

Deteksi Asap pada Video menggunakan LBP – TOP *Smoke Detection on Video Using LBP – TOP*

¹Faizal Bima Prayudha, ²Febryanti Sthevanie, ³Anditya Arifiyanto

¹²³Program Studi S1 Teknik Informatika, Fakultas Teknik Informatika, Universitas Telkom
¹faisalbmp2012@gmail.com

Abstrak

Deteksi asap pada video memiliki kemajuan yang pesat dengan didukung metode metode yang telah dikembangkan serta kinerja komputer yang semakin mutakhir performansinya. Video asap itu sendiri susah dikenali bahkan oleh mata kita sendiri karena asap mudah terbawa oleh angin. Hingga saat ini pendeteksian asap menggunakan sensor alat lebih banyak diaplikasikan, namun deteksi asap menggunakan sensor lebih lama dalam mendeteksi asap dibandingkan deteksi asap pada video di ruangan terbuka.

LBP – TOP adalah metode ekstraksi tekstur. LBP – TOP mengekstraksi tekstur berbasis 3 Dimensi yang diambil dari objek bergerak hasil dari Three-Frame Differencing. Objek bergerak akan diekstraksi teksturnya menggunakan LBP-TOP dan diambil 4 fitur menggunakan color moment menjadi vektor 4 dimensi yang akan diklasifikasi menggunakan K-Nearest Neighbor.

Pada tugas akhir ini telah di buat sistem deteksi asap pada video menggunakan LBP-TOP. Parameter yang tepat pada sistem untuk sistem deteksi asap pada video menggunakan pengujian serial adalah threshold 7 dan rentang waktu 10 pada Three-Frame Differencing , neighborhood 2 dan rentang waktu 20 pada LBP – TOP, nilai K 9 pada KNN dengan akurasi pada level frame sebesar 82.5%. dan level boxing 52%.

Kata Kunci : LBP – TOP , subblok , Three-Frame Differencing , Histogram , K –Nearest Neighbor ,plane .

Abstract

Smoke detection on video has a rapid advancement with supported methods that have been developed method and the performance of computers that the more up-to-date performance. Video Smoke itself is hard to recognize even by our own eyes because the smoke is easily carried by the wind. So now the smoke detection using the instrument sensor is more applied, but smoke detection uses longer sensors in detecting smoke than smoke detection in video in open space.

LBP - TOP is a texture extracting method. 3 dimensional texture extracting taken from moving objects results from Three-Frame Differencing. the moving object will be extracted texture using LBP-TOP and taken 4 features using color moment into 4 dimensional vector which will be classified using K-Nearest Neighbor.

In this final project has been created smoke detection system on video using LBP-TOP The correct parameters on the system for this detection system on video based on serial testing are threshold 7 and time span 10 on Three-Frame Differencing, neighborhood 2 and time span 20 on LBP - TOP, K value 9 at KNN with accuracy at frame level of 82.5%. and boxing level 52%. Keyword: multi-agent, BDI, IDS, Value, simulation.

Keyword : LBP – TOP , subblok , Three-Frame Differencing , Histogram , K –Nearest Neighbor,plane.

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Asap terjadi karena adanya proses pembakaran, Kebakaran dapat dideteksi menggunakan Smoke Detector dengan mendeteksi keberadaan asap pada suatu ruangan, Smoke Detector memiliki beberapa kekurangan salah satunya mendeteksi di areal yang luas, deteksi asap pada video lebih mudah mendeteksi asap pada area yang luas seperti menempatkan kamera yang memiliki pandangan luas karena Asap yang tertangkap pada video dapat mendeteksi di area yang luas lebih cepat[6] karena asap lebih cepat menyebar ke udara.

