

FACE RECOGNITION MENGGUNAKAN METODE VIOLA-JONES DAN LBPH PADA SISTEM PRESENSI DI PESANTREN AL-ASY'ARIYYAH III

Muslim Hidayat ¹⁾, Muhammad Abqoriyyan Yalmak ²⁾, Nahar Mardiyantoro³⁾

^{1,2,3)} Universitas Sains Al-Qur'an

Email : muslim_h@unsiq.ac.id ¹⁾, yalmakjepara@gmail.com ²⁾, nahar@unsiq.ac.id ³⁾,

ABSTRAK

Presensi merupakan kegiatan yang mempunyai peranan penting dalam setiap proses kegiatan belajar mengajar, terutama pada pondok pesantren. Sistem presensi pondok pesantren kerap kali masih menggunakan metode manual yang masih memiliki beberapa kelemahan seperti manipulasi data oleh santri yang tidak bertanggung jawab, titip presensi dengan tanda tangan ataupun pengambilan buku presensi secara langsung. Dengan pendekatan metode Viola Jones sebagai pendeteksi wajah dan Local Binary Pattern Histogram sebagai pengenalan wajah, maka dibuatlah sebuah sistem presensi face recognition untuk meminimalisir terjadinya permasalahan yang terjadi dalam sistem presensi metode manual, terutama dalam hal efektifitas waktu. Dalam penelitian ini penulis juga menguji perbandingan dari sistem presensi waktu face recognition dengan sistem presensi metode manual yang menghasilkan sebuah kesimpulan bahwa sistem presensi face recognition lebih unggul dalam efektifitas waktu dengan perbedaan yang sangat signifikan, selain itu peristiwa yang terjadi akibat kecurangan juga dapat diminimalisir karena perbedaan wajah antar santri yang digunakan sebagai tanda presensi tidak dapat dimanipulasi.

Kata Kunci : Face Recognition, Local Binary Pattern Histogram, Sistem Presensi, Viola-Jones.

ABSTRACT

Attendance is an activity that has an important role in every process of teaching and learning activities, especially in Islamic boarding schools. The attendance system of Islamic boarding schools often still uses manual methods which still have several weaknesses such as data manipulation by irresponsible students, depositing presentations with signatures or taking attendance books directly. With the approach of the Viola Jones method as a face detection and Local Binary Pattern Histogram as facial recognition, a face recognition presence system was created to minimize the occurrence of problems that occur in the manual method presence system, especially in terms of time effectiveness. In this study the authors also tested the comparison of the face recognition time presence system with the manual method attendance system which resulted in a conclusion that the face recognition presence system was superior in time effectiveness with a very significant difference, besides that events that occurred due to fraud could also be minimized due to differences faces between students that are used as a sign of presence cannot be manipulated.

Keywords: Attendance System, Face Recognition, Viola-Jones, Local Binary Pattern Histogram.

1. PENDAHULUAN

Presensi merupakan kegiatan yang mempunyai peranan penting dalam setiap proses kegiatan belajar mengajar, terutama pada pondok pesantren. Sistem presensi pondok pesantren kerap kali masih menggunakan metode manual yang masih memiliki beberapa kelemahan seperti manipulasi data oleh santri yang tidak bertanggung jawab, titip presen dengan tanda tangan ataupun pengambilan buku presensi secara langsung. Dunia pendidikan pada saat ini sudah banyak menggunakan sistem presensi teknologi biometrik, sistem *fingerprint* adalah contoh yang paling banyak digunakan dalam presensi yang menggunakan sistem biometrik (Fajrin, 2011). Pada dasarnya sistem presensi *fingerprint* sudah dapat mengurangi tingkat kecurangan yang dilakukan dalam sistem presensi, namun sistem *fingerprint* tidak dapat digunakan dengan baik apabila ada pengguna yang mempunyai keterbatasan fisik. Maka dari itu *face recognition* dipilih untuk presensi karena dinilai dapat menambal kekurangan dari sistem *fingerprint* dengan asumsi bahwa setiap manusia memiliki wajah, sehingga kelemahan yang terdapat pada sistem *fingerprint* dapat diatasi dengan mudah (Nisa, 2020).

