

ANALISIS METODE PENGURANGAN LATAR BELAKANG BERBASIS *MIXTURE OF GAUSSIAN* PADA KASUS DETEKSI OBJEK

ANALYSIS OF BACKGROUND SUBTRACTION METHOD BASED ON MIXTURE OF GAUSSIAN IN THE CASE OF OBJECT DETECTION

Dini Himmah Al Aliyah¹, Suryo Adhi Wibowo², Rissa Rahmania³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

¹dinirizqita@gmail.com, ²suryoadhiwibowo@telkomuniversity.ac.id,

³saniarahmani@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Pengolahan video merupakan salah satu cabang utama pada proses pengambilan gambar yang di dalamnya terdapat latar belakang dan latar depan. Sebagai topik semakin penelitian, *background subtraction* telah menarik perhatian beberapa tahun terakhir. Pada penelitian ini digunakan metode *background subtraction* berdasarkan *Online Mixture of Gaussians* dengan *Matrix Factorization* (OMoGMF) pada video yang sudah diekstrak menjadi beberapa *frame*. Penelitian ini menggunakan 2400 *frame dataset* yang berbeda. *Dataset* yang digunakan berupa data Sofa, *Backdoor*, *Bus station*, *Skating*, *Office*, dan *Pendestarian* dengan masing masing *dataset* memiliki 400 *frame*. *Dataset* berupa kumpulan *frame* RGB. Proses *background subtraction* diawali dengan *preprocessing* yaitu mengubah *frame* RGB mejadi *grayscale*. Hasil tersebut kemudian dilakukan proses OMoGMF dan menghasilkan data valid berupa citra pendeteksi objek dimana latar depan dan latar belakang terpisah secara baik. Data valid diuji dengan mengubah parameter pada proses OMoGMF. Parameter yang diubah berupa *speed update* basis matriks dengan nilai 0.9, dan 0.99 dimana pada setiap parameter dilakukan perubahan *threshold* dengan nilai 0.01, 0.1, dan 1 yang dilakukan pengulangan sebesar 1 kali, 10 kali, dan 20 kali. Hasil yang didapat berupa nilai *precision* (%). Hasil tersebut dianalisis dan ditentukan parameter mana yang terbaik. Pada penelitian ini didapatkan sistem optimal pada parameter *update* basis matriks sebesar 0.99, *threshold* 0.01 dan pengulangan sebesar 20 kali.

Kata kunci : *Background Subtraction, Mixture of Gaussian, Matrix Factorization*

Abstract

Video processing is one of the main branches in the process of taking pictures in which there is a background and foreground. As the topic of research progresses, background subtraction has attracted the attention of recent years. This research uses background subtraction method based on Online Mixture of Gaussians with Matrix Factorization (OMoGMF) on videos that have been extracted into several frames. This study uses 2400 different dataset frames. Dataset used in the form of data Sofa, Backdoor, Bus station, Skating, Office, and Conservation with each dataset has 400 frames. The dataset is a collection of RGB frames. The background subtraction process begins with preprocessing, which changes the RGB frame into grayscale. The results are then carried out OMoGMF process and produce valid data in the form of object detection imagery where the foreground and background are well separated. Valid data is tested by changing parameters in the OMoGMF process. The parameters changed in the form of a matrix base speed update with values of 0.9, and 0.99 where in each parameter a threshold change with a value of 0.01, 0.1, and 1 is repeated 1 time, 10 times, and 20 times. The results obtained are precision (%). The results are analyzed and determined which parameter is the best. In this study, it was found that the optimal system on the parameter update base matrix was 0.99, threshold 0.01 and repetition of 20 time.

Keyword: *Background Subtraction, Mixture of Gaussian, Matrix Factorization*

1. Pendahuluan

Pada perkembangan teknologi yang pesat di zaman ini masyarakat mendapatkan banyak keuntungan dan kemudahan untuk mendapatkan informasi, salah satunya masyarakat mampu mengabadikan suatu kejadian menggunakan pengambilan gambar yang berbentuk video. Dimana di dalam sebuah video tersebut dapat dilakukan pendeteksian objek menggunakan sistem yang dikenal sebagai *Image processing*. Dengan *image processing* kita dapat membuat berbagai sistem, salah satunya *object detection*, proses ekstraksi ciri objek atau mengenali objek dapat dilakukan guna untuk *traffic monitoring*, pemantauan adegan jangka panjang dan lain sebagainya.