Metode deteksi asap pada video sudah banyak penelitiannya, penelitian sebelumnya Nobuyuki et al. Deteksi Asap menggunakan Fractal Coding [9], Toreyyin et al. mendeteksi asap berdasarkan energi wavelet [10], Chen et al mendeteksi asap berdasarkan distribusi warna[11]. Penilitain deteksi asap pada video [9], [10] dan [11] menggunakan metode berdasarkan data spasial pada citra. Banyak informasi yang hilang pada video menggunakan metode berdasarkan data spasial. Metode LBP-TOP mendeteksi asap pada video menggunakan informasi data spasial dan data temporal, seperti yang dilakukan pada penelitian sebelumnya Chen et al. menggunakan metode LBP-TOP mengkombinasikan based Inter-Frame Difference (BIFD) untuk mendeteksi objek bergerak [12], dan Margarita et al. menggunakan metode LBP-TOP dan mengkombinasikan Kullback-Leibler (KL) Histogram comparison untuk klasifikasi [13]

Pada tugas akhir ini telah dibuat sistem deteksi asap pada video menggunakan LBP – TOP untuk ekstraksi tekstur pada satu frame video, objek yang bergerak akan dideteksi menggunakan metode Three-Frame Differencing. Objek asap ditentukan menggunakan klasifikasi K-Nearest Neighbor.

1.2 Tujuan

Berdasarkan latar belakang tersebut, maka tujuan dari penelitian adalah sebagai berikut:

1. menerapkan metode LBP-TOP untuk mendeteksi sebuah asap pada video.
2. Menjelaskan Bagaimana cara mengukur performansi sistem untuk mendeteksi asap pada video.

1.3 Identifikasi Masalah

Rumusan masalah dalam pembuatan tugas akhir ini adalah:

Bagaimana cara menerapkan metode LBP-TOP untuk mendeteksi sebuah asap pada video. performansi sistem untuk mendeteksi asap pada video, diukur berdasarkan parameter terbaik dari hasil pengujian serial.

2. Dasar Teori

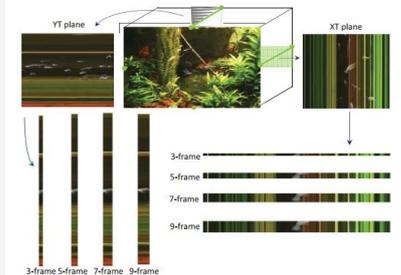
2.1 Three-Frame Differencing

Three-Frame Differencing merupakan metode untuk mendeteksi gerakan pada suatu video, sebuah objek yang bergerak pada suatu video terjadi perbedaan pada piksel frame dengan frame sesudahnya ataupun sebelumnya. Hanya dengan mengurangi kedua frame bertetangga tersebut akan terlihat perbedaan piksel frame tersebut.

Namun benda bergerak lebih besar dari seharusnya dan terkadang terjadi fenomena-fenomena double, ditambah lagi mendeteksi 2 frame sebelum dan sesudah merupakan bagian yang relatif [4], Maka karena itu dibutuhkan 3 buah gambar yang dapat menangkap gerakan sebelum maupun sesudah dari ketetangaan itu sendiri. dibutuhkan tiga citra yang berdekatan sebagai sebuah kelompok bingkai dan perbedaan lagi sampai mendeteksi bentuk kontur obyek bergerak dari bingkai menengah lebih baik.[5]

2.2 Local Binary Pattern Three Orthogonal Plane

Local Binary Pattern mengekstraksi fitur berdimensi 2D, Namun masih banyak informasi yang hilang. Untuk mengatasi masalah tersebut LBP – TOP mengatasi masalah, dengan menggabungkan 3 orthogonal *planes* XY, *planes* XT, dan *planes* YT.[6]



Gambar 2. 1 penjelasan LBP – TOP [6]

Planes XY, *planes* XT, dan *Planes* YT merupakan representasi dari pemotongan video 3 Dimensi menjadi gambar 2 Dimensi. Untuk pemotongan tersebut diambil dari titik tengah pada video. Yang nantinya akan diekstraksi fiturnya menggunakan LBP pada orthogonal *Planes* XY, *planes* XT, *planes* YT.

2.3 K – Nearest Neighbor

K-Nearest Neighbor (KNN) adalah suatu metode yang menggunakan algoritma supervised dimana hasil dari query instance berupa dimensi data yang baru diklasifikasikan berdasarkan mayoritas dari kategori pada KNN.