Wajah adalah salah satu bagian tubuh yang dapat menjadi ciri biometrik, bahkan bisa menjadi prioritas utama dalam ciri biometrik. Manusia dapat mengetahui dan mengenali ribuan wajah karena sering melihat atau hanya sekadar melihat sekilas, bahkan tetap dapat mengenali wajah meskipun terjadi perubahan yang signifikan pada wajah tersebut, seperti keriput karena faktor usia, model rambut, ataupun penggunaan aksesoris seperti kacamata dan masker. Oleh karena hal tersebut, wajah bisa dipakai sebagai ciri dalam mengenali seseorang (Ramdhon, 2021).

Sistem presensi yang menggunakan pengenalan wajah perlu memenuhi beberapa syarat, termasuk kecepatan dalam mendeteksi wajah, ketepatan dalam mengenali, dan kemampuan untuk mengidentifikasi serta menghitung beberapa wajah secara bersamaan secara langsung (Salamun dan Wazir, 2016).

Pada penelitian yang dilakukan oleh Aries Suharso (2016), tingkat akurasi hasil citra wajah manusia yang terdeteksi oleh metode Viola-Jones ditunjukkan dari hasil uji tingkat akurasi untuk deteksi dan pengenalan wajah akan semakin baik pada saat posisi wajah variasi I yang relatif bersudut rendah terhadap posisi frontal (wajah menghadap lurus ke depan) sisi kiri 30°, sisi depan -15° dan sisi kanan 30° yaitu sebesar 88.89%.

Riset yang dilakukan oleh Harris Simaremare pada tahun 2018 mengenai perbandingan akurasi pengenalan wajah dengan menggunakan metode Local Binary Pattern Histogram (LBPH) dan Eigenface untuk mengidentifikasi tiga wajah secara real-time, ditemukan bahwa LBPH lebih unggul dalam mengenali tiga wajah secara real-time dibandingkan dengan Eigenface. Hal ini dapat dijelaskan oleh fakta bahwa tingkat akurasi LBPH tidak terpengaruh oleh perbedaan pencahayaan antara citra uji dan citra input. Metode LBPH mencapai tingkat akurasi rata-rata tertinggi sebesar 100%, sementara metode Eigenface hanya memiliki tingkat akurasi rata-rata sebesar 72.50%.

Penelitian ini, memanfaatkan metode Viola-Jones dan algoritma LBPH untuk mengenali sejumlah wajah secara bersamaan dan mampu menghitung jumlah wajah dalam satu frame secara real-time pada sistem presensi. Keputusan ini diambil karena metode tersebut dianggap efektif dalam menyimpan informasi krusial pada gambar, memiliki kecepatan pendeteksian wajah yang tinggi, serta dapat beroperasi pada kondisi pencahayaan yang rendah dengan tingkat akurasi yang optimal (Viola, 2001).

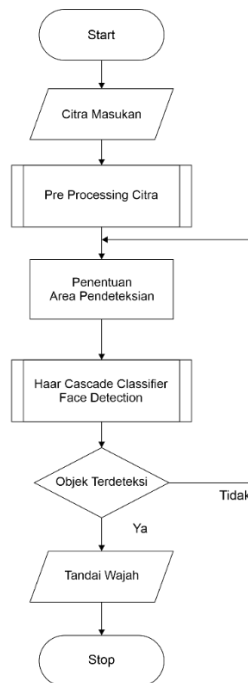
Tujuan penelitian ini untuk mengetahui tingkat efektivitas metode Viola-Jones dan LBPH pada sistem presensi

2. METODE

Objek dalam penelitian ini yaitu berupa sebuah citra wajah pengguna yang digunakan sebagai tanda presensi pondok pesantren Al-Asy'ariyyah III. Objek tersebut berupa citra foto wajah yang diambil dengan menggunakan *webcam* dari wajah pengguna pada saat pendaftaran atau pembuatan data wajah baru.

