

MOTION FEATURE SEBAGAI FITUR PADA SISTEM DETEKSI ASAP KEBAKARAN MENGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Heru Eko Susanto, Yoyon Kusnendar Suprpto, Surya Sumpeno
Department of Electrical Engineering, Faculty of Industrial Technology ITS Surabaya
Indonesia 60111, email: heru12@mhs.ee.its.ac.id

Abstrak. Kebakaran merupakan bahaya yang dihadapi bangunan/gedung selain dari pencurian atau perampokan. Jika terjadi kebakaran, asap merupakan tanda yang mudah terlihat di awal terjadinya kebakaran. Keberadaan asap akan terlihat pada kamera (Closed Circuit Television) CCTV yang terpasang. Dengan demikian video citra keluaran kamera CCTV dapat digunakan untuk membantu petugas pengawas mendeteksi sejak dini kebakaran. Deteksi asap pada video memiliki kesulitan karena asap merupakan objek non kaku dimana bentuk dan ukurannya yang berubah-ubah serta objek latar belakang yang bervariasi. Selain itu kepadatan asap juga bervariasi mulai dari transparan hingga hitam pekat. Dalam penelitian ini akan diterapkan penggunaan fitur gerakan asap sebagai salah satu fitur deteksi asap dengan menggunakan video. Dalam penelitian ini, objek asap dipisahkan dari gambar latar belakangnya dengan menggunakan metode Adaptive Gaussian Mixture-based Background/Foreground Segmentation. Selanjutnya dari kontur asap diekstraksi fitur gerakan, warna dan bentuk kontur asap. Fitur-fitur ini menjadi fitur masukan mesin klasifikasi support vector machine (SVM) untuk mengenali keberadaan asap dalam video tersebut.

Kata kunci: Video Detection, Smoke Detection, Adaptive Gaussian Background/Foreground Segmentation, Motion Feature, Support Vector Machine.

Kebakaran bangunan merupakan kejadian yang sering dialami oleh masyarakat terutama di daerah perkotaan. Kebakaran tidak hanya menyebabkan kerugian materi yang besar namun juga dapat menimbulkan korban jiwa. Penyebab kebakaran bervariasi dari konsleting listrik, kompor sampai dengan puntung rokok yang tidak dimatikan. Pergudangan, gedung pertemuan, stadion sepakbola, sekolah dan lain-lainnya merupakan bangunan yang rentan terjadi kebakaran karena hanya digunakan pada saat-saat tertentu saja. Bangunan-bangunan tersebut hanya dijaga oleh beberapa orang. Bahkan seringkali bangunan tersebut tidak dijaga. Untuk membantu pengawasan dari pencurian atau perampokan dipasang kamera CCTV.

Kebakaran ditandai dengan munculnya asap dan api dari sumber kebakaran. Jika keberadaan asap dan api diketahui sejak dini maka akan lebih mudah memadamkan api. Jika sumber api sudah membesar maka akan sulit untuk memadamkannya. Keberadaan asap dan api dapat dilihat melalui kamera CCTV yang dipasang. Pada awal terjadinya kebakaran, keberadaan api seringkali tidak terlihat karena letaknya yang tersembunyi. Dibandingkan

dengan api, asap lebih mudah terlihat karena partikel asap berdifusi dan menyebar di udara. Dengan demikian kamera CCTV dapat digunakan sebagai detektor asap dengan menganalisis keberadaan asap pada video keluarannya.

I. KARAKTERISTIK ASAP DAN PENELITIAN TERDAHULU

Asap memiliki warna yang bervariasi tergantung pada material yang terbakar. Bentuk asap berubah-ubah yang dipengaruhi oleh difusi partikel asap dan aliran udara. Ziyou Xiong [6] menyimpulkan karakteristik asap yang dihasilkan dari pembakaran bahan non kimia sebagai berikut:

1. Kepadatan asap bervariasi mulai dari transparan hingga hitam pekat
 2. Asap dipengaruhi oleh cahaya
 3. Objek latar belakang asap bervariasi
 4. Asap merupakan objek non kaku
 5. Fitur intensitas, gerakan, deteksi tepi dan keaburan tidak dapat memberikan ciri-ciri asap dengan baik
 6. Pola visual asap sulit dimodelkan
- Thou-Hou dkk [4] mengklasifikasikan asap

menjadi dua level keabuan yaitu *light gray* dan *dark gray* pada ruang warna HIS. Warna keabuan dalam ruang warna HIS diwakili oleh kanal I. Thou-Hou dkk merupakan salah satu pioner dalam deteksi asap dan kebakaran dengan menggunakan citra digital.