Tujuan dari algoritma ini adalah mengklasifikasikan obyek baru berdasarkan atribut dan training sample. Classifier tidak menggunakan model apapun untuk dicocokkan dan hanya berdasarkan pada memori. Diberikan titik query, akan ditemukan sejumlah k obyek atau (titik training) yang paling dekat dengan titik query. Klasifikasi menggunakan voting terbanyak diantara klasifikasi dari k ketetangaan terdekat [14]. algoritma KNN menggunakan klasifikasi ketetangaan sebagai nilai prediksi dari query instance yang baru. Ketetangaan terdekat pada klasifikasi KNN diikuti dengan menggunakan jarak euclidian distance, berikut persamaanya :

$$d(p,q) = \sqrt{[(p_1 - q_1)]^2 + [(p_2 - q_2)]^2 + \dots + [(p_n - q_n)]^2} \quad (2.5)$$

3. Perancangan

3.1 Data Uji dan Data Latih

Data uji dan data latih merupakan dataset yang digunakan untuk proses Training dan proses Testing. a. Penentuan t, menentukan sejumlah data t yang nantinya akan menjadi input dari agen deteksi.

Data latih untuk *Three-Frame Differencing*, merupakan satu buah *frame* dari kumpulan *frame* video yang objek Bergeraknya ditandai dan masking objek Bergeraknya menjadi citra *moving pixel*.

Data uji dan data latih untuk tahap klasifikasi dan ekstraksi ciri merupakan kumpulan *dataset* video yang telah di crop menjadi bagian video yang lebih kecil, Data Uji dan Data Latih dibagi menjadi 2 bagian yaitu potongan video Asap dan potongan video non – asap yang berdurasi 2 – 6 detik.

3.2 Three-Frame Differencing

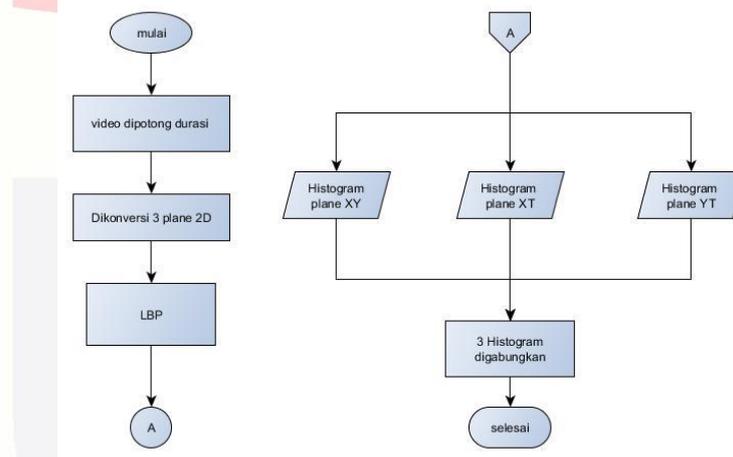
Untuk tahap yang pertama dilakukan *Foreground Detection* dengan mencari perubahan piksel pada gambar Bergerak. piksel yang berubah nilainya dideteksi sebagai gambar Bergerak sementara yang nilainya tidak berubah akan dianggap sebagai latar belakang. Untuk *Foreground Detection* menggunakan metode *Three-Frame Differencing*

3.3 Ekstraksi Ciri

Objek yang Bergerak pada gambar kemudian di ekstraksi cirinya untuk di ambil 4 fitur. Berikut alur proses ekstraksi

3.3.1 LBP – TOP

Frame objek Bergerak yang dihasilkan dari *Three-Frame Differencing* diekstraksi teksturnya menggunakan LBP – TOP. berikut alur diagram LBP – TOP



Gambar 3. 1 alur diagram LBP TOP

3.3.2 Color Moment

Color Moment mengambil 4 fitur dari *Histogram* data ekstraksi tekstur. 4 fitur yang digunakan adalah. Sebagai berikut :

1. *Mean* : fitur *Mean* mencari sekumpulan bilangan yang mewakili seluruh data

$$E_i = \sum_{j=1}^N \frac{1}{N} P_{ij} \quad (2.1)$$

2. *Standard Deviation* : fitur *Standard Deviation* menghitung rata rata sebaran data

$$\sigma_i = \sqrt{\left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N ((P_{ij} - E_i)^2)\right)} \quad (2.2)$$

3. *Skewness* : fitur *Skewness* menghitung kemiringan jumlah distribusi data yang paling banyak, jika ke kiri bernilai negatif sedangkan ke kanan positif.

$$\delta_i = \frac{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^N ((P_{ij} - E_i)^3)}{\sqrt{\left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N ((P_{ij} - E_i)^2)\right)}^3} \quad (2.3)$$