Dari citra wajah tersebut akan dilakukan proses *grayscale* kemudian diproses menggunakan library OpenCV sehingga menghasilkan pendeteksian wajah.

Rancangan algoritma digambarkan dalam Gambar 1



Gambar 1. Alur Rancangan Algoritma Deteksi Wajah

Pengumpulan data dilakukan dengan cara mendatangi objek penelitian kemudian melakukan perekaman wajah santri, mengumpulkan data Nomor induk serta nama santri. Alat yang digunakan dalam penelitian ini adalah 1. Seperangkat Laptop dengan spesifikasi prosesor intel core i5, RAM 8 GB, Webcam , 2. Software Bahasa pemrograman Python dan database dalam bentuk CSV, library OpenCV.

Pada dasarnya bagian ini menjelaskan bagaimana penelitian itu dilakukan. Materi pokok bagian ini adalah: (1) rancangan penelitian; (2) populasi dan sampel (sasaran penelitian); (3) teknik pengumpulan data dan pengembangan instrumen; (4) dan teknik analisis data. Untuk penelitian yang menggunakan alat dan bahan, perlu dituliskan spesifikasi alat dan bahannya. Spesifikasi alat menggambarkan kecanggihan alat yang digunakan sedangkan spesifikasi bahan

menggambarkan macam bahan yang digunakan.

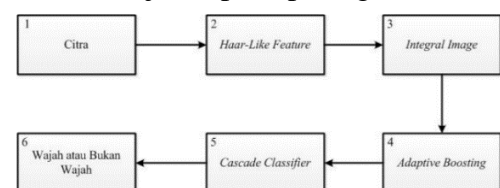
Untuk penelitian kualitatif seperti penelitian tindakan kelas, etnografi, fenomenologi, studi kasus, dan lain-lain, perlu ditambahkan kehadiran peneliti, subyek penelitian, informan yang ikut membantu beserta cara-cara menggali data-data penelitian, lokasi dan lama penelitian serta uraian mengenai pengecekan keabsahan hasil penelitian.

Sebaiknya dihindari pengorganisasian penulisan ke dalam “anak sub-judul” pada bagian ini. Namun, jika tidak bisa dihindari, cara penulisannya dapat dilihat pada bagian “Hasil dan Pembahasan”.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada proses pendeteksian wajah dengan menggunakan algoritma Viola-Jones, ada beberapa proses yang dilakukan sebelum akhirnya akan menghasilkan sebuah output wajah yang terdeteksi pada sebuah citra. Dalam deteksi wajah Viola-Jones, proses-proses tersebut yaitu *Haar-Like Featrure*, *Integral image*, Adaboost (*Adaptive Boosting*), dan *Cascade Classifier*.

Skema proses dari tiap-tiap tahap yang dilalui oleh sebuah citra untuk memperoleh hasil pendeteksian wajah dapat dilihat pada gambar 8. Untuk detail dari tiap tahap yang dilalui oleh sebuah image pada saat proses pendeteksian wajah seperti pada gambar 8 :



Gambar 8. Skema Deteksi Wajah Viola-Jones

3.1 Haar-Like Feature

Untuk mendeteksi adanya fitur wajah pada sebuah image, proses pertama yang dilakukan oleh algoritma Viola-Jones adalah dengan merubah citra warna menjadi citra grayscale.

Contoh perubahan citra warna menjadi citra grayscale dapat dilihat pada gambar 9.