Pada penelitian *object detection* sebelumnya digunakan metode PCP[1], GRASTA[2], incPCP[3], GOSUS[4], DECOLOR[5] dalam *background subtraction*, namun masih mendapatkan hasil yang kurang baik seperti pelacakan objek kurang jernih, tidak dapat menangkap bayangan halus, kurangnya kesamaan pada gambar aslinya dan penelitian tersebut berjalan tanpa mempertimbangkan kehalusan spasial pada gambar.

Berdasarkan kelemahan tersebut pada tugas akhir ini dilakukan metode *background subtraction* berbasis *Mixture of Gaussian* menggunakan *Matrix Factorization (OMoGMF)* untuk mendapatkan hasil yang lebih baik, lebih dekat dengan gambar aslinya dan memudahkan pendeteksian suatu objek. Metode ini memiliki keunggulan dimana *foreground* mendekati *groundtruth*-nya.

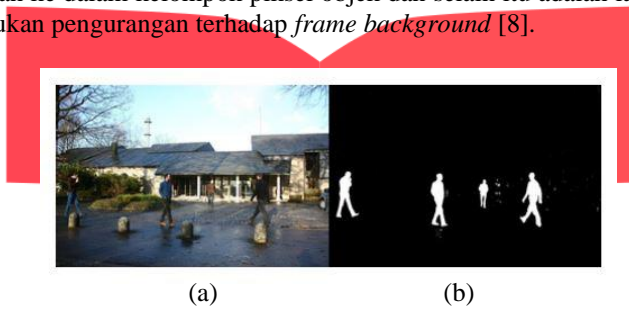
2. Dasar Teori

2.1 Pengolahan Citra

Pengolahan citra adalah salah satu cabang dari ilmu informatika (komputer). Pengolahan citra berkutat pada usaha untuk melakukan transformasi suatu citra/gambar menjadi citra lain dengan menggunakan teknik tertentu. Citra merupakan fungsi dari intensitas cahaya yang direpresentasikan dalam bidang dua dimensi.

2.2 Background Subtraction dalam pengolahan citra

Background Subtraction merupakan salah satu teknik pada bidang pengolahan citra yang bertujuan untuk mendeteksi *foreground* dari *background* untuk diproses lebih lanjut [7]. Cara kerja dari *background subtraction* ialah memisahkan suatu objek dengan cara pembedaan *background* dan *foreground* yang bergerak yang mana bila piksel (n) digolongkan ke dalam kelompok piksel objek dan selain itu adalah latar, Perbedaan yang terjadi pada *frame* setelah dilakukan pengurangan terhadap *frame background* [8].



Gambar 1. *Background Subtraction*, (a). Gambar sebelum pengurangan latar belakang (b). Gambar setelah pengurangan latar belakang.

2.2.1 Mixture of Gaussian Model

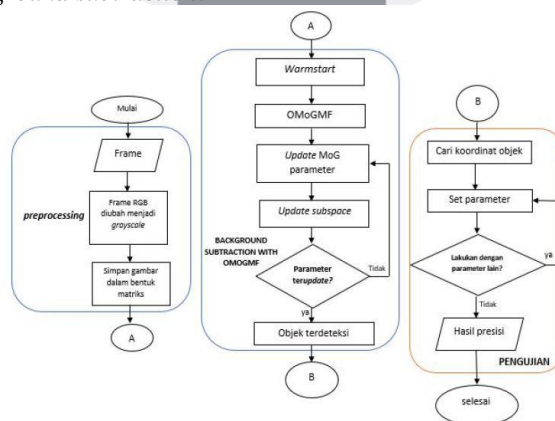
Gaussian Mixture Model merupakan salah satu metode dalam *background subtraction*. Metode ini digunakan untuk mendeskripsikan piksel dari *background*. Tahapan dari metode GMM ini antara lain tahap pembentukan model *background*, tahap pencocokan input terhadap distribusi dan tahap pemilihan distribusi yang termasuk model *background*.

2.2.2 Online Mixture of Gaussian Model

Pemodelan secara *online* adalah pemodelan dilakukan dari waktu ke waktu (*time series*). Diketahui bahwa nilai dari sebuah piksel dinamakan *pixel process*, yang menjadi data dari waktu ke waktu untuk *gaussian mixture model*.