Zhengguang Xu dan Jialin Xu [5] menggunakan *image visual feature*. Citra masukan dikonversi ke *grayscale*. Selanjutnya diseleksi objek bergerak. Objek kontur hasil ekstraksi tersebut kemudian diekstraksi fitur-fiturnya. Fitur-fitur visual asap yang diekstraksi kemudian dibentuk *join vector feature* yang dinormalisasi. *BP Neural Network* digunakan untuk mengidentifikasi keberadaan asap. Paolo Piccinini [3] menggunakan analisa energi menggunakan transformasi wavelet diskrit dan warna asap sebagai masukan klasifikasi bayesian untuk mengenali keberadaan asap. Changwoo Ha [1] menggunakan *chroma* dan *upward characteristic* untuk mendeteksi keberadaan asap. Metode ini efektif untuk mendeteksi keberadaan asap dengan gambar latar belakang yang terang namun gagal mendeteksi keberadaan asap dalam kondisi gelap.

II. DASAR TEORI

Ruang warna

Citra (gambar) digital merupakan gambar digital dua dimensi (2D) yang tersusun dari sekumpulan piksel yang membentuk matrik berukuran MxN. Nilai angka yang terdapat pada setiap sel matrik merupakan nilai piksel citra. Sebuah citra dapat memiliki lebih dari satu matrik. Jumlah matrik ini tergantung pada kanal warna penyusun citra tersebut. Citra abu-abu (*grayscale*) merupakan citra dengan satu kanal warna. Sedangkan citra yang ditampilkan pada monitor komputer merupakan citra terdiri dari tiga kanal.

Gabungan dari satu atau lebih kanal warna membentuk model warna (*color model*). Semua warna yang mungkin dapat dihasilkan dari kombinasi setiap kanal warna penyusun dalam sebuah model warna akan membentuk ruang warna (*color space*). Ada beberapa contoh ruang warna antara lain CIE XYZ 1931, CIE LAB, PAL, NTSC dan RGB. Masing-masing ruang warna ini tidak hanya merepresentasikan warna namun juga memiliki fungsi untuk melakukan transformasi warna pada ruang warna yang lainnya.

Ruang warna CIE XYZ merupakan ruang

warna yang menjadi rujukan dari ruang warna yang lainnya. Nilai Y merupakan nilai intensitas, sedangkan X dan Z merupakan nilai kromatis. Standar ruang warna ini didesain untuk memenuhi rentang warna rata-rata yang dapat dilihat oleh mata manusia.

Monitor komputer menampilkan warna yang merupakan warna campuran (*additive color*) dari beberapa warna utama (*primary colors*). Warna utama yang digunakan pada monitor adalah merah (*red*), hijau (*green*) dan biru (*blue*). Ketiga warna utama tersebut membentuk model warna RGB. Sehingga pada setiap piksel citra RGB terdapat tiga nilai kanal R, G dan B. Ketiga kanal warna tersebut ditentukan dari pengukuran intensitas spektrum cahaya tampak yang berada pada gelombang cahaya panjang, menengah dan pendek. Citra RGB merupakan citra yang tergantung pada perangkat yang menampilkannya.

Uniform color space merupakan ruang warna perubahan warna pada koordinat ruang warna sama dengan perubahan tone dan saturasi warnanya. Komisi internasional untuk standar warna CIE (*Commission Internation de l'Clairage*) merekomendasikan standar ruang warna CIE L*a*b 1976 dan CIE L*u*v 1976 sebagai ruang warna uniform. Kedua ruang warna tersebut diturunkan dari standar ruang warna CIE XYZ. Berbeda dengan citra dengan ruang warna RGB, citra dalam ruang warna CIE L*a*b dan CIEL L*u*v ini tidak tergantung perangkat yang menampilkannya. sebuah warna yang menggunakan ruang warna RGB dapat memiliki nilai citra RGB yang berbeda tergantung pada perangkat yang menampilkannya.

Mean dan varian

Jika $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ merupakan sekumpulan data. Nilai mean, M_x , dan varian, V_x , untuk X didefinisikan sebagai berikut:

$$M_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \dots\dots\dots(1)$$

$$V_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - M_x| \dots\dots\dots(2)$$

Ekstraksi objek bergerak dengan algoritma Adaptive Gaussian Mixture-based (GMM) Foreground/Background Segmentation

Asap merupakan salah satu objek bergerak yang posisi dan bentuknya berubah-ubah. Pada

video asap posisi dan bentuk asap berubah dari frame satu ke frame selanjutnya. Pengenalan objek bergerak memiliki peran yang penting dalam video surveillance. Ekstraksi objek bergerak dalam video surveillance merupakan tahap awal dalam melakukan identifikasi objek bergerak tersebut

Untuk mendapatkan model latar belakang statik dengan melakukan perekaman video yang tidak melibatkan objek yang bergerak. Citra yang diperoleh selanjutnya digunakan sebagai citra latar belakang. Sedangkan pemodelan latar belakang adaptif, citra latar belakang selalu mengalami penyesuaian selama pengambilan gambar. Pada pemodelan latar belakang adaptif sebuah objek yang sebelumnya bergerak dapat menjadi citra latar belakang jika objek tersebut tidak melakukan gerakan selama beberapa waktu.

