

# Perbandingan Ekstraksi Fitur Haar-like dan Local Binary Pattern untuk Deteksi Wajah

Rafy Aulia Akbar<sup>1</sup>, Ricky Eka Putra<sup>2</sup>,

<sup>1</sup>Jurusan Teknik Informatika/Teknik Informatika, Universitas Negeri Surabaya

<sup>2</sup>Jurusan Teknik Informatika/Teknik Informatika, Universitas Negeri Surabaya

[<sup>1</sup>rafvakbar@mhs.unesa.ac.id](mailto:rafvakbar@mhs.unesa.ac.id)

[rickyeka@unesa.ac.id](mailto:rickyeka@unesa.ac.id)

**Abstrak**—Deteksi wajah manusia (*face detection*) adalah salah satu tahap awal yang sangat penting di dalam proses pengenalan wajah (*face recognition*). Karena sebelum memasuki proses tersebut deteksi wajah sangat mempengaruhi tingkat akurasi yang dihasilkan, karena potongan citra wajah dalam sebuah gambar ditentukan oleh deteksi wajah. Deteksi wajah dapat digunakan untuk melakukan pencarian dan pengindeksan data wajah dari citra atau video yang berisi wajah dengan berbagai ukuran, posisi, dan latar belakang. Penelitian ini mengevaluasi dua metode deteksi wajah berdasarkan tingkat hit deteksi dan waktu deteksi, dua metode itu adalah fitur Haar dan *Local Binary Pattern* (LBP). Pada percobaan menggunakan Haar menghasilkan total wajah yang terdeteksi benar adalah 11685 wajah dari 11745 wajah, sedangkan wajah yang terdeteksi salah adalah 103, sehingga memiliki *hit rate* 99,49%. Total dari waktu deteksi dari semua dataset adalah 1033 detik. Kemudian untuk percobaan menggunakan metode LBP total wajah yang terdeteksi benar adalah 11444 wajah dari 11745 wajah, sedangkan wajah yang terdeteksi salah adalah delapan, sehingga memiliki *hit rate* 97,48%. Total dari waktu deteksi dari semua dataset adalah 686 detik. Dari penelitian yang telah dilakukan, Haar memiliki keunggulan pada *hit rate* atau dapat mendeteksi wajah lebih banyak, sedangkan LBP memiliki keunggulan dalam waktu deteksi wajah yang jauh lebih singkat daripada Haar. LBP memiliki kelemahan pada *hit rate*, sedangkan Haar memiliki kelemahan pada waktu deteksi yang lebih lama dan kesalahan deteksi wajah yang lebih banyak daripada LBP.

**Kata Kunci**— deteksi wajah, *viola-jones*, *haar-like*, *local binary pattern*, *hit rate*.

## I. PENDAHULUAN

Dalam bidang penelitian pendeteksian wajah manusia (*face detection*) adalah salah satu tahap awal yang sangat penting di dalam proses pengenalan wajah (*face recognition*). Karena sebelum memasuki proses tersebut, deteksi wajah sangat mempengaruhi tingkat akurasi yang dihasilkan, karena potongan citra wajah dalam sebuah gambar ditentukan oleh deteksi wajah. Deteksi wajah dapat juga digunakan untuk melakukan pencarian dan pengindeksan wajah dari citra atau video yang berisi wajah dengan ukuran, posisi, dan latar belakang yang bervariasi. Selain itu sistem pengenalan wajah digunakan untuk membandingkan satu gambar wajah dengan

suatu basis data citra wajah dan menghasilkan wajah yang paling cocok dengan citra tersebut jika ada, biasanya system tersebut disebut sebagai *face retrieval*. Wajah yang ada di dalam gambar memiliki bentuk *background* yang sangat bervariasi. Penelitian ini akan difokuskan pada masalah pendeteksian wajah. Dengan sistem pendeteksian wajah yang akurat, maka proses selanjutnya yaitu pengenalan wajah dapat dilakukan dengan lebih mudah. [1]. Deteksi wajah dapat dilakukan dengan beberapa pendekatan. Pendekatan-pendekatan tersebut dapat dilakukan dengan berbasis pengetahuan yang menggunakan himpunan aturan yang mengkodekan pengetahuan mengenai wajah manusia, berbasis fitur, berbasis *template matching* dan berbasis penampilan [2].

Metode *viola-jones* adalah salah satu metode untuk pendeteksian objek yang diusulkan oleh Paul Viola dan Michael J. Jones pada tahun 2001. Kemudian mereka mengembangkan metodenya untuk pendeteksian wajah secara real-time [3]. Metode ini diterapkan karena memberikan hasil dengan tingkat akurasi dan waktu komputasi yang tinggi.

LBP merupakan metode analisa tekstur yang menggunakan model struktur dan statistika [4]. Dalam definisi sederhana, LBP adalah sebuah kode biner yang menggambarkan pola tekstur lokal. LBP merupakan metode analisa tekstur yang menggunakan model struktur dan statistika. Dalam definisi sederhana, LBP adalah sebuah kode biner yang menggambarkan pola tekstur lokal.