3. Desain Model Sitem

Dalam tugas akhir ini akan dibuat pemodelan sistem deteksi objek dengan data masukan berupa frame. Proses perancangan serta pengimplementasian pada bab ini dibutuhkan diagram blok yang dapat menggambarkan keseluruhan sistem dari *mixture of gaussian matrix factorization* secara umum dan metode yang digunakan dalam *background subtraction*.



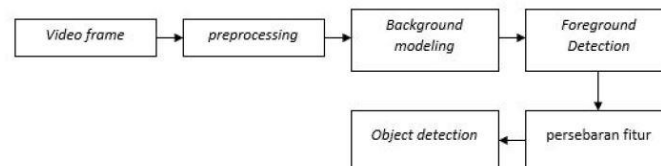
Gambar 2. Rancangan sistem.

3.1 Preprocessing

Preprocessing merupakan tahap selanjutnya untuk mempersiapkan *frame* yang masih asli tersebut sebelum diolah. Pengolahan awal yang dilakukan dalam penelitian ini adalah dengan mengubah citra RGB menjadi citra *grayscale*. Hal ini dilakukan dengan tujuan untuk mengurangi beban komputasi.

3.2 Background Substraction

Pada tahap ini setiap *frame* akan dilakukan pengurangan latar belakang dengan cara memisahkan antara *background* dan *foreground*. Proses deteksi objek bergerak dengan metode *background subtraction* didasarkan pada perbedaan antara *background* referensi dengan *frame*. Berikut ilustrasi pada metode *background subtraction*:



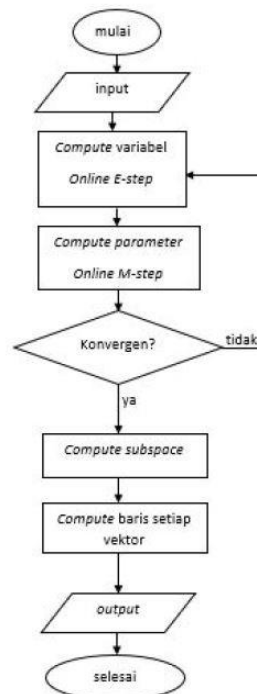
Gambar 3. Ilustrasi *background subtraction*

3.2.1 Warmstart

Warmstart digunakan untuk memulai algoritma dengan menjalankan PCA untuk beberapa *frame* video, guna mendapatkan *inisial subspace*, untuk mengekstrak *noise* dan menghitung variabel untuk *subspace learning*. Pada *warmstart* dilakukan pencarian nilai U, V, dan *struct* berupa parameter yang digunakan dalam OMoGMF. Nilai U dan V adalah hasil proses PCA dengan ketentuan parameter *control speed* memperbarui U 1,5, iter 50, dan MoG parameter 0.01.

3.2.2 Update Parameter OMoGMF

Untuk menjalankan metode OMoGMF diperlukan memperbarui parameter untuk mendapatkan hasil deteksi objek yang maksimal, berikut tahapan *update* parameter OMoGMF.



Gambar 4. Diagram algoritma OmoGMF.

3.3 Dataset

Dataset yang digunakan pada sistem merupakan data yang terdapat dalam CCTV. *Dataset* yang digunakan memiliki 5 buah keadaan yaitu: sofa, *Backdoor*, *Bus Station*, *Skating*, *Office*, *Pendestarian* dan kelas *background*. Kelas *background* diasumsikan sebagai non-objek.

Tabel 1. Distribusi *Dataset*.

No.	<i>Dataset</i>	Jumlah <i>frame</i>
1	Sofa	400
2	<i>Backdoor</i>	400
3	<i>Bus Station</i>	400
4	<i>Skating</i>	400
5	<i>Office</i>	400
6	<i>Pendestarian</i>	400

3.4 Tahapan Pengujian Sistem

Pada bagian ini dilakukan pengujian terhadap *background subtraction* berbasis OMoGMF. Dengan distribusi *dataset* pada Tabel 1 menggunakan parameter performansi *precision*. Berikut tahapan pengujian sistem:

1. Pengambilan gambar sebanyak 100 gambar yang terdapat dalam *dataset* yang sudah terdapat *input* gambar asli dan *groundtruth*, kemudian disimpan kedalam format *.mat*.
2. Setelah di simpan dalam bentuk *.mat* gambar akan di demo dengan *background subtraction* berbasis OMoGMF dan akan mengeluarkan hasil berupa latar belakang dan objek yang sudah terdeteksi.
3. Ketika objek sudah terdeteksi maka akan dicari titik koordinat dari objek yang terdeteksi kemudian dihitung presisi dengan mengubah parameter kecepatan memperbarui basis *matrix*, yang memiliki jumlah *threshold* dan *iter* yang berbeda.

