005; 0,05; 0,008$; nilai $T : 0,8; 0,3$; dan $0,5$. Parameter untuk Kalman Filter digunakan pos, vel dan size, pos untuk menentukan posisi x dan y pada gambar, vel digunakan untuk melihat kecepatan, dan size untuk melihat ukuran. Eksperimen dilakukan juga dengan menggunakan chromaticity untuk mengurangi noise dari tiap video yang diambil diwaktu yang berbeda.

Akurasi pelacakan saat cuaca cerah di pagi hari terbaik adalah saat nilai $K = 3$; nilai $\alpha = 0,005$; nilai $T = 0,8$; dan dilakukan efek chromaticity untuk mengurangi noise. Nilai recall pada saat cuaca cerah di pagi hari adalah 58,33% dan nilai presisinya nya 33,33%. Pelacakan kendaraan saat cuaca berawan di siang hari, akurasi terbaik didapatkan saat nilai $K = 3$; nilai $\alpha = 0,008$; nilai T

= 0,5; dan dilakukan efek chromaticity untuk mengurangi noise. Nilai recall pada saat cuaca berawan di siang hari adalah 56,25% dan nilai presisinya 31,25%. Pelacakan kendaraan saat cuaca berawan di sore hari, akurasi terbaik didapatkan saat nilai $K = 3$; nilai $\alpha = 0,008$; nilai $T = 0,5$; dan dilakukan efek chromaticity untuk mengurangi noise. Nilai recall pada saat cuaca berawan di sore hari adalah 50% dan nilai akurasinya 25%.

Tabel 2: Akurasi Hasil Pelacakan Kendaraan di Jalan Tol Semarang dengan GMM + Kalman Filter

No	Kondisi	Jumlah Kendaraan Bergerak	Mixture Parameter	Kalman Parameter	GMM + Kalman Filter				
					a	b	c	d(%)	e(%)
1	Cerah Pagi Hari	12	K=3 Alpha = 0,005 Background Thresh = 0.8 Chromaticity = Ya	Pos = x dan y Vel = kecepatan Size = ukuran	4	3	5	58,33	33,33
			K=3 Alpha = 0,05 Background Thresh = 0.3 Chromaticity = Ya	Pos = x dan y Vel = kecepatan Size = ukuran	3	3	6	50	25
			K=3 Alpha = 0,008 Background Thresh = 0.5 Chromaticity = Ya	Pos = x dan y Vel = kecepatan Size = ukuran	3	3	6	50	25
			K=3 Alpha = 0,008 Background Thresh = 0.5 Chromaticity = Tidak	Pos = x dan y Vel = kecepatan Size = ukuran	3	2	7	41,67	25
2	Berawan Siang Hari	16	K=3 Alpha = 0,005 Background Thresh = 0.8 Chromaticity = Ya	Pos = x dan y Vel = kecepatan Size = ukuran	4	3	9	43,75	25
			K=3 Alpha = 0,05 Background Thresh = 0.3 Chromaticity = Ya	Pos = x dan y Vel = kecepatan Size = ukuran	2	0	14	12,5	12,5
			K=3 Alpha = 0,008 Background Thresh = 0.5 Chromaticity = Ya	Pos = x dan y Vel = kecepatan Size = ukuran	5	4	7	56,25	31,25
			K=3 Alpha = 0,008 Background Thresh = 0.5 Chromaticity = Tidak	Pos = x dan y Vel = kecepatan Size = ukuran	4	5	7	56,25	25
3	Berawan Sore Hari	12	K=3 Alpha = 0,005 Background Thresh = 0.8 Chromaticity = Ya	Pos = x dan y Vel = kecepatan Size = ukuran	2	3	5	41,67	16,67
			K=3 Alpha = 0,05 Background Thresh = 0.3 Chromaticity = Ya	Pos = x dan y Vel = kecepatan Size = ukuran	2	2	7	33,33	16,67
			K=3 Alpha = 0,008 Background Thresh = 0.5 Chromaticity = Ya	Pos = x dan y Vel = kecepatan Size = ukuran	3	3	7	50	25
			K=3 Alpha = 0,008 Background Thresh = 0.5 Chromaticity = Tidak	Pos = x dan y Vel = kecepatan Size = ukuran	2	3	7	41,67	16,67

a = Correct Detection

b = Missing Detection

c = Error Detection

d = Recall Rate

e = Precision Rate

Pada tabel 3 dapat dilihat akurasi hasil dari pelacakan kendaraan pada video lalu lintas Jalan Tol di Semarang dengan metode GMM dan Optical Flow. Akurasi yang didapatkan lebih kecil dari akurasi metode GMM + Kalman Filter. Namun dalam nilai α dan T tertentu akurasi metode GMM dan Optical Flow lebih baik.