P. KadewTraKuPong [2] mengajukan algoritma segmentasi citra objek bergerak secara adaptif menggunakan analisis distribusi gaussian perubahan masing-masing piksel pada frame yang berurutan. Secara umum algoritma ini menjelaskan bahwa sebuah piksel yang berada pada posisi yang sama pada beberapa frame yang berurutan disebut video merupakan bagian dari gambar latar belakang jika distribusi nilainya mengikuti distribusi gaussian (distribusi normal). Jika sebaliknya piksel tersebut diasumsikan sebagai bagian dari objek bergerak.

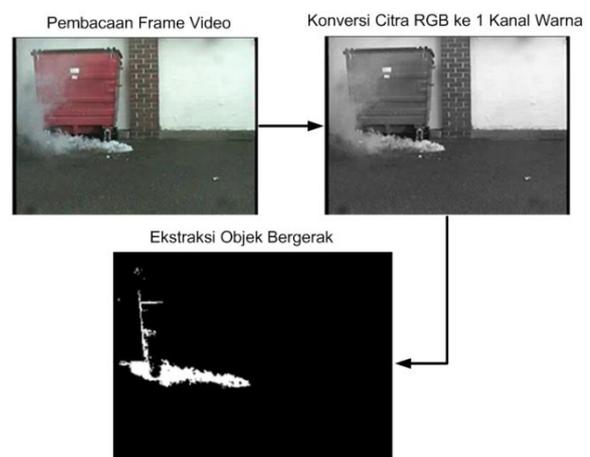
Jika $P_{x,y}$ adalah nilai piksel gambar latar belakang pada sebuah citra frame video yang berada pada koordinat (x,y) maka perubahan nilai piksel P pada koordinat tersebut selama beberapa waktu dapat dimodelkan dengan menggunakan distribusi gaussian. Besaran nilai probabilitas piksel $P_{x,y}$ memiliki nilai x_N pada waktu N dapat dihitung dengan:

$$P(x_N) = \sum_{j=1}^K w_j \eta(x_N; \theta_j) \dots\dots\dots(3)$$

dimana w_k adalah parameter bobot komponen gaussian ke k^{th} . $\eta(x; \theta_k)$ adalah distribusi normal k^{th} .

Perubahan nilai distribusi probabilitas piksel $P_{x,y}$ dihitung ulang dengan mengikutsertakan nilai piksel pada frame yang sekarang dibaca. Nilai probabilitas ini yang akan digunakan untuk menentukan status piksel pada frame berikutnya diposisi yang sama

apakah merupakan gambar latar belakang atau objek yang bergerak. Perhitungan ulang nilai probabilitas piksel pada setiap proses pembacaan frame ini yang menyebabkan model gambar latar belakang tidak tetap. Perubahan model latar belakang dapat menyebabkan sebuah objek yang sebelumnya merupakan objek bergerak dapat menjadi objek latar belakang jika objek tersebut tidak mengalami perubahan posisi selama beberapa waktu ataupun sebaliknya sebuah piksel yang sebelumnya merupakan bagian dari objek latar belakang dapat menjadi objek bergerak jika nilai distribusi probabilitasnya tidak mengikuti distribusi gaussian.



Gambar 1. Proses ekstraksi asap menggunakan algoritma GMM

Gambar 1 diatas merupakan tahapan yang dilakukan untuk melakukan ekstraksi objek bergerak dengan menggunakan algoritma GMM. Langkah pertama adalah pembacaan citra frame video. Jika citra tersebut masih berupa citra RGB maka perlu dilakukan konversi citra RGB ke satu kanal warna (*grayscale*). Kemudian dilakukan pembacaan nilai pikselnya. Nilai piksel tersebut kemudian dipetakan dengan distribusi gaussian yang dihasilkan dari pembacaan beberapa frame citra sebelumnya pada posisi piksel yang sama.

Metode Otsu

Pengambangan merupakan segmentasi citra yang akan menghasilkan citra biner. Citra biner adalah citra yang hanya memiliki dua nilai keabuan yaitu hitam dan putih. Pengambangan citra dilakukan dengan cara menentukan nilai ambang (T). Jika P merupakan sebuah citra dengan 1 kanal warna, G merupakan citra biner hasil pengambangan citra P dan $P_{(x,y)}$

merupakan nilai piksel citra P pada posisi (x,y) maka nilai piksel $G_{(x,y)}$ pada posisi (x,y) yang sama dengan menggunakan nilai ambang T akan bernilai:

$$G_{(x,y)} = \begin{cases} 1 & \text{jika } F_{(x,y)} \geq T \\ 0 & \text{jika } F_{(x,y)} < T \end{cases} \dots\dots\dots(4)$$

Pengambangan citra dibagi menjadi dua jenis yaitu pengambangan global dan pengambangan lokal adaptif. Pengambangan global menghasilkan citra biner berdasarkan satu nilai ambang T . Kerugian dengan menggunakan pengambangan global adalah akan menghilangkan banyak informasi karena hanya menggunakan satu nilai ambang untuk keseluruhan citra. Pengambangan lokal adaptif dilakukan dengan cara membagi citra menjadi blok-blok kecil. Pada masing-masing blok kemudian dilakukan pengambangan dengan nilai T yang berbeda.