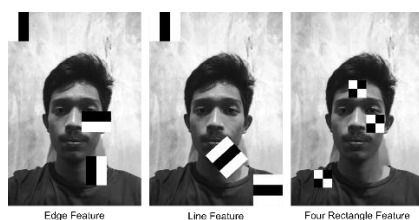
Citra RGB

Citra Grayscale

Gambar 9. Perubahan Citra Warna Menjadi Citra Grayscale

Setelah citra image dirubah menjadi citra grayscale, proses selanjutnya yaitu memilih fitur Haar yang ada pada image tersebut yang dalam algoritma Viola-Jones disebut dengan Haar-Like feature. Teknik yang dilakukan yaitu dengan cara mengkotak-kotakkan setiap daerah pada image dari mulai ujung kiri atas sampai kanan bawah. Proses ini dilakukan untuk mencari apakah ada fitur wajah pada area tersebut.

Dalam algoritma Viola-Jones, ada beberapa jenis fitur yang bisa digunakan seperti Edge-feature, Line feature dan Four-rectangle feature (Viola, Paul., & Jones, Michael, 2001). Pada proses pemilihan fitur Haar, fitur-fitur tersebut digunakan untuk mencari fitur wajah seperti mata, hidung, dan mulut. Pada setiap kotak-kotak fitur tersebut terdiri dari beberapa piksel dan akan dihitung selisih antara nilai piksel pada kotak terang dengan nilai piksel pada kotak gelap. Apabila nilai selisih antara daerah terang dengan daerah gelap di atas nilai ambang (*threshold*), maka daerah tersebut dinyatakan memiliki fitur. Proses pemilihan fitur dapat dilihat pada gambar 10.



Edge Feature

Line Feature

Four Rectangle Feature

Gambar 10. Pemilihan Fitur Wajah

Untuk memilih fitur mata, hidung, dan mulut maka digunakan kotak-kotak fitur yang bisa dilihat pada gambar 11.



Fitur Mulut

Fitur Mata

Fitur Hidung

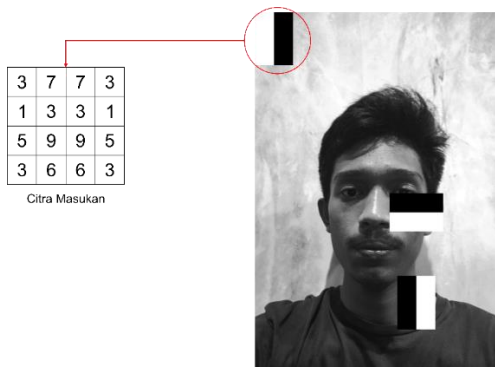
Gambar 11. Pemilihan Fitur Mata, Hidung, Mulut

Pada umumnya citra wajah yang menghadap frontal ke depan, pada daerah mata, tepi hidung, mulut dan dagu cenderung memiliki intensitas lebih gelap dibandingkan dengan daerah kedua pipi, dagu dan kening. Untuk mempermudah dan mempercepat proses perhitungan nilai Haar pada sebuah image, algoritma Viola-Jones menggunakan sebuah perhitungan yang disebut dengan Integral Image.

3.2 Integral Image

Integral image sering digunakan pada algoritma untuk pendeteksian wajah. Dengan menggunakan integral image, proses perhitungan bisa dilakukan hanya dengan satu kali scan yang menghasilkan waktu sangat cepat dan akurat. Integral image digunakan untuk menghitung hasil penjumlahan nilai piksel pada daerah yang dideteksi oleh fitur haar.

Nilai-nilai piksel yang akan dihitung merupakan nilai-nilai piksel dari sebuah citra masukan yang dilalui oleh fitur haar pada saat pencarian fitur wajah. Pada setiap jenis fitur yang digunakan, pada setiap kotak-kotaknya terdiri dari beberapa piksel. Apabila ada sebuah citra masukan yang dilalui oleh fitur haar dapat dilihat pada gambar 12.