Pada tahun 2014 Kushsairy Kadir dkk. melakukan penelitian dengan membandingkan fitur Haar dan LBP yang digunakan dalam deteksi wajah. Sampel yang digunakan dalam penelitiannya adalah FERET, MIT CBCL dan taarlab. Ketiga dataset tersebut menyediakan satu wajah gambar dengan berbagai jenis wajah. Berdasarkan hasil keseluruhan LBP memiliki keseluruhan waktu deteksi lebih cepat dibandingkan dengan Haar sebesar 140%. LBP juga mendeteksi lebih banyak wajah daripada Haar dengan tambahan 4%. Mereka mengatakan bahwa LBP lebih baik daripada Haar dalam aspek akurasi deteksi dan waktu deteksi [5].

Penelitian ini berfokus untuk membandingkan hasil dari dua algoritma deteksi wajah berbasis fitur yaitu LBP dan Haar. Penulis akan menggunakan dataset yang diunduh dari internet antara lain dataset NVIE (*Natural Visible and Infrared facial Expression*), FacesDB, CAS-PEAL (*Chinese Academy of Sciences - Pose, Expression, Accessory, and Lighting*), CK+ (Cohn Kanade +), JAFFE (*Japanese Female Facial Expression*) dan dataset KDEF (*Karolinska Directed Emotional Faces*). Sedangkan dataset yang diambil sendiri diberi nama Indonesia

dataset. Dari dataset yang telah dikumpulkan masing-masing akan dilakukan percobaan menggunakan LBP dan Haar, sehingga akan menghasilkan berbagai hit rate dan waktu deteksi dalam hitungan detik yang akan digunakan sebagai perbandingan dua metode berbasis fitur untuk mengetahui metode mana yang menghasilkan hasil paling baik.

## II. METODOLOGI

Bagian ini berfokus pada penjelasan algoritma yang telah ditentukan.

### A. Deteksi Wajah Menggunakan Haar-like

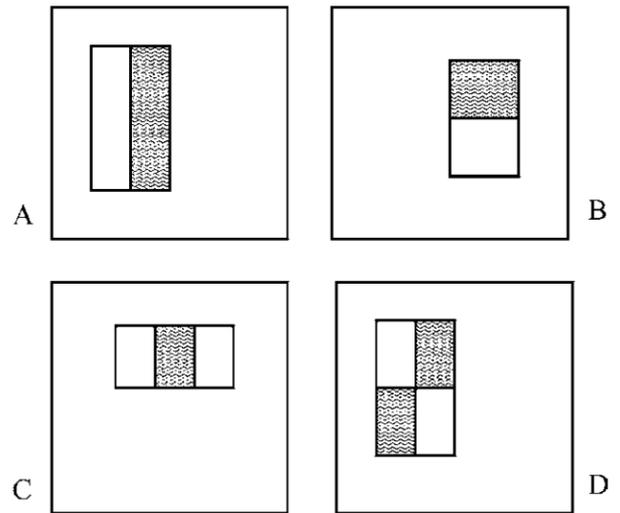
Metode ini diterapkan karena memberikan hasil dengan tingkat akurasi dan waktu komputasi yang tinggi.



Gbr. 1 Alur pengenalan wajah dengan Haar

Untuk melakukan proses deteksi objek, metode ini mengusulkan penggabungan empat kunci utama, yaitu:

1. Fitur persegi sederhana (Fitur Haar). Penggunaan nilai fitur dalam proses deteksi objek dikarenakan pemrosesan berbasis fitur berlangsung lebih cepat dibandingkan pemrosesan berbasis piksel. Tiga jenis fitur berdasarkan jumlah persegi panjang di dalamnya.



Gbr. 2 Jenis fitur Haar [3]

Pada gambar 2 ditunjukkan pada point (A) dan (B) terdapat dua persegi panjang, pada point (C) terdapat tiga persegi panjang, dan pada point (D) terdapat empat persegi panjang. Nilai pada fitur gambar dapat dihitung dengan cara mengurangi nilai pixel di area putih dengan nilai pixel di area hitam. Jika B adalah area hitam dan W adalah area putih maka cara hitungannya yaitu:

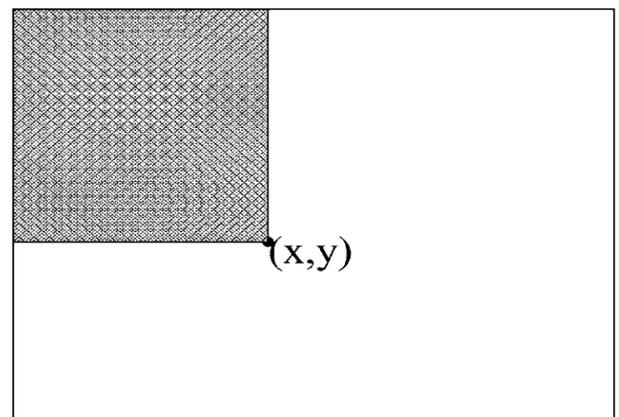
Dua kotak :  $W - B$

Tiga kotak :  $W_1 + W_2 - B$

Empat kotak :  $(W_1 + W_2) - (B_1 + B_2)$

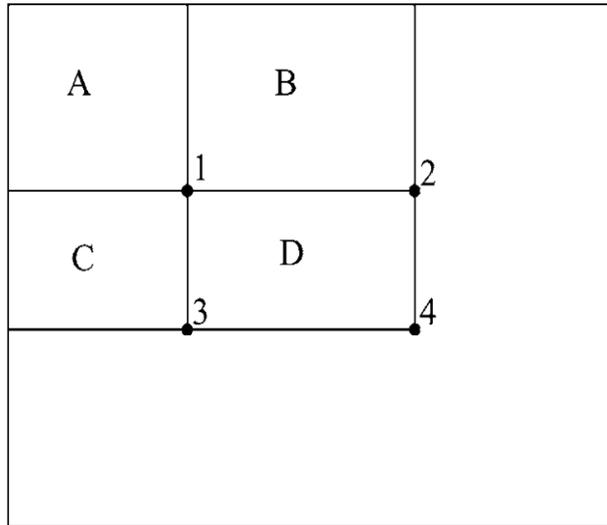
Selanjutnya, nilai fitur dihitung menggunakan *Integral Image*.

2. *Integral image* merupakan citra dimana nilai tiap pixelnya adalah penjumlahan nilai pixel kiri atas hingga kanan bawah.



Gbr. 3 Nilai integral image pada poin (x, y) [3]

Nilai rata-rata piksel pada area yang diarsir dapat dihitung dengan membagi nilai (x,y) pada area segiempat yang diarsir.



Gbr. 4 Penjumlahan piksel dalam persegi [3]

Contohnya, perhitungan nilai piksel pada gambar segi empat D dapat dihitung menggunakan integral image. Rumus perhitungan nilai piksel segiempat D dituliskan sebagai berikut:

$$D = (A+B+C+D) - (A+B) - (A+C) + A$$

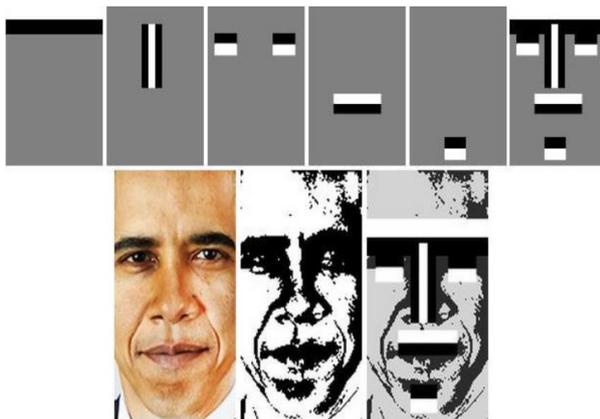
dimana

A+B+C+D : nilai integral image piksel lokasi 4

A+B : nilai integral image piksel lokasi 2

A+C : nilai integral image piksel lokasi 3

A : nilai integral image piksel lokasi 1

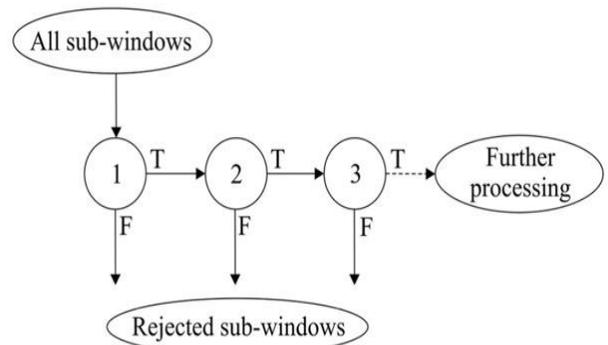


Gbr. 5 Ilustrasi pengaplikasian Haar [5]

Untuk mendeteksi wajah dengan menggunakan haar, fitur yang digunakan dapat sepuluh fitur per citra atau bahkan

ratusan fitur per citra seperti yang ditunjukkan pada gambar 5.

3. Metode *adaboost* digunakan untuk memilih fitur yang dirasa lebih spesifik serta untuk mengatur nilai *threshold*. Metode *adaboost* diterapkan dengan menggabungkan beberapa *classifier* lemah sehingga menjadi *classifier* kuat. *Classifier* lemah berarti nilai filternya hanya mendapatkan nilai benar yang lebih sedikit. Metode *adaboost* bekerja dengan menggabungkan beberapa *classifier* lemah, lalu memberinya nilai bobot pada setiap *classifier* sehingga menjadi *classifier* kuat. Pada metode *viola-jones*, beberapa rangkaian *adaboost classifier* digabungkan sehingga didapatkan rangkaian filter untuk mengklasifikasikan daerah image. Setiap filter tersebut merupakan sebuah *adaboost classifier* terpisah yang terdiri atas beberapa *classifier* lemah
4. *Cascade classifier*. Algoritma *Viola-Jones* ini memiliki salah satu karakteristik yang tidak dimiliki oleh algoritma lain yaitu adanya klasifikasi bertingkat (*cascade*). *Cascade classifier* yang diterapkan pada algoritma ini terdiri atas tiga tingkatan dimana di setiap tingkatannya menghasilkan subcitra bukan wajah. Alasan diterapkan hal tersebut adalah karena lebih mudah untuk menilai apakah subcitra tersebut berisi wajah atau bukan wajah.