3.4.1 Parameter Pengujian

Dalam penelitian ini pengujian dilakukan untuk menentukan parameter mana yang terbaik dalam sistem. Parameter pengujian dilakukan sesuai dengan tahap pengujian, berikut merupakan parameter pengujian yaitu:

1. *Speed update basis matrix*
Speed update basis matrix digunakan untuk mengontrol kecepatan dalam memperbarui parameter basis matriks dalam sistem, pada penelitian ini digunakan basis matriks sebesar 0.9 dan 0.99.
2. *Threshold*
Threshold merupakan salah satu segmentasi citra dimana prosesnya didasarkan pada perbedaan derajat keabuan citra. Pada penelitian ini dibutuhkan suatu nilai batas yang disebut nilai *threshold*. Dimana pada pengujian ini diambil nilai sebesar 0.01, 0.1 dan 1.
3. Perulangan
Digunakan perulangan pada penelitian ini ialah untuk mengakomodasi jika terjadi perubahan pada tahapan performansi sistem. Pengujian ini dilakukan perulangan sebanyak 1 kali, 10 kali dan 20 kali.

3.5.1 Precision

Pada tugas akhir ini parameter performansi yang digunakan ialah *precision*. *Precision* digunakan sebagai parameter performansi pada tugas deteksi. *Precision* ialah tingkat ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem. Berikut persamaan untuk mendapatkan *precision* :

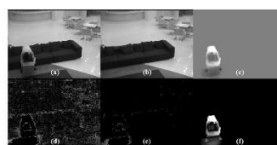
$$precision = \frac{|Sgt \cap Sf|}{|Sgt \cup Sf|} \quad (1)$$

dimana, *Sgt* adalah *groundtruth* yaitu jumlah data yang terklasifikasi memiliki nilai kebenaran objek, dan *Sf* merupakan hasil objek yang terdeteksi oleh sistem.

4. Hasil dan Analisis

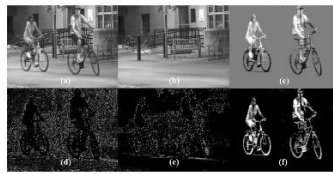
4.1 Hasil *Background Subtraction* berbasis OMoGMF

1. Hasil *Dataset* Sofa



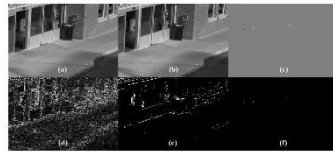
Gambar 5. *Dataset* sofa. (a) *Input*, (b) *Background modeling*, (c) *Foreground detection*, (d) *Pesebaran fitur*, (e) *Persebaran fitur*, (f) *Background subtraction*.

2. Hasil *Dataset Backdoor*



Gambar 6. *Dataset backdoor*. (a) *Input*, (b) *Background modeling*, (c) *Foreground detection*, (d) *Pesebaran fitur*, (e) *Persebaran fitur*, (f) *Background subtraction*.

3. Hasil *Dataset Bus Station*



Gambar 7. *Dataset bus station*. (a) *Input*, (b) *Background modeling*, (c) *Foreground detection*, (d) *Pesebaran fitur*, (e) *Persebaran fitur*, (f) *Background subtraction*

4. Hasil *Dataset Skating*



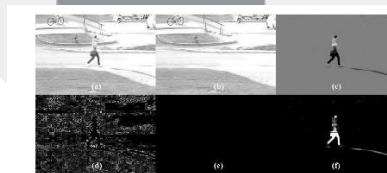
Gambar 8. *Dataset skating*. (a) *Input*, (b) *Background modeling*, (c) *Foreground detection*, (d) *Pesebaran fitur*, (e) *Persebaran fitur*, (f) *Background subtraction*

5. Hasil *Dataset Office*



Gambar 9. *Dataset office*. (a) *Input*, (b) *Background modeling*, (c) *Foreground detection*, (d) *Pesebaran fitur*, (e) *Persebaran fitur*, (f) *Background subtraction*

6. Hasil *Dataset Pendestarian*



Gambar 10. *Dataset office*. (a) *Input*, (b) *Background modeling*, (c) *Foreground detection*, (d) *Pesebaran fitur*, (e) *Persebaran fitur*, (f) *Background subtraction*

4.2 Analisis Precision

Sistem diuji menggunakan *dataset* yang terdiri atas citra dan gambar sesuai rincian pada Tabel 1. Presisi didapatkan dengan menghitung *input* berupa Sg (*groundtruth*) dan Sf (hasil *background subtraction*) dengan menggunakan persamaan (1).