Gambar 12. Nilai Pixel-Pixel Pada Sebuah Fitur

Dari nilai-nilai pixel yang didapatkan pada fitur tersebut, maka akan dihitung nilai integral image pada fitur tersebut dengan rumus 1.

$$s(x,y) = i(x,y) + s(x,y) + s(x,y-1) + s(x-1,y) - s(x-1,y-1) \quad (1)$$

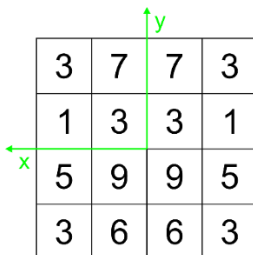
$s(x,y)$ = merupakan nilai hasil penjumlahan dari tiap-tiap pixel

$i(x,y)$ = merupakan nilai intensitas diperoleh dari nilai pixel dari citra masukan

$s(x-1,y)$ = merupakan nilai pixel pada sumbu x

$s(x,y-1)$ = merupakan nilai pixel pada sumbu y

$s(x-1,y-1)$ = merupakan nilai pixel diagonal



Gambar 13. Arah Perhitungan Integral Image

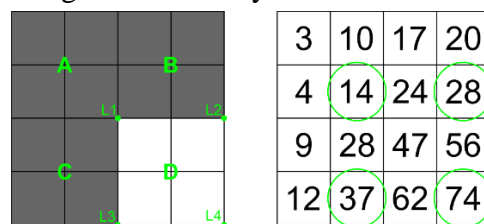
Apabila dilakukan perhitungan untuk semua pixel yang terdapat dalam kotak-kotak fitur, maka akan didapatkan hasil perhitungan dari integral image yang dapat dilihat pada gambar 14.

3	10	17	20
4	14	24	28
9	28	47	56
12	37	62	74

Citra Integral

Gambar 14. Hasil Perhitungan Integral Image

Setelah didapatkan hasil dari perhitungan integral image, selanjutnya akan dilakukan perhitungan untuk wilayah tertentu.



Gambar 15. Menghitung Pixel pada Wilayah Tertentu

Untuk menghitung jumlah pixel pada daerah D seperti pada gambar 4.12 di atas, maka digunakan rumus 2

$$D = L1 + L4 - (L2 + L3) \quad (2)$$

Contoh :

$$L1 = 14, L2 = 28, L3 = 37, L4 = 74$$

maka jumlah pixel pada daerah D adalah :

$$D = 14 + 74 - (28 + 37) = 23$$

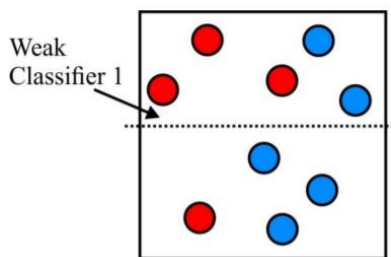
Apabila sudah didapatkan nilai integral image dari sebuah citra masukan dan nilai jumlah pixel pada daerah tertentu, maka hasil tersebut akan dibandingkan antara nilai pixel pada daerah terang dan daerah gelap. Jika selisih nilai pixel pada daerah terang dengan nilai pixel pada daerah gelap memiliki nilai diatas nilai ambang (*threshold*) maka daerah tersebut dinyatakan memiliki fitur.

3.3 Adaboost (*Adaptive Boosting*)

Adaptive boosting merupakan teknik yang digunakan untuk mengkombinasikan banyak classifier lemah untuk membentuk suatu gabungan classifier yang lebih baik. Proses dari adaptive boosting akan menghasilkan