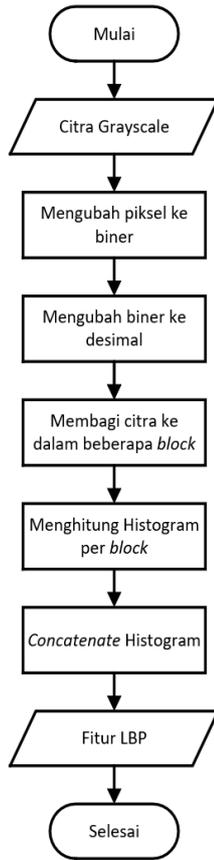
Gbr. 6 Alur kerja cascade classifier [6]

Menurut gambar 6, pada klasifikasi tingkat pertama, untuk setiap subcitra akan diklasifikasikan dengan menggunakan satu fitur, dengan hasilnya berupa nilai T (*true*) untuk gambar yang sesuai dengan fitur *Haar* dan F (*false*) untuk gambar yang tidak sesuai. Pada klasifikasi tingkat ini sebanyak 50% subcitra akan disisakan untuk klasifikasi tingkat selanjutnya. Hasil pada tingkat kedua berupa nilai T (*true*) untuk gambar yang sesuai dengan integral image dan F (*false*) untuk gambar yang tidak sesuai. Hasil akhir dari proses ini yaitu nilai T (*true*) untuk gambar yang memenuhi proses *adaboost* dan F (*false*) untuk yang tidak memenuhi.

#### B. Deteksi Wajah Menggunakan Local Binary Pattern

LBP merupakan metode analisa tekstur yang menggunakan model struktur dan statistika. Dalam definisi sederhana, LBP

adalah sebuah kode biner yang menggambarkan pola tekstur local.



Gbr. 7 Flowchart LBP

Operator dasar LBP berukuran 3 x 3 menggunakan delapan nilai piksel sekitarnya. Maka, gambar yang berukuran 3 x 3 yang nilai binernya terdapat di pusat gambar dibandingkan dengan nilai sekelilingnya.

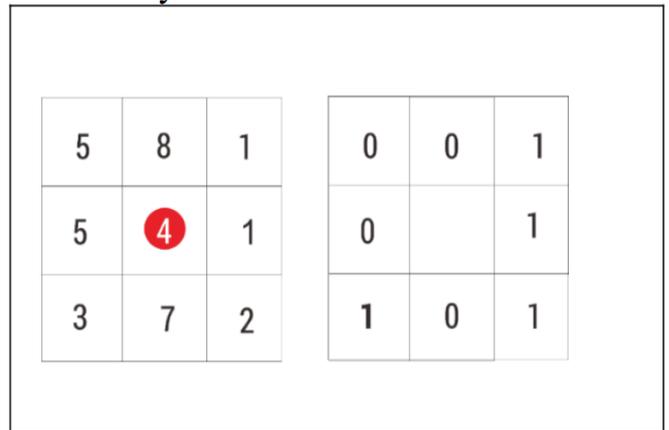
Apabila intensitas piksel tengah lebih besar dibandingkan biner pusat maka nilainya ditetapkan menjadi 1, dan apabila intensitas piksel tengah lebih kecil dibandingkan biner pusat maka nilainya ditetapkan menjadi 0.

Berikutnya melakukan perhitungan nilai LBP untuk piksel yang ditengah mulai dari piksel di sekelilingnya dengan cara searah jarum jam atau sebaliknya asalkan konsisten.

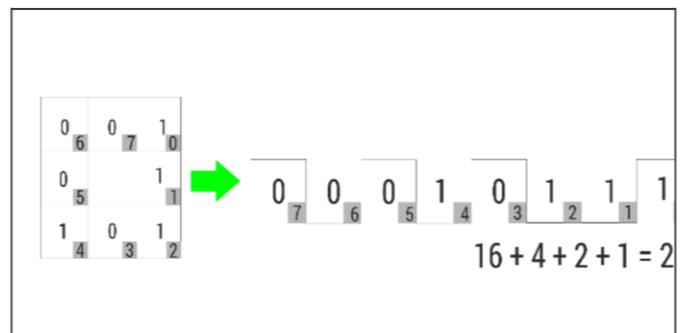
Pada gambar 8 Hasil uji biner disimpan dalam *array* 8bit yang diubah menjadi desimal.

Lalu melakukan pengumpulan nilai biner dan menyimpan nilai desimal pada output LBP.