Ada beberapa metode yang digunakan untuk menentukan nilai T ini antara lain menggunakan histogram, mean, median, maximum-minimum dan metode otsu. Metode Otsu adalah salah satu metode pengambangan citra dengan menggunakan analisis diskriminan untuk menentukan nilai T . Analisis diskriminan ini memaksimalkan nilai ambang T yang memisahkan objek dengan latar belakangnya. Jika T adalah nilai ambang yang ingin dicari dimana nilai T ini bernilai antara 1 sampai dengan L dimana $L = 255$ maka probabilitas nilai piksel i dinyatakan dengan:

$$P_i = \frac{n_i}{N} \dots\dots\dots(5)$$

dimana n_i menyatakan jumlah pixel dengan tingkat keabuan i dan N menyatakan banyaknya pixel pada citra. Nilai momen kumulatif ke nol, ke satu dan nilai rata-rata dinyatakan sebagai berikut:

$$\omega(k) = \sum_{i=1}^k P_i \dots\dots\dots(6)$$

$$\mu(k) = \sum_{i=1}^k i \cdot P_i \dots\dots\dots(7)$$

$$\mu_T = \sum_{i=1}^L i \cdot P_i \dots\dots\dots(8)$$

Nilai ambang T ditentukan dengan memaksimalkan persamaan :

$$\sigma_B^2(T^*) = \max_{1 \leq k \leq L} \sigma_B^2(k) \dots\dots\dots(9)$$

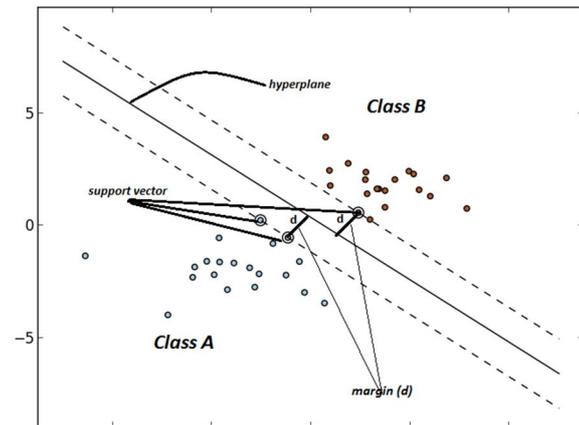
dimana:

$$\sigma_B^2(T) = \frac{[\mu_T \omega(k) - \mu(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]} \dots\dots\dots(10)$$

Support vector machine

SVM merupakan salah satu metode pembelajaran mesin terawasi yang digunakan untuk klasifikasi, regresi dan *outliers detection*. Sebagai jenis pembelajaran SVM dibagi menjadi dua proses yaitu pembelajaran (*learning*) dan pengujian (*testing*). Proses pembelajaran berguna untuk membantu mesin agar dapat mengelompokkan data berdasarkan kategori-kategori tertentu. Karena merupakan pembelajaran mesin yang terawasi maka proses *learning* memerlukan data yang sudah diklasifikasikan sebelumnya. Data-data tersebut diklasifikasikan menjadi beberapa kategori (kelas).

Prinsip dasar klasifikasi SVM seperti yang ditunjukkan pada gambar 2 adalah menggunakan garis pemisah untuk memisahkan dua kelas dataset.



Gambar 2. Support Vector Machine (SVM)

Pada dataset dengan dua (2) dimensi seperti yang ditunjukkan pada gambar 2 hanya dibutuhkan sebuah garis untuk memisahkannya. Jika kita memiliki dataset 3 dimensi maka diperlukan *plane* untuk memisahkannya. Jika D merupakan dataset dengan dimensi N , maka kita membutuhkan $N-1$ *plane* untuk memisahkan dataset D tersebut. $N-1$ *plane* disebut dengan *hyperplane*.

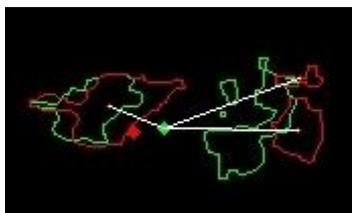
Margin(d) yang ditunjukkan pada gambar 2 diatas merupakan jarak minimum antara *hyperplane* dengan dataset. Sampel data yang paling dekat dengan *hyperplane* disebut sebagai *support vector*. *Hyperplane* yang paling baik adalah *hyperplane* yang memisahkan dataset dengan memaksimalkan nilai margin. *Hyperplane* yang paling baik adalah *hyperplane* yang tepat berada ditengah-tengah kedua class tersebut seperti yang ditunjukkan pada gambar 2 diatas.