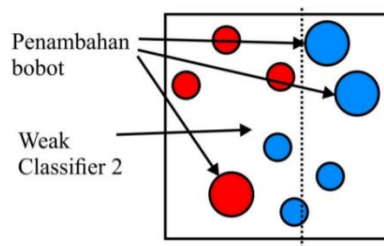
sebuah classifier yang kuat dari classifier dasar. Satuan dari classifier dasar tersebut disebut dengan weak learner. Setelah sebelumnya dilakukan pemilihan fitur Haar, pada proses selanjutnya dalam deteksi wajah Viola-Jones, dengan menggunakan algoritma adaboost fitur pada sebuah image akan dideteksi kembali. Tujuannya untuk mengetahui apakah ada fitur wajah pada daerah dengan klasifikasi fitur yang lemah. Pada classifier lemah akan dilakukan perhitungan dan dibandingkan dengan classifier lainnya secara acak. Selanjutnya dilakukan kombinasi atau penggabungan pada classifier lemah untuk membentuk suatu kombinasi yang linier.

Pada gambar 16 di bawah ini menunjukkan beberapa classifier yang lemah pada sebuah fitur image. Lingkaran merah menunjukkan sebuah classifier yang lemah sedangkan lingkaran biru menunjukkan classifier kuat. Daerah dengan banyak fitur lemah diklasifikasikan sebagai daerah dengan klasifikasi yang lemah.



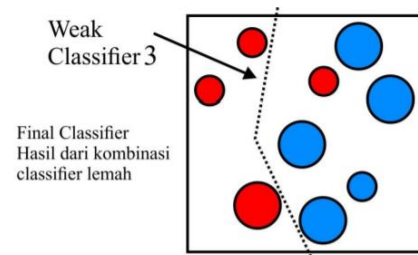
Gambar 16. Classifier Lemah

Pada gambar 16 didapatkan beberapa fitur dengan klasifikasi yang lemah maka bobot dari fitur tersebut akan di gabungkan untuk meningkatkan bobot dari fitur tersebut agar bisa menjadi fitur dengan classifier yang kuat. Hasil dari proses penggabungan classifier lemah dengan classifier kuat dapat dilihat pada gambar 17.



Gambar 17. Hasil Kombinasi dari Classifier Lemah

Apabila masih terdapat weak classifier pada sebuah fitur setelah dilakukan kombinasi atau penggabungan pada sebuah daerah dengan klasifikasi yang lemah, maka daerah tersebut tetap dianggap sebagai weak classifier yang berarti tidak terdapat fitur wajah pada daerah tersebut. Hasil akhir dari penggabungan classifier pada algoritma adaboost, dapat dilihat pada gambar 18.



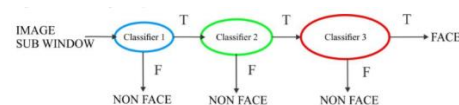
Gambar 18. Hasil Kombinasi Linier dari Classifier Lemah

3.4 Cascade Classifier

Cascade classifier melakukan proses dari banyak fitur dengan mengorganisir dengan bentuk klasifikasi bertingkat. Terdapat tiga buah klasifikasi untuk menentukan apakah benar atau tidak ada fitur wajah pada fitur yang sudah dipilih.

Pada klasifikasi filter pertama, tiap subcitra akan diklasifikasi menggunakan satu fitur. Jika hasil nilai fitur dari filter tidak memenuhi kriteria yang diinginkan, hasil tersebut akan ditolak.

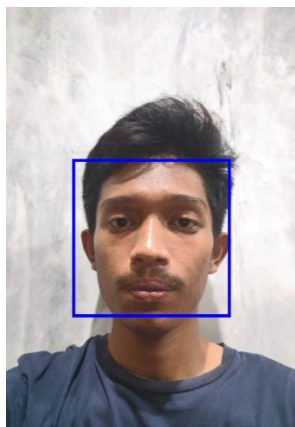
Algoritma kemudian bergerak ke sub window selanjutnya dan menghitung nilai fitur kembali. Jika didapat hasil sesuai dengan threshold yang diinginkan, maka dilanjutkan ke tahap filter selanjutnya. Hingga jumlah sub window yang lolos klasifikasi akan berkurang hingga mendekati image yang dideteksi. Pada gambar 19 di bawah ini merupakan proses rangkaian filter yang dilalui oleh setiap classifier.