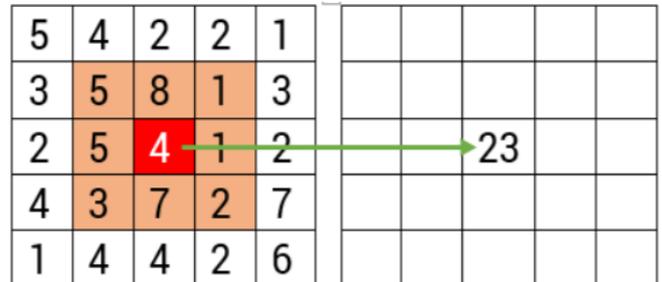
Pada gambar 9, nilai LBP yang dihitung kemudian disimpan dalam *array output* dengan lebar dan tinggi yang sama dengan gambar asli [7]. Setelah semua piksel dihitung LBP-nya maka gambar tersebut diubah kedalam bentuk histogram [7]. Histogram tersebut nantinya digunakan untuk mendeskripsikan tekstur dari citra yang dimaksud [8].



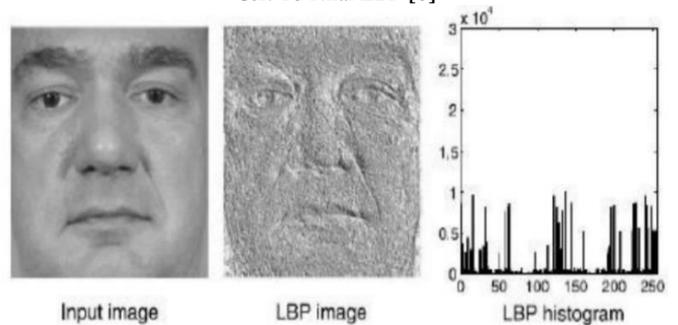
Gbr. 8 Mengubah nilai piksel ke biner [6]



Gbr. 9 Representasi biner ke desimal [6]



Gbr. 10 Nilai LBP [6]



Gbr. 11 LBP Histogram [8]

Gambar 10 adalah ilustrasi proses dari citra *grayscale* hingga menjadi histogram.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam percobaan ini diambil dari internet dan diambil sendiri dengan cara mengambil gambar. Data yang diunduh dari internet antara lain dataset NVIE (*Natural Visible and Infrared facial Expression*), FacesDB, CAS-PEAL (*Chinese Academy of Sciences - Pose, Expression, Accessory, and Lighting*), CK+ (Cohn Kanade +), JAFFE (*Japanese Female Facial Expression*) dan dataset KDEF (*Karolinska Directed Emotional Faces*). Sedangkan dataset yang diambil sendiri diberi nama Indonesia dataset.

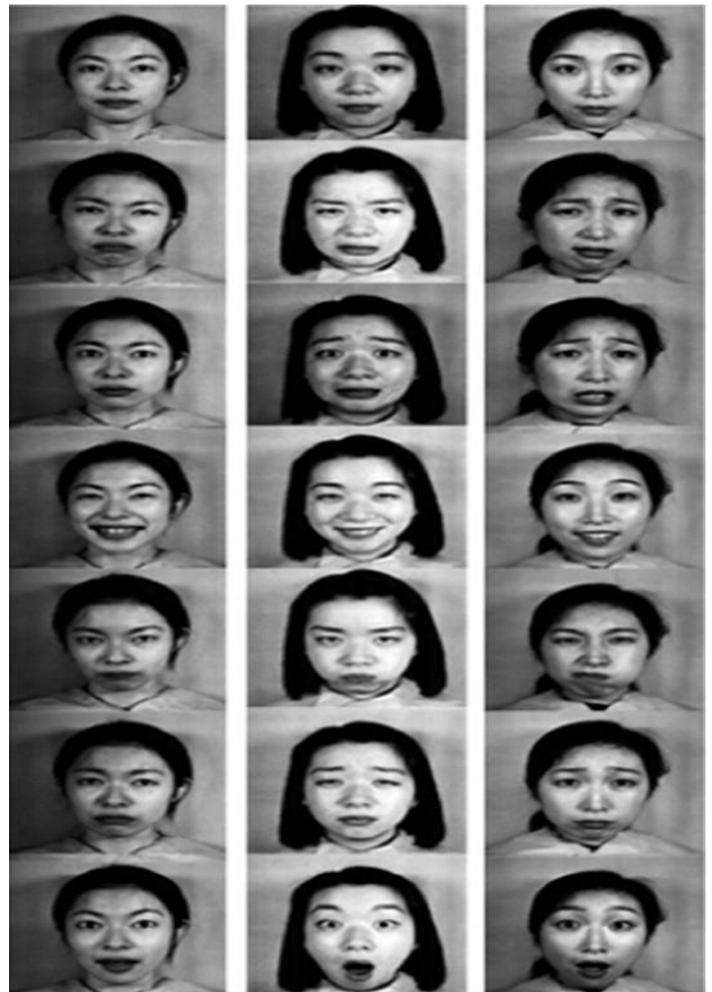
CK+ merupakan pengembangan dataset dari dataset Cohn-Kanade. Dataset CK+ ini memiliki total data sebanyak 1563 yang memiliki label nominal berdasarkan kesan subyek masing-masing dari tujuh jenis kategori emosi [9].