Pada prakteknya sehari-hari banyak dataset yang tidak terpisah secara linier. Untuk dataset non linier dapat digunakan fungsi kernel atau *soft margin SVM*. Fungsi kernel digunakan untuk melakukan *mapping* dari satu ruang fitur ke ruang fitur yang lain. Beberapa contoh kernel yang digunakan yaitu radial bias, polynomial atau sigmoidal.

Pemetaan ke ruang vektor yang berdimensi lebih tinggi akan mentransformasikan dataset yang tidak linier tersebut menjadi dataset yang linier. Dataset yang sudah linier pada ruang vektor yang berdimensi tinggi tersebut akan dapat dipisahkan dengan menggunakan *hyperplane*. Proses pembelajaran (*learning*) pada SVM merupakan proses mencari *support vector* untuk mendapatkan *hyperplane* yang terbaik.

Smoke motion feature extraction

Dibandingkan dengan objek statis lain seperti manusia, mobil atau binatang, gerakan asap merupakan gerakan yang tidak teratur. Gerakan objek asap pada video dapat dikenali dari jarak tempuh dan kecepatan gerak objek.



Gambar 3: Gerakan objek asap pada dua frame

Gambar 3 diatas merupakan kontur asap dari dua frame M dan N dari video kebakaran yang digabungkan menjadi satu. Masing-masing frame terdapat dua kontur asap. Kontur dengan warna hijau merupakan kontur asap pada frame ke-M, sedangkan kontur dengan warna merah merupakan kontur asap pada frame ke-N. Titik merah merupakan pusat massa (*centroid*) frame ke-M, sedangkan titik hijau merupakan *centroid* frame ke-N.

Dari gambar 3 tersebut diatas dapat diamati bahwa posisi kedua kontur yang terdapat pada frame M sudah berubah posisi ketika berada pada frame N. Perubahan posisi tersebut menunjukkan bahwa kedua kontur asap tersebut bergerak dari lokasi semula pada frame M ke lokasi sekarang di frame N. Selain jarak, kecepatan gerak asap juga dapat dihitung dengan membandingkan perubahan posisi kontur dari beberapa frame. Dengan demikian

dari pergerakan asap dapat diekstraksi dua fitur jarak dan kecepatan perubahan posisi asap.

Dari gambar tersebut juga dapat diamati bahwa ukuran objek asapnya juga mengalami perubahan. Selain perubahan ukuran asap, bentuk asap juga mengalami perubahan.

Jarak yang ditempuh objek asap dari frame ke-M ke frame ke-N dapat dihitung dengan mengukur jarak titik pusat massa (*centroid*) objek asap pada frame ke-M dengan titik *centroid* objek asap pada frame ke-N. Jika titik P merupakan titik *centroid* objek asap pada frame M dan Q merupakan titik *centroid* objek asap ada frame N maka $d(P,Q)$ merupakan jarak yang ditempuh objek dari titik P ke Q. $d(P,Q)$ dihitung dengan menggunakan persamaan *euclidian distance* yang secara umum didefinisikan sebagai berikut:

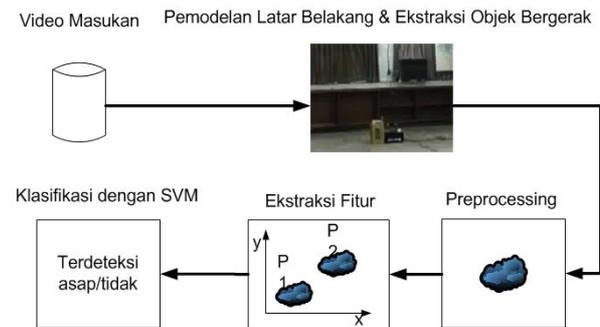
$$d(P,Q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (P_i - Q_i)^2} \dots \dots \dots (11)$$

dimana pada citra dua dimensi nilai n sama dengan 2 dan $d(P,Q)$ merupakan jarak titik $P_{x,y}$ dan $Q_{x,y}$.

Sedangkan kecepatan gerakan asap juga dapat diketahui perbandingan jarak dan waktu yang ditempuh untuk mencapai jarak tersebut. Kecepatan (v_c) dirumuskan sebagai berikut:

$$v_c = \frac{d_c}{t} \dots \dots \dots (12)$$

III.SKEMA SIMULASI SISTEM DETEKSI ASAP



Gambar 4: Skema simulasi sistem deteksi asap

Gambar 4 diatas merupakan skema sistem deteksi asap yang dibangun. Dari setiap video masukan dilakukan pemodelan objek latar belakang untuk mendapatkan objek bergerak. Ekstraksi objek bergerak merupakan bagian penting dari sistem deteksi objek pada video.