4.2.1 Parameter speed update basis matriks 0.9

Tabel 2. Hasil pengujian parameter 0.9 pada *dataset sofa*.

No.	Threshold	Pengulangan	Precision(%)
1	0.01	1	81.261
		10	86.261
		20	83.123
2	0,1	1	78.813
		10	79.725
		20	80.034
3	1	1	79.431
		10	79.690
		20	79.809

Tabel 3. Hasil pengujian parameter 0.9 pada *dataset backdoor*.

No.	Threshold	Pengulangan	Precision(%)
1	0.01	1	80.002
		10	80.028
		20	80.626
2	0,1	1	81.0096
		10	81.025
		20	82.092
3	1	1	82.622
		10	82.832
		20	82.965

Tabel 4. Hasil pengujian parameter 0.9 pada *dataset bus station*.

No.	Threshold	Pengulangan	Precision(%)
1	0.01	1	78.0039
		10	80.028
		20	82.003
2	0,1	1	83.426
		10	85.025
		20	87.092
3	1	1	92.7193
		10	92.832
		20	92.965

Tabel 5. Hasil pengujian parameter 0.9 pada *dataset skating*.

No.	Threshold	Pengulangan	Precision(%)
1	0.01	1	72.002
		10	72.0283
		20	72.342
2	0,1	1	71.556
		10	71.796
		20	72.081
3	1	1	72.129
		10	73.222
		20	73.542

Tabel 6. Hasil pengujian parameter 0.9 pada *dataset office*.

No.	Threshold	Pengulangan	Precision(%)
1	0.01	1	71.322
		10	71.421
		20	71.625
2	0,1	1	71.544
		10	71.724
		20	72.444
3	1	1	72.652
		10	72.861
		20	72.787

Tabel 7. Hasil pengujian parameter 0.9 pada *dataset pendestarian*.

No.	Threshold	Pengulangan	Precision(%)
1	0.01	1	80.002
		10	80.028
		20	82.342
2	0,1	1	81.656
		10	81.996
		20	82.092
3	1	1	82.432
		10	82.898
		20	82.965

4.2.2 Parameter speed update basis matriks 0.99

Tabel 8. Hasil pengujian parameter 0.99 pada dataset sofa.

No.	Threshold	Pengulangan	Precision(%)
1	0.01	1	83.587
		10	83.972
		20	84.120
2	0,1	1	84
		10	85.027
		20	85.565
3	1	1	83.025
		10	85.808
		20	86.305

Tabel 9. Hasil pengujian parameter 0.99 pada dataset backdoor.

No.	Threshold	Pengulangan	Precision(%)
1	0.01	1	84.235
		10	84.273
		20	84.476
2	0,1	1	85.346
		10	85.672
		20	85.772
3	1	1	88.324
		10	88.652
		20	88.822

Tabel 10. Hasil pengujian parameter 0.99 pada dataset bus station.

No.	Threshold	Pengulangan	Precision(%)
1	0.01	1	84.235
		10	86.278
		20	88.476
2	0,1	1	97.956
		10	98.023
		20	98.252
3	1	1	98.352
		10	98.552
		20	98.822

Tabel 11. Hasil pengujian parameter 0.99 pada dataset skating.

No.	Threshold	Pengulangan	Precision(%)
1	0.01	1	78.255
		10	79.102
		20	79.222
2	0,1	1	79.562
		10	79.652
		20	79.721
3	1	1	79.082
		10	79.243
		20	79.333

Tabel 12. Hasil pengujian parameter 0.99 pada dataset office.

No.	Threshold	Pengulangan	Precision(%)
1	0.01	1	77.324
		10	77.359
		20	77.423
2	0,1	1	76.144
		10	76.252
		20	76.334
3	1	1	76.626
		10	76.752
		20	76.867

Tabel 13. Hasil pengujian parameter 0.99 pada dataset pendestarian.