Gbr. 12 Sampel dataset CK+ [10]

Japanese Female Facial Expression Dataset (JAFFE) merupakan kumpulan data fitur citra yang berisi sepuluh perempuan Jepang. Dimana setiap perempuan tersebut memiliki dua hingga empat contoh fitur untuk setiap ekspresi [11].

Karolinska Directed Emotional Faces Dataset (KDEF) merupakan kumpulan gambar citra yang dikumpulkan oleh Lundqvist, D., Flykt, A., & Öhman, A. pada tahun 1998 memiliki total gambar sebanyak 4900 gambar ekspresi manusia dengan 72 x 72 titik setiap inci. Dimana data ini diambil dari tujuh puluh orang dengan tiga puluh lima berjenis kelamin perempuan dan tiga puluh lima berjenis kelamin laki-laki. Pengambilan gambar dilakukan di lima sudut dan direkam sebanyak dua kali (Seri A dan B). Manusia yang berpartisipasi pada dataset ini berumur 20 tahun hingga 30 tahun [12].



Gbr. 13 Sampel dataset JAFFE [11]



Gbr. 14 Sampel dataset KDEF [12]

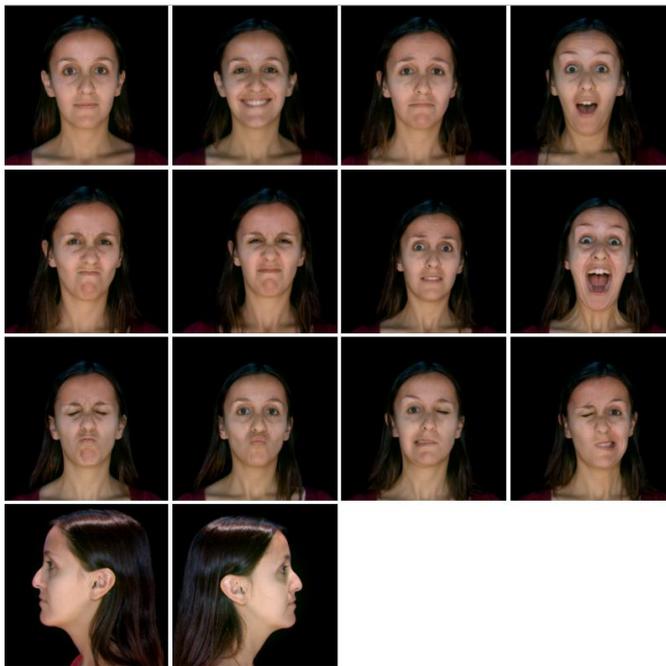
Chinese Academy of Sciences - Pose, Expression, Accessory, and Lighting (CAS-PEAL) merupakan kumpulan gambar 1040 subyek yang terdiri dari 595 pria dan 445 wanita. Pada dataset ini terdapat sembilan kamera yang dipasang secara horizontal pada lengan busur secara bersamaan untuk menangkap gambar di berbagai pose [13].

FacesDB merupakan kumpulan gambar citra yang dibuat pada tahun 2008 untuk membantu dalam penelitian animasi wajah, khususnya analisis dan sintesis ekspresi wajah. Dataset ini terdiri dari 38 individu dengan sampel wajah netral. Secara keseluruhan, kumpulan dataset FacesDB terdiri dari 22 pria dan

16 wanita, dengan mayoritas individu berusia antara 20 dan 50 tahun [14].



Gbr. 15 Sampel dataset CAS-PEAL [13]



Gbr. 16 Sampel dataset FacesDB [14]

Natural Visible and Infrared facial Expression merupakan dataset ekspresi wajah yang dibangun oleh The Key Laboratory of Computing dan Communication Software of Anhui. NVIE memiliki lebih dari 100 subjek [15].



Gbr. 17 Sampel dataset NVIE [15]

Tabel I  
Rincian dataset

Dataset	Jumlah citra
JAFFE	213
KDEF	980
CK+	1563
CAS-PEAL	2171
FacesDB	252
Indonesia	2569
NVIE	3997

Menurut tabel I, keseluruhan citra yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebanyak 11745 citra dan jumlah wajah sama dengan jumlah citra itu sendiri.

Tabel II  
Hasil percobaan Haar

Dataset	Terdeteksi		Hit rate	Waktu deteksi (detik)
	Benar	Salah		
JAFFE	213	0	100%	8
KDEF	980	0	100%	44
CK+	1562	0	99,94%	60
CAS-PEAL	2156	27	99,31%	89
FacesDB	252	2	100%	10
Indonesia	2568	67	99,96%	637
NVIE	3954	7	99,42%	185

Dapat dilihat pada tabel II bahwa total wajah yang terdeteksi benar adalah 11685 wajah dari 11745 wajah, sedangkan wajah yang terdeteksi salah adalah 103, sehingga memiliki hit rate 99,49%. Dan total dari waktu deteksi dari semua dataset adalah 1033 detik.