Objek hasil ekstraksi frame video selanjutnya dilakukan preprocessing untuk menghilangkan *noise*. Tahap preprocessing dimulai dengan menggunakan matematika morfologi *opening* dan *closing*. *Opening*

berguna untuk menghilangkan *noise* yang terdapat pada citra. *Opening* efektif dalam menghilangkan *noise* namun *opening* juga mengurangi ukuran objek selain *noise*. Untuk mengembalikan ukuran objek non-*noise* digunakan operasi morfologi *closing*. Keluaran proses *closing* merupakan citra yang sudah bersih dari *noise*. Citra keluaran tersebut selanjutnya dilakukan pengambangan citra. Pengambangan ini digunakan untuk memperoleh kontur objek. Pengambangan citra dilakukan dengan menggunakan metode Otsu. Kontur yang diperoleh ini merupakan keluaran dari tahap *preprocessing*.

Tahapan selanjutnya adalah ekstraksi fitur pada kontur yang terdapat pada citra. Ekstraksi fitur dilakukan pada ruang warna CIE LAB, dengan memanfaatkan kanal warna kroma A dan B. Fitur yang diekstraksi selain dari jarak dan kecepatan asap juga warna asap dan perubahan ukuran asap. Dari warna asap dihitung mean dan variannya dengan menggunakan "persamaan (1)" dan "persamaan (2)" pada kanal A dan B sebagai fitur. Demikian juga dengan jarak dan kecepatan gerak asap juga dihitung nilai mean dan variannya sebagai fitur masukan. Fitur-fitur yang diperoleh merupakan masukan dari mesin klasifikasi SVM.

IV. UJICоба DAN PEMBAHASAN

Simulasi sistem diimplementasikan dengan menggunakan pustaka opencv dan python pada sistem operasi Windows 7. Spesifikasi komputer yang digunakan untuk melakukan simulasi dengan menggunakan prosessor Intel Core i5 dengan memory 4GB. Tabel 1 dibawah ini merupakan video yang digunakan dalam ujicoba. Ada dua jenis video yang digunakan yang pertama adalah video yang terdapat asap dan yang kedua ada video yang tidak terdapat asap.

Preprocessing

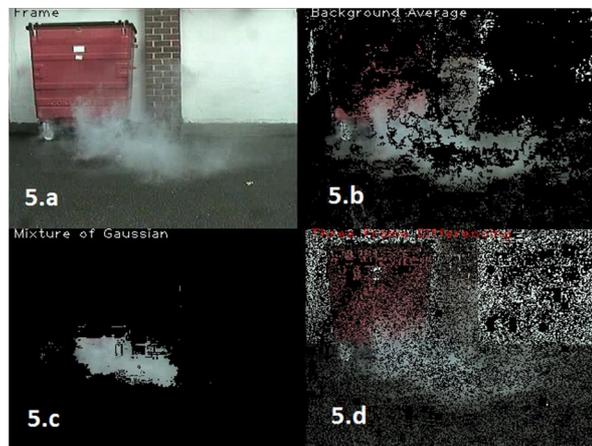
Pada masing-masing video masukan dilakukan pemisahan objek bergerak dari gambar latar belakangnya. Ada tiga algoritma ekstraksi objek bergerak yang digunakan dapat digunakan yaitu algoritma *Adaptive Gaussian Mixture-based Foreground/Background Segmentation* [2], *Background Average* dan *Three Frame differencing*.

Gambar 5 dibawah ini menunjukkan frame masukan dan hasil ekstraksi yang dilakukan

dengan menggunakan ketiga algoritma tersebut.

Tabel 1. Video Ujicoba

No	Nama Video	Spesifikasi	Keterangan
1	sEmptyR2.avi	320x240pixel, 14fps, 342frame	Indoor, asap
2	sBtFence2.avi	320x240 pixel, 10fps 1400frame	Outdoor, asap
3	fence.avi	320x240 pixel, 10fps, 630frame	Outdoor, asap
4	basket.avi	320x240pixel, 10fps, 900frame	Indoor, asap
5	newcotton.avi	320x25fps, 269frame	Outdoor, asap
6	sMoky.avi	320x240pixel, 15fps, 900frame	Outdoor, asap
7	room.avi	320x240pixel, 16fps, 483 frame	Indoor, asap
8	leaf.avi	320x288pixel, 25fps, 1200 frame	Outdoor, Asap
8	room1.avi	352x288 pixel, 25 fps, 606 Frame	Indoor, non asap
9	Domotica_federico.avi	384x288 pixel, 25fps, 341 Frame	Indoor, non asap
10	visor_movie_14_viper.avi	320x240 pixel, 25fps, 400 Frame	Outdoor, non asap
11	visor_0000073.avi	352x288 pixel, 25fps, 258 Frame	Indoor, non asap



Gambar 5: Ekstraksi objek bergerak

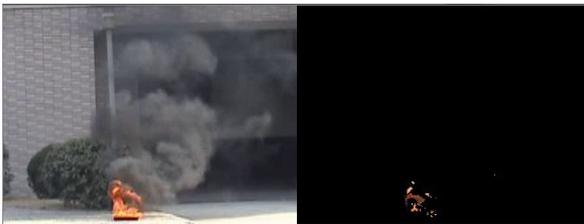
Gambar 5.a diatas merupakan frame masukan dari video yang akan diekstraksi. Sedangkan gambar 5.b, 5.c dan 5.d berturut-turut merupakan hasil ekstraksi objek bergerak menggunakan algoritma *Background Average*, *GMM* dan *Three frame differencing*. Pada gambar 5.b terlihat objek latar belakang, tempat sampah yang berwarna merah, ikut diekstraksi sebagai objek bergerak.