4. *Kurtosis* : fitur *Kurtosis* menghitung kelancipan distribusi data

$$\delta_i = \frac{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^N ((P_{ij} - E_i)^4)}{\sqrt{\left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N ((P_{ij} - E_i)^2)\right)}^2} \quad (2.4)$$

3.4 K-Nearest Neighbor

Pada proses KNN (*K-nearest neighbor*) 4 fitur hasil dari ekstraksi ciri menjadi data uji 4 dimensi sedangkan data latih merupakan kumpulan data berdimensi 4 yang diambil 4 fitur hasil ekstraksi ciri yang dipisahkan menjadi 2 kelas yaitu kelas asap dan kelas non-asap, kelas asap merupakan ekstraksi fitur dari *dataset* asap sementara kelas non-asap ekstraksi fitur dari *dataset* non-asap.

4. Pengujian

Pengujian Sistem dilakukan sebagai ukuran performansi dari sistem yang sudah dibangun. Pengujian ini dilakukan dengan tujuan pengujian yang ingin dicapai melalui skenario pengujian yang telah dibangun menggunakan pengujian serial, pengujian serial itu sendiri merupakan pengujian yang berseri, dimana pengujian parameter acuan diambil secara acak untuk mendapatkan parameter terbaik, kemudian parameter terbaik tersebut digunakan pada pengujian parameter atau skenario selanjutnya.

4.1 Parameter Pengujian

Parameter pengujian yang digunakan terbagi menjadi 2 tahap yaitu bagaimana alur data yang melewati ARS dapat sampai menghasilkan IDS Value, kedua perhitungan IDS Value mendapatkan hasil antara -1 sampai 1.

4.2 Pengujian Rentang Waktu dan Threshold Three-Frame Differencing

Pengujian dilakukan dengan menghitung kordinat *moving pixel* yang dihasilkan sistem sesuai dengan kordinat *moving pixel* dari data latih. Penentuan parameter yang optimal dilihat melalui rata rata F1 pada setiap gambar.

Tabel 4. 1 Hasil pengujian parameter *Threshold three-frame differencing* dengan rentang waktu = 10

rentang waktu = 10									
Hasil F1 threshol d = 1	Hasil F1 threshol d = 2	Hasil F1 threshol d = 3	Hasil F1 threshol d = 4	Hasil F1 threshol d = 5	Hasil F1 threshol d = 6	Hasil F1 threshol d = 7	Hasil F1 threshol d = 8	Hasil F1 threshol d = 9	Hasil F1 threshol d = 10
0.498555	0.589673	0.643489	0.667846	0.679137	0.685185	0.68584	0.683613	0.679702	0.673814

selanjutnya nilai parameter Threshold yang optimal pada pengujian sebelumnya digunakan untuk mencari parameter rentang waktu yang optimal

Tabel 4. 1 Hasil pengujian parameter

rentang waktu *Three-frame differencing* dengan *Threshold* yang terbaik

Threshold = 7					
Hasil F1 rentang waktu = 5	Hasil F1 rentang waktu = 10	Hasil F1 rentang waktu = 15	Hasil F1 rentang waktu = 20	Hasil F1 rentang waktu = 25	Hasil F1 rentang waktu = 30
0.674434	0.68584	0.674629	0.660331	0.648631	0.640081

Nilai parameter rentang waktu = 10 dan nilai parameter *Threshold* = 7 merupakan parameter yang terbaik. berdasarkan pengujian pada skenario ini