Tabel III  
Hasil percobaan LBP

Dataset	Terdeteksi		Hit rate	Waktu deteksi (detik)
	Benar	Salah		
JAFFE	213	0	100%	2
KDEF	979	0	99,9%	13
CK+	1563	1	99,94%	18
CAS-PEAL	2046	7	94,24%	19
FacesDB	252	0	100%	2
Indonesia	2554	0	99,42%	567
NVIE	3837	0	96,48%	65

Dapat dilihat pada tabel III bahwa total wajah yang terdeteksi benar adalah 11444 wajah dari 11745 wajah, sedangkan wajah yang terdeteksi salah adalah 8, sehingga memiliki hit rate 97,48%. Dan total dari waktu deteksi dari semua dataset adalah 686 detik.

Tabel IV  
Perbandingan hit rate

Dataset	Hit rate		Selisih (rate)
	Haar	LBP	
JAFFE	100%	100%	0%
KDEF	100%	99,9%	0,1%
CK+	99,94%	99,94%	0%
CAS-PEAL	99,31%	94,24%	5,07%
FacesDB	100%	100%	0%
Indonesia	99,96%	99,42%	0,54%
NVIE	99,42%	96,48%	2,94%

Tabel IV menunjukkan perbandingan hit rate antara Haar dan LBP. Pada dataset JAFFE, Haar dan LBP memiliki hit rate yang sama yaitu 100%. LBP memiliki hit rate 99,9% yang mana lebih rendah dari Haar yang memiliki hit rate 100% pada dataset KDEF. Haar dan LBP memiliki hit rate yang sama untuk dataset CK+ yaitu 99,94%. CAS-PEAL dideteksi oleh Haar dan LBP masing-masing 99,31% dan 94,24% yang mana LBP memiliki hit rate lebih rendah dari Haar. Pada dataset FacesDB, Haar dan LBP memiliki hit rate yang sama yaitu 100%. Haar memiliki hit rate yang lebih tinggi dari LBP untuk dataset Indonesia, yaitu 99,96% sedangkan LBP memiliki hit rate 99,42%. Untuk dataset NVIE, Haar memiliki hit rate 99,42%, sedangkan LBP memiliki hit rate yang lebih rendah yaitu 96,48%.

Tabel V  
Perbandingan waktu deteksi

Dataset	Waktu deteksi (detik)		Selisih (detik)
	Haar	LBP	
JAFFE	8	2	6
KDEF	44	13	31
CK+	60	18	42
CAS-PEAL	89	19	70
FacesDB	10	2	8
Indonesia	637	567	70
NVIE	185	65	120

Tabel V menunjukkan perbandingan waktu deteksi antara Haar dan LBP untuk proses deteksi wajah. Pada dataset JAFFE, LBP memiliki waktu deteksi yang lebih cepat dari Haar, yaitu 2 detik sedangkan Haar memiliki waktu deteksi 8 detik, sehingga Haar dan LBP pada dataset JAFFE memiliki selisih waktu 6 detik. Untuk dataset KDEF, Haar dan LBP memiliki selisih waktu deteksi 31 detik, dimana LBP lebih cepat dari Haar yaitu 13 detik, sedangkan Haar membutuhkan waktu selama 44 detik. Selanjutnya pada percobaan menggunakan dataset CK+, Haar dan LBP memiliki selisih waktu 42 detik, dimana LBP memiliki waktu deteksi lebih cepat daripada Haar, yaitu 18 detik sedangkan Haar memiliki waktu deteksi yang lebih lambat yaitu 60 detik. Untuk dataset CAS-PEAL, Haar dan LBP memiliki selisih waktu 70 detik dengan perbandingan LBP lebih cepat dibandingkan dengan Haar, yaitu 19 detik sedangkan Haar memiliki waktu deteksi yang lebih lama yaitu selama 89 detik. Pada percobaan menggunakan dataset FacesDB diperoleh hasil selisih waktu deteksi 8 detik antara Haar dengan LBP. Waktu deteksi LBP lebih cepat dari Haar, yaitu 10 detik sedangkan Haar membutuhkan waktu selama 10 detik. Pada dataset Indonesia Haar dan LBP memiliki selisih waktu selama 70 detik. Dengan hasil LBP memiliki waktu waktu deteksi lebih cepat daripada Haar, yaitu 567 detik, sedangkan untuk Haar membutuhkan waktu selama 637 detik. Untuk dataset NVIE, Haar dan LBP memiliki selisih waktu deteksi selama 120 detik. LBP lebih cepat dari Haar, yaitu 65 detik sedangkan LBP memiliki waktu waktu sebesar 185 detik. Dari penjelasan mengenai hasil percobaan menggunakan dataset JAFFE, KDEF, CK+, CAS-PEAL, FacesDB, Indonesia dan NVIE pada tabel V, dapat disimpulkan bahwa LBP selalu memiliki waktu deteksi yang lebih cepat dibandingkan dengan Haar.