Gambar 19. Proses Cascade Classifier

- a. Pada filter pertama dipilih satu fitur classifier dengan persentase tingkat pendeteksian sebesar 100% dan sekitar 50% tingkat kesalahan.
- b. Pada filter kedua dipilih lima buah fitur classifier dengan persentase tingkat pendeteksian sebesar 100% dan 40% tingkat kesalahan (20% kumulatif).
- c. Pada filter ketiga dipilih 20 fitur classifier dengan persentase tingkat pendeteksian sebesar 100% dengan tingkat kesalahan sebesar 10% (2% kumulatif).

Setelah dilakukan serangkaian proses seperti pemilihan fitur dan klasifikasi bertingkat maka akan didapatkan sebuah hasil pendeteksian. Hasil pendeteksian bisa berupa wajah atau bukan wajah. Pada saat proses klasifikasi bertingkat dilakukan maka, pada image tersebut akan ditandai dengan sebuah rectangle pada daerah wajah yang terdeteksi dan apabila tidak ada wajah terdeteksi, maka image tersebut tidak akan ditandai oleh sebuah rectangle. Pada gambar 20 di bawah ini merupakan hasil pendeteksian dari proses akhir deteksi wajah dengan algoritma Viola-Jones.

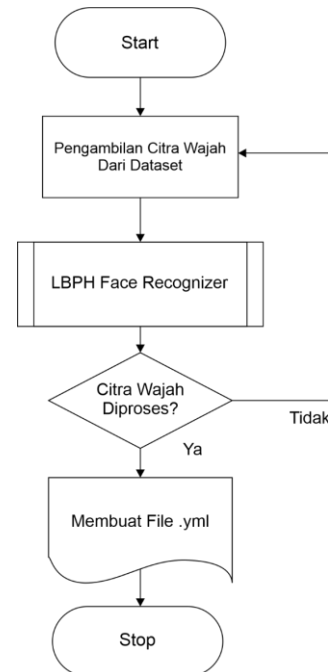


Gambar 20. Hasil Deteksi Wajah

3.5 Implementasi Algoritma LBPH

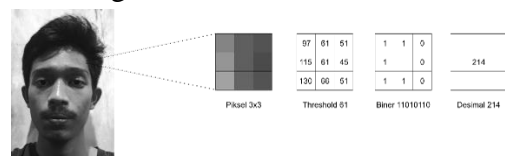
Pada implementasi algoritma LBPH, citra yang terdapat di folder TrainingImages akan dibagi dibagi menjadi beberapa bagian, kemudian dilakukan proses ekstraksi fitur untuk mendapatkan nilai histogram dengan mengubah setiap piksel dari citra menjadi thresholding dengan ukuran 3x3 dengan diambil satu pixel tengah untuk menjadi pembanding. Jika nilai tetangga lebih besar

atau sama besar dengan piksel yang menjadi pembanding dalam nilai grayscale, maka nilainya akan diubah menjadi 1 dan sebaliknya jika nilai tetangga lebih kecil dari pembanding dalam nilai grayscale maka akan diubah nilai pikselnya menjadi 0. Proses algoritma LBPH digambarkan pada flowchart pada gambar 21.



Gambar 21. Flowchart Algoritma LBPH

Proses penerapan operasi LBP dapat dilihat dalam gambar 22.



Gambar 22. Penerapan Operasi LBP

Berikut adalah hasil ekstraksi citra dari algoritma LBP :



Gambar 23. Hasil Ekstraksi LBP

Setelah diubah menjadi nilai biner maka akan menghasilkan deret biner yang kemudian jika diubah menjadi nilai desimal akan menghasilkan nilai baru untuk nilai tengah pixel selanjutnya, deret biner tersebut yang disebut dengan kode LBP. Hasil dari deret biner ini disimpan didalam file .yml yang akan digunakan untuk proses pengenalan wajah dengan label yang telah diberikan pada setiap data wajah.