No.	Threshold	Pengulangan	Precision(%)
1	0.01	1	86.154
		10	86.783
		20	86.591
2	0,1	1	85.944
		10	85.977
		20	86
3	1	1	85.329
		10	85.552
		20	85.722

4.3 Analisis Performansi Sistem

Berikut pengaruh didapatkannya hasil pengujian terbaik:

1. Pengaruh nilai speed update basis matriks, dimana semakin besar speednya maka akan semakin baik nilai presisinya.
2. Pengaruh perulangan pada nilai speed update basis matriks, semakin besar perulangannya maka akan semakin baik nilai presisinya.
3. Pengaruh input dataset, pada dataset yang memiliki banyak noise maka sistem tidak dapat mendapatkan deteksi objek dengan baik dan nilai presisi yang dihasilkan semakin kecil.

5. Kesimpulan dan Saran

Kesimpulan :

1. Sistem dapat mendeteksi suatu objek dengan nilai presisi terbaik saat input dataset memiliki noise yang kecil.
2. Sistem harus memiliki input dataset dengan groundtruth yang akurat untuk mendapatkan hasil presisi yang baik .
3. Semakin besar nilai speed update basis matriks, dan nilai perulangannya semakin besar, maka akan semakin baik nilai presisinya.

Saran :

1. Perbanyak jumlah data latih dan data uji, sehingga dapat mengenali pendeteksian objek dengan lebih baik lagi.
2. Memperbaiki proses OMOGMF agar hasil yang dideteksi lebih jernih.
3. Menghindari sebisa mungkin adanya noise, agar gambar tidak tercampur dengan ciri lain ketika dilakukan demo background subtraction dengan OMOGMF.
4. Sistem dapat dijalankan pada cctv untuk kondisi realtime.

Daftar Pustaka:

- [1] M. Partridge, M. Jabri. 2000. *Robust Principal Component Analysis*. Neural Networks for Signal Processing X. IEEE Signal Processing Society Workshop (Cat. No. 00TH5801), pp. 289-298 vol. 1.
- [2] J. He, L. Balzano, A. Szlam. 2012. *Incremental Gradient on the Grassmannian for Online Foreground and Background Separation in Subsampled Video*. IEEE. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE pp. 1568-1575
- [3] H. Guo, C. Qiu, N. Vaswani. 2014. *An Online Algorithm for Separating Sparse and Low-Dimensional Signal Sequences from Their Sum*. IEEE Transaction on Signal Processing, pp. 4284-4297 vol. 62.
- [4] J. Xu, V. K. Ithapu, L. Mukherjee, J. M. Rehg, V. Singh. 2013. *Gosus: Grassmannian Online Subspace Updates with Structured-Sparsity*. IEEE International Conference on Computer Vision, pp. 3376-3383.
- [5] X. Zhou, C. Yang, W. Yu. 2012. *Moving Object Detection by Detecting Contiguous Outliers in the Low-Rank Representation*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, pp. 597-610, vol. 35, no. 3.
- [6] H. Young, D. Meng, W. Zuo, L. Zhang. 2017. *Robust Online Matrix Factorization for Dynamic Background Subtraction*. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, pp. 1726-1740, vol. 40, no. 7.
- [7] A. N. McIvor. 2000. *Background Subtraction Techniques*. Proc. of Image and Vision Computing, pp.3099-3104, vol. 4.
- [8] O. Barnich, M. Van Droogenbroeck. 2010. *Vibe: A Universal Background Subtraction Algorithm for Video Sequences*. IEEE Transaction Algorithm for Video Sequences, pp. 1709-1724, vol. 20, no. 6.
- [9] J. Barandiaran, B. Murguria, F. Boto. 2008. *Real-Time People Counting using Multiple Lines*. Nint International Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services. IEEE, pp. 159-162.
- [10] J. Raheja, S. Kalita, P. J. Dutta, S. Lovendra. 2012. *A Robust Real Time People Tracking and Counting Incorporating Shadow Detection and Removal*. International Journal of Computer Application pp. 51-48, vol. 46, no. 4.
- [11] N. Greggio, A. Bernardino, C. Laschi, P. Dario, J. Santos-Victor. 2012. *Fast Estimation of Gaussian Mixture Models for Image Segmentation*. Machine Vision and Application, pp. 773-789, vol. 23, no 4.