Pada gambar 5.c dengan menggunakan algoritma *GMM* objek latar belakang tidak ikut diekstraksi. Sedangkan gambar 5.d merupakan

hasil ekstraksi dengan menggunakan 3-frame differencing. Pada gambar 5.d, objek latar belakang ikut terekstraksi bersama dengan asap.

Dari hasil perbandingan ketiga algoritma ekstraksi objek bergerak dapat diketahui bahwa algoritma GMM dapat melakukan ekstraksi objek latar belakang lebih baik dibandingkan dengan dua algoritma yang lainnya. Berdasarkan hasil ujicoba ini maka algoritma GMM dipilih untuk melakukan ekstraksi objek bergerak.

Algoritma GMM bekerja dengan baik jika objek bergerak tidak muncul diawal frame. Pada kondisi dimana objek bergerak sudah muncul pada awal frame hasil ekstraksi objek bergerak menjadi jelek, seperti yang ditunjukkan pada gambar dibawah ini.



Gambar 6. Hasil ekstraksi dengan objek bergerak muncul diawal frame.

Gambar 6 diatas berasal dari video dimana asap sudah muncul sejak frame pertama.. Gambar sebelah kiri merupakan frame masukan sedangkan disebelah kanan merupakan hasil ekstraksi dengan menggunakan algoritma GMM. Hasil ekstraksi menunjukkan bahwa hanya api yang berhasil diekstraksi, sedangkan asap tidak berhasil diekstraksi.



Gambar 7. Hasil ekstraksi dimana posisi awal tetap dianggap sebagai objek bergerak

Pada gambar 7 diatas, pada awal frame sudah muncul orang dan asap. Ketika orang bergerak dari posisi semula, hasil ekstraksi masih menampilkan posisi orang diawal sebagai objek bergerak. Hal ini dikarenakan pada awal-awal frame orang diam pada posisi tersebut. Sehingga gabungan pakaian dan asap yang keluar membentuk distribusi gaussian selama beberapa waktu sehingga dianggap

sebagai gambar latar belakang. Ketika orang berpindah tempat, pada tempatnya berdiri semula digantikan dengan jalan dimana nilai pikselnya berbeda dengan gabungan pakaian dan asap. Karena nilai pikselnya tidak sesuai dengan distribusi gaussian pakaian dan asap maka piksel jalan dianggap sebagai objek bergerak.

Citra hasil ekstraksi ini masih terdapat banyak *noise*. Sehingga sebelum dilakukan penentuan kontur perlu dilakukan *preprocessing* terlebih dahulu. Gambar 8 dibawah ini menunjukkan tahapan proses *preprocessing* yang dilakukan.



Gambar 8. Tahapan *preprocessing* citra

Gambar paling kiri pada gambar 8 menunjukkan citra keluaran yang dihasilkan dari proses ekstraksi objek. Bagian yang ditandai dengan lingkaran putih merupakan *noise* yang ikut terekstraksi bersama objek asap. *Noise* ini harus dihilangkan agar tidak membebani proses komputasi selanjutnya.

Gambar bagian tengah pada gambar 8 menunjukkan citra yang sudah dihilangkan dari *noise* dengan menggunakan matematika morfologi *opening*. Namun ukuran asap yang juga ikut menjadi kecil. Untuk mengembalikan ukuran asap digunakan matematika morfologi *closing*. Hasilnya terlihat seperti pada bagian kanan pada gambar 8. Ukuran asap terlihat sama besar seperti hasil ekstraksi objek namun *noise* sudah tidak terlihat lagi.

Ekstraksi Fitur & Klasifikasi

Sebelum dilakukan ekstraksi fitur, objek bergerak yang diperoleh di konversi ke ruang warna CIE LAB. Untuk mendapatkan nilai rata-rata dan varian dari jarak dan kecepatan digunakan data dari sepuluh frame yang berurutan dihitung dari frame yang sedang diekstraksi. Selain jarak dan kecepatan, nilai rata-rata dan varian juga dihitung dari warna kontur pada kanan A dan B. Selisih ukuran kontur juga digunakan sebagai fitur. Selisih ukuran kontur diperoleh dari pengurangan kontur dua frame yang berurutan. Hasil selisih kontur ini kemudian dihitung nilai rata-rata dan varian pikselnya pada masing-masing kanal

warna A dan B diruang warna CIE LAB.

Klasifikasi dengan menggunakan support vector machine (SVM) digunakan untuk menentukan keberadaan asap dalam video. Video yang disebutkan pada tabel 1 dilakukan ekstraksi fitur. Untuk menguji kualitas dataset dilakukan pengujian *cross validation*. Tabel-tabel dibawah ini merupakan hasil pengujian *3-fold*, *5-fold* dan *10-fold validation*.