4.3 Pengujian Deteksi Agent ($\lambda = 1500$ dan 5000 , $C/L = 0,7$ dan $0,9$)

Pengujian dilakukan dengan Input hasil daripada agen data kepada 3 router yang telah ditentukan, kemudian akan dideteksi bilamana ada anomali pada fungsi Traffic menggunakan Mahalanobis distance, mengklasifikasikan anomali pada fungsi Klasifikasi menggunakan CART, serta menghitung IDS Value pada fungsi Value dari setiap router. Setiap agen Deteksi diterapkan konsep BDI yang mana adalah jika nilai 0 berarti data normal, sedangkan nilai 1 berarti data anomali. Jika BDI pada fungsi Traffic bernilai 1, maka nilai BDI pada fungsi Klasifikasi, Value, dan Response juga akan menjadi 1 yang berubah pada saat t sesudah BDI masing-masing fungsi menjadi 1. Setiap client memiliki nilai yang sama pada setiap t, karena setiap t mengandung 1 atau lebih data yang dianggap anomali, sehingga semua nilai BDI pada setiap fungsi bernilai 1 seperti yang sudah diterangkan sebelumnya. Pada tahap selanjutnya jika nilai BDI fungsi Value adalah 1, maka pada saat itu perhitungan IDS Value dilakukan. Hal ini karena setiap Intention yang berasal dari fungsi sebelumnya menjadi Belief pada fungsi setelahnya. Untuk melakukan perhitungan IDS Value di perlukan variabel H (DR), F (FPR), dan P (ACC) yang di dapat dari hasil klasifikasi CART di dalam fungsi Klasifikasi, hasil dari perhitungan IDS Value dapat dilihat pada gambar 4.5. Pada data-data yang datang pada t awal terlihat bahwa nilai IDS Value sangat kecil karena struktur data pertama yang merupakan data normal, pada t = 9 terlihat nilai IDS value

1 karena struktur data pada t tersebut adalah data anomali atau data serangan. Hal ini terjadi karena proses pre-processing yang terjadi sebelum data masuk kedalam proses Distribusi Poisson.

4.4 Pengujian Neighborhood dan rentang waktu LBP TOP

Pengujian dilakukan dengan melihat nilai *F measure* dari hasil klasifikasi menggunakan data uji dan data latih.

Tabel 4. 2 Hasil pengujian parameter Neighbor LBP – TOP dengan rentang waktu = 30 dan K = 5

Neghbor	Precision	Recall	F Measure
1	0.590909	0.590909	0.590909
2	0.583333	0.636364	0.608696

selanjutnya nilai parameter *Neighbor* yang optimal pada pengujian sebelumnya digunakan untuk mencari parameter rentang waktu yang optimal.

Tabel 4. 3 Hasil pengujian parameter rentang waktu LBP – TOP dengan Neighbor yang terbaik dan K = 5

rentang waktu	Precision	Recall	F1
10	0.448276	0.590909	0.509804
20	0.571429	0.727273	0.64
30	0.583333	0.636364	0.608696
40	0.608696	0.636364	0.622222

Nilai parameter rentang waktu = 20 dan nilai parameter *Neighbor* = 2 merupakan parameter yang terbaik. berdasarkan pengujian pada skenario ini.

4.4 Pengujian Sistem Level Boxing dan Frame

- Pengujian Keseluruhan Sistem level Boxing

Pengujian ini dilakukan dengan menghitung jumlah *boxing* yang benar terdeteksi dalam seluruh video pengujian ini dilakukan untuk mengukur akurasi keseluruhan sistem dalam mendeteksi *frame* yang benar mengandung objek asap.berikut adalah hasil pengujian yang dilakukan.

Tabel 4. 4 Hasil Pengujian sistem keseluruhan *level Boxing*

Nama Video	Label Asap	Deteksi Asap	Akurasi Asap	Label non - Asap	Deteksi non - Asap	Akurasi non Asap	Total Akurasi
Video Tes	121	121	100%	79	0	0%	50%
Video tes3	10	10	100%	190	0	0%	50%
Cloud Canada	0	188	100%	200	12	17%	55%
Total	131	319	100%	469	12	6%	52%

Hasil pengujian sistem keseluruhan *level Boxing* pada deteksi asap memiliki akurasi sebesar 100% menunjukkan bahwa sistem dapat mendeteksi asap dengan baik, namun total Deteksi non-Asap sebesar 6% menunjukkan bahwa sistem belum mendeteksi non-asap dengan baik.

- Pengujian Keseluruhan Sistem level Frame

Pengujian ini dilakukan dengan menghitung jumlah *frame* yang benar terdeteksi dalam seluruh video.pengujian ini dilakukan untuk mengukur akurasi keseluruhan sistem dalam mendeteksi *frame* yang benar mengandung objek asap.berikut adalah hasil pengujian yang dilakukan

Tabel 4. 5 Hasil pengujian keseluruhan sistem *level Frame*

Jenis Video	Nama Video	Jumlah Frame	T P	T N	F P	F N	Akura si
Asap	Video tes	10	1 0	0	0	0	100%
	smoky	15	1 5	0	0	0	100%
	video tes3	15	1 5	0	0	0	100%
Non - asap	street	20	0	8	7	0	25%
Total		60	4 0	8	7	0	81.25 %

Pada pengujian keseluruhan *level frame*, Akurasi pada video jenis asap sebesar 100% yang menunjukkan bahwa video dapat mendeteksi asap namun akurasi dari video jenis non-asap dengan akurasi yang lebih kecil yaitu sebesar 25 %.