Tabel 3: Perbandingan Akurasi Hasil Pelacakan Kendaraan di Jalan Tol Semarang dengan GMM dan Optical Flow

No	Kondisi	Jumlah Kendaraan Bergerak	GMM					Optical Flow				
			a	b	c	d(%)	e(%)	a	b	c	d(%)	e(%)
1	Cerah Pagi Hari	12	1	0	11	8,333	8,333	3	1	8	33,33	25
2	Cerah Siang Hari	16	2	1	13	18,75	12,25	4	0	12	25	25
3	Berawan Sore Hari	12	1	3	8	33,333	8,333	3	1	8	33,33	25

a = Correct Detection b = Missing Detection c = Error Detection d = Recall Rate e = Precision Rate

4. PENUTUP

4.1. Simpulan

Dari hasil eksperimen di atas dapat disimpulkan bahwa penentuan nilai α dan T berbeda untuk masing – masing kondisi. Apabila cuaca cerah saat pencahayaan cukup seperti di pagi hari maka nilai α sebagai parameter pembelajaran yang terbaik berkisar di nilai 0,005 dan nilai background Threshold (T) mendekati 1 dalam eksperimen di atas diberi nilai 0,8. Apabila cuaca berawan dan pencahayaan sedang seperti di siang hari atau bahkan sore hari maka nilai α sebagai parameter pembelajaran yang terbaik bernilai di kisaran 0,008 dan nilai background Threshold (T) bernilai 0,5. Metode Gaussian Mixture Model yang digabungkan dengan Kalman Filter memberikan akurasi recall dan presisi yang lebih baik dibandingkan dengan metode GMM dan Optical Flow.

4.1. Rekomendasi

Eksperimen kali ini hanya dilakukan dengan memberikan variasi pada nilai α dan T untuk video lalu lintas di Jalan Tol Semarang. Eksperimen lebih lanjut dapat dilakukan dengan memberikan variasi pada nilai ρ (rho) dan parameter lain yang dapat digunakan pada metode tersebut. Eksperimen lain juga dapat dilakukan dengan melakukan variasi pada ekstensi urutan gambar hasil dari konversi file video. Eksperimen kali ini menggunakan ekstensi ‘png’ saja, namun dapat dilakukan variasi dengan ekstensi ‘jpg’, ‘bmp’ atau yang lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. Stauffer, E.L. Grimson, “Learning Patterns of Activity Using Real Time Tracking,” Massachusetts Institute of Technology, Cambridge.
- [2] Philippe L.M Bouterfroy, A Bouzerdoun, Son Lam Phung, A Beghdadi, *Vehicle Tracking by non-Drifting Mean-shift using Projective Kalman Filter*. In Proceedings of the 11th International IEEE Conference on Intelligent Transportation System, Beijing-China, 2008.
- [3] G. B. Gentili, V. Tesi, M. Linari, and M. Marsili, “A versatile microwave plethysmograph for the monitoring of physiological parameters (Periodical style),” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 49, no. 10, pp. 1204–1210, Oct. 2002.
- [4] Li Ma, Kaihua Wu, “Fire smoke detection in video images Using Kalman Filter and Gaussian Mixture Color Model,” 2010 International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence.
- [5] http://www.bps.go.id/tab_sub/view.php?tabel=1&id_subyek=17¬ab=12. Diakses terakhir tanggal 20 – 8 - 2013
- [6] Soo Siang Teoh, T. Braunl, “A Reliability Point and Kalman Filter-based Vehicle Tracking Technique” International Conference on Intelligent Systems (ICIS'2012) Penang (Malaysia) May 19-20, 2012.
- [7] W. Kruger, W. Enkelmann, S. Rossle, “Real-Time Estimation and Tracking of Optical Flow Vectors for Obstacle Detection” Proceedings of the Intelligent Vehicles '95 Symposium 25-26 Sep 1995.
- [8] <http://www.jasamargalive.com/jsmm/index.php>. Diakses terakhir tanggal 23-8-2013