Tabel 2. Hasil pengujian *3-fold cross validation*

Percobaan	1	2	3
Akurasi (%)	85.0%	85.1%	84.8%

Tabel 3. Hasil pengujian dengan *5-fold cross validation*

Percobaan	1	2	3	4	5
Akurasi (%)	83.5%	85.2%	84.8%	84.6%	85.0%

Tabel 4. Hasil pengujian dengan *10-fold cross validation*

Percobaan	Akurasi (%)
1	85.3 %
2	84.8 %
3	85.1 %
4	84.5 %
5	84.9 %
6	84.7 %
7	85.0 %
8	84.6 %
9	84.8 %
10	85.0 %

Hasil pengujian *cross validation* dengan *3-fold*, *5-fold* dan *10-fold* yang ditunjukkan pada tabel 2, 3 dan 4 diperoleh hasil rata-rata 85%. Tabel 3 dibawah ini merupakan hasil *test/train split* dataset 10% sampai dengan 90%.

Tabel 3. Hasil uji *test/train split*

No	% Data Latih	% Data Uji	Skor
1	90%	10%	70.8 %
2	80%	20%	71.9 %
3	75%	25%	72.9 %
4	70%	30%	72.0 %
4	60%	40%	73.1 %
5	50%	50%	71.0 %
6	40%	60%	71.5 %
7	30%	70%	71.1 %
8	25%	75%	70.8 %
9	20%	80%	70.9 %
10	10%	90%	73.5 %

Hasil pengujian dataset dengan menggunakan *test/train split* mendapatkan hasil rata-rata sekitar 70%.



Gambar 9. Hasil ujicoba dengan video

Dari hasil pengujian pada video diatas terlihat area yang berwarna biru merupakan area yang terdeteksi sebagai asap. Sedangkan area dengan warna pinggir merah merupakan area yang tidak terdeteksi sebagai asap. Pada sub gambar 4 pada gambar 9 diatas terlihat bahwa ada beberapa area yang seharusnya terdeteksi sebagai asap, terdeteksi sebagai bukan asap. Pada gambar 9 (sub gambar 1,3, dan 4) diatas dapat terlihat bahwa ada area-area diluar yang ditandai sebagai asap namun karena tidak terdeteksi sebagai objek bergerak sehingga tidak dapat dideteksi sebagai asap.

V. SIMPULAN

Dari hasil ujicoba dan analisis hasilnya dapat diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Algoritma GMM mampu melakukan ekstraksi objek lebih baik dibandingkan dengan metode background average dan three-frame differencing, namun GMM masih lemah dalam melakukan ekstraksi jika pada awal frame video sudah ada objek bergerak
2. Gerakan asap dapat digunakan sebagai salah satu fitur dalam video deteksi asap. Berdasarkan hasil ujicoba yang dilakukan dapat diberikan beberapa saran sebagai berikut:
 1. Perlu dilakukan penelitian lanjut untuk memilih metode ekstraksi objek bergerak yang dapat mendeteksi keberadaan objek bergerak pada awal frame dan mampu mengambil objek bergerak secara utuh.
 2. Perlu penelitian lanjut untuk mendapatkan fitur deteksi asap yang lainnya sehingga diharapkan dapat mendeteksi keberadaan asap pada video dengan lebih baik

VI. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Changwoo Ha, Gwanggil Jeon, Jechang Jeong, "Vision-based Smoke Detection Algorithm for Early Fire Recognition in Digital Video Recording System", *IEEE 7th International Conference on Signal Image Technology and Internet-Based System*, 2011
- [2] P. KaewTraKulPong, R. Bowden, "An Improved Adaptive Background Mixture Model for Real-time Tracking with Shadow Detection", *2nd European Workshop on Advanced Video Based Surveillance System*, AVBS01, 2001
- [3] Paolo Piccinini, Simone Calderara, Rita Chucchiara, "Reliable Smoke Detection System In The Domain of Image Energy and Color", *IEEE International Conference on Image Processing*, 2008
- [4] Thou-Ho (Chao-Ho) Chen, Ping-Hsueh Wu, Yung-Chuen Chiou, "An Early Fire Detection Method Based On Image Processing", *IEEE International Conference On Image Processing (ICIP)*, 2004
- [5] Zhengguang Xu, Jialin Xu, "Automatic Fire Smoke Detection Based on Image Visual Features", *IEEE International Conference on Computational Intelligence and Security Workshops*, 2007
- [6] Ziyou Xiong, Rodrigo Caballero, Hongcheng Wang, Allan M. Finn, Muhidin A. Lelic, Pei-Yuan Peng, "Video-based Smoke Detection: Possibilities, Techniques, and Challenges", *IFPA, Fire Suppression and Detection Research and Application-Technical Working Conference*, 2007