#### IV. KESIMPULAN

Penelitian ini membahas dua metode atau algoritma yang telah digunakan dalam deteksi wajah manusia, fitur Haar dan Local Binary Patterns (LBP). Berbagai percobaan telah dilakukan menggunakan dua algoritma ini dengan tujuh database wajah sebagai sampel yaitu dataset NVIE (*Natural Visible and Infrared facial Expression*), FacesDB, CAS-PEAL (*Chinese Academy of Sciences - Pose, Expression, Accessory, and Lighting*), CK+ (*Cohn Kanade +*), JAFFE (*Japanese Female Facial Expression*), dataset KDEF (*Karolinska Directed Emotional Faces*) dan dataset Indonesia. Ketujuh dataset ini menyediakan gambar wajah tunggal dengan berbagai jenis wajah. Hasil telah dievaluasi berdasarkan waktu deteksi dan hit rate. Pada percobaan menggunakan Haar menghasilkan total wajah yang terdeteksi benar adalah 11685 wajah dari 11745 wajah, sedangkan wajah yang terdeteksi salah adalah 103, sehingga memiliki hit rate 99,49%. Dan total dari waktu deteksi dari semua dataset adalah 1033 detik. Kemudian untuk percobaan menggunakan metode LBP total wajah yang terdeteksi benar adalah 11444 wajah dari 11745 wajah, sedangkan wajah yang terdeteksi salah adalah 8, sehingga memiliki hit rate 97,48%. Dan total dari waktu deteksi dari

semua dataset adalah 686 detik. Dari penelitian yang telah dilakukan, Haar memiliki keunggulan pada *hit rate* atau dapat mendeteksi wajah lebih banyak, sedangkan LBP memiliki keunggulan dalam waktu deteksi wajah yang jauh lebih singkat daripada Haar. LBP memiliki kelemahan pada *hit rate*, sedangkan Haar memiliki kelemahan pada waktu deteksi yang lebih lama dan kesalahan deteksi wajah yang lebih banyak daripada LBP.

#### REFERENSI

- [1] M. K. K. H. N. S. I. S. Z. A. K. B. Kushsairy Kadir, A Comparative Study between LBP and Haar-like features for Face Detection Using OpenCV, vol. 7, pp. 335-339, 2014.
- [2] M.-H. Yang, D. Kriegman och N. Ahuja, "Detecting faces in images: a survey," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, VOL. 24 Issue 1, 2002.
- [3] P. Viola och M. J. Jones, "Robust Real-Time Face Detection," *International Journal of Computer Vision*, p. 137-154, 2004.
- [4] M. P. a. D. H. T. Ojala, *A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions*, *Pattern Recognition*, 1996.
- [5] K. Kadir, M. K. Kamaruddin, H. Nasir, S. I. Safie och Z. A. K. Bakti, A Comparative Study between LBP and Haar-like features for Face Detection Using OpenCV, IEEE, 2014.
- [6] R. Purwati och G. Ariyanto, "PENGENALAN WAJAH MANUSIA BERBASIS ALGORITMA LOCAL BINARY PATTERN," *Jurnal Emitor*, 2017.
- [7] R. Alfariz och Y. , "Implementasi Algoritma Histogram Of Oriented Gradients-Local Binary Pattern Dan Support Vector Machine Pada Video Untuk Mendeteksi Dan Menghitung Jumlah Manusia," *UNIKOM Repository*, 2017.
- [8] M. Pietikäinen, A. Hadid, G. Zhao och T. Ahonen, *Computer Vision Using Local Binary Patterns*, Springer Science & Business Media, 2011.
- [9] M. Usman, S. Latif och J. Qadir, "Using Deep Autoencoders for Facial Expression," *arXiv preprint arXiv:1801.08329v1*, 2018.
- [10] J. Nicolle, M. Chetouani och K. Bailly, "Real-Time Facial Action Unit Intensity Prediction with Regularized Metric Learning," *Elsevier*, 2016.
- [11] H. Mahersia och K. Hamrouni, "Using multiple steerable filters and Bayesian regularization for facial expression recognition," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 38, pp. 190-202, 2015.
- [12] M. A. Ali, H. Zhuang och A. K. Ibrahim, "An approach for facial expression classification," *International Journal of Biometrics*, 2017.
- [13] W. Gao, B. Cao, S. Shan, S. Chen, D. Zhou, X. Zhang och D. Zao, "The CAS-PEAL Large-Scale Chinese Face," *IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS—PART A: SYSTEMS AND HUMANS*, vol. 38, pp. 149-161, 2008.
- [14] J. M. Chalco, R. Marcondes och L. Velho, "Banco de Dados de Faces 3D: IMPA-FACE3D," *Estúdio de fotografia computacional e vídeo*, 2008.
- [15] S. Wang, Z. Liu, S. Lv, Y. Lv, G. Wu, P. Peng, F. Chen och X. Wang, "A Natural Visible and Infrared Facial Expression Database for Expression Recognition and Emotion Inference," *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 12, nr 7, 2010.
- [16] M. D. Putro, T. B. Adji och B. Winduratna, "istem Deteksi Wajah dengan Menggunakan Metode Viola-Jones," *Science, Engineering and Technology*, 2012.