5. Kesimpulan

Dari hasil analisis yang dilakukan pada penelitian dan simulasi ini, dapat di ambil beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Parameter yang tepat pada sistem untuk sistem deteksi ini berdasarkan pengujian *serial* adalah *threshold* 7 dan rentang waktu 10 pada *Three-Frame Differencing*, *neighborhood* 2 dan rentang waktu 20 pada LBP – TOP, nilai K 9 pada KNN dengan akurasi sebesar 82.5%. Sistem tidak dapat mendeteksi asap dengan baik karena masih ada objek non-asap yang terdeteksi asap, namun untuk pencegahan terjadinya kebakaran, asap dapat mendeteksi asap lebih baik

Daftar Pustaka:

- [1] K.Chansu,H.Youngin,S.Yongduck ,K.Hwan-il Kang.2011.” Statistical Pattern Based Real-time Smoke Detection Using DWT Energy”. Jeju Island. South Korea.
- [2] M.Maya ,M. Khairul,A. Fitri .2017.“Studi Kuantisasi Bin Terhadap Metode Local Binary Pattern dan Local Binary Pattern Variance pada Deteksi Citra Asap” ,Program Pascasarjana, Magister Teknik Elektro,Universitas Syiah Kuala Jl. T. Syech Abdurrauf No.7, Darussalam, Banda Aceh 23111 Indonesia.
- [3] T. Ojala ; M. Pietikainen ; T. Maenpaa.2002. “Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns”. IEEE.
- [4] Haiying Zhang1 & Kun Wu A.2012.” Vehicle Detection Algorithm Based on Three-frame Differencing and Background Subtraction”. 1. Software School of Xiamen University, Xiamen, China.
- [5] G.L.Iv, S.G.Zhao, J.Zhao.2007.” A new method for motion detection basedon three-frame differencing and connectivity testing of target image[J]. LCD and Display”,China.
- [6] M. Sokolova dan G. Lapalme.2009 “A systematic analysis of performance measures for classification tasks,” *Inf. Process. Manag.*, vol. 45, no. 4, hal. 427–437.
- [7] www.mathworks.com. diakses pada tanggal 16 Januari 2018
- [8] A. Halim,dkk.2009.“Aplikasi Image Retrieval Menggunakan Kombinasi Metode Color Moment dan Gabor Texture” Program Studi Teknik Informatika, STMIK Mikroskil.
- [9] F. Nobuyuki dan T. Kenji.2004”Extraction of Smoke Using Fractal Coding”.Faculty Engineering,The university of Tokushima,Tokushima,Japan.
- [10] U. Toreyin, B., Dedeoglu, Yigithan, Cetin, A. Enis, 2005. Wavelet based real-time smoke detection in video. In: 13th European Signal Process Conf. EUSIPCO2005, Antalya, Turkey.
- [11] Chen, Thou-Ho, Yin, Yen-Hui, Huang, Shi-Feng, et al., 2006. The smoke detection for early fire-alarming system base on video processing. In: Proc. 2006 Internat. Conf. on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing.
- [12] J.Chen,Y.You,Q.Peng.2013.“Dynamic Analysis for Video Based Smoke Detection”. IJCSI International Journal of Computer Science Issues, Vol. 10, Issue 2, No 2. School of Information Science & Technology, Southwest Jiaotong University,Chengdu, Sichuan, 610031, China
- [13] F.Margarita, P. Anna,P. Aleksei.2015.” Verification of smoke detection in video sequences based on spatiotemporal local binary patterns”. 19th International Conference on Knowledge Based and

- Intelligent Information and Engineering Systems. Siberian State Aerospace University, 31 rasnoyarsky Rabochy av., Krasnoyarsk, 660014 Russian Federation.
- [14] H.Mahdi.2015."Image-Splicing Forgery Detection Based On Improved LBP and K-Nearest Neighbors Algorithm" . Article in Electronics Information and Planning · September 2015, Islamic Azad University.