3.6 Pengujian

Dalam penelitian ini penulis melakukan uji coba sampel dengan 10 wajah yang berbeda. Untuk pengujian proses pengenalan wajah disini penulis menggunakan beberapa parameter yang menjadi faktor diluar kebiasaan yang memungkinkan dapat mempengaruhi proses hasil dari pengenalan wajah. Hal ini dilakukan untuk menguji tingkat akurasi dari sistem presensi pengenalan wajah, antara lain sebagai berikut:

a. Pengujian Terhadap Posisi Wajah

Pada pengujian ini penulis menguji tingkat akurasi sistem terhadap posisi wajah dengan tiga posisi berbeda, yaitu posisi wajah normal 0°, miring 15° dan miring 30°, hasil pengujian tersebut dapat dilihat dalam tabel berikut.

Tabel 6. Pengujian Terhadap Posisi Wajah Normal 0°

No	Posisi	Waktu (Detik)	Hasil
1	Normal 0°	1,3	Dikenali
2	Normal 0°	1,1	Dikenali
3	Normal 0°	1,3	Dikenali
4	Normal 0°	1	Dikenali
5	Normal 0°	1,5	Dikenali
6	Normal 0°	1,5	Dikenali
7	Normal 0°	1,5	Dikenali
8	Normal 0°	1,6	Dikenali
9	Normal 0°	1,3	Dikenali
10	Normal 0°	1,2	Dikenali

Tabel 7. Pengujian Terhadap Posisi Wajah Miring 15°

No	Posisi	Waktu (Detik)	Hasil
1	Miring 15°	2,3	Dikenali
2	Miring 15°	1,8	Dikenali
3	Miring 15°	-	Tidak Dikenali
4	Miring 15°	2,1	Dikenali
5	Miring 15°	2,2	Dikenali
6	Miring 15°	2,2	Dikenali
7	Miring 15°	2,1	Dikenali
8	Miring 15°	2,1	Dikenali
9	Miring 15°	2,4	Dikenali
10	Miring 15°	1,9	Dikenali

Tabel 8. Pengujian Terhadap Posisi Wajah Miring 30°

No	Posisi	Waktu (Detik)	Hasil
1	Miring 30°	3,3	Dikenali
2	Miring 30°	2,9	Dikenali
3	Miring 30°	-	Tidak Dikenali
4	Miring 30°	2,9	Dikenali
5	Miring 30°	3,2	Dikenali
6	Miring 30°	3,2	Dikenali
7	Miring 30°	2,7	Dikenali
8	Miring 30°	2,8	Dikenali
9	Miring 30°	3,4	Dikenali
10	Miring 30°	2,9	Dikenali

Dari pengujian yang telah dilakukan terhadap tiga posisi wajah yang berbeda, dapat disimpulkan bahwa :

1. Posisi wajah normal 0° menghasilkan tingkat akurasi sebesar 100% dengan rata-rata waktu sebesar 1,33 detik.

2. Posisi wajah miring 15° menghasilkan tingkat akurasi sebesar 90% dengan rata-rata waktu sebesar 2,12 detik.
3. Posisi wajah miring 30° menghasilkan tingkat akurasi sebesar 90% dengan rata-rata waktu sebesar 3,03 detik.

b. Pengujian Terhadap Jarak Wajah

Pada pengujian ini penulis menguji tingkat akurasi sistem terhadap jarak wajah dengan tiga jarak yang berbeda, yaitu jarak 30 cm, 50 cm dan 70 cm, hasil pengujian tersebut dapat dilihat dalam tabel berikut.

Tabel 9. Pengujian Terhadap Jarak Wajah 30 cm

No	Jarak	Waktu (Detik)	Hasil
1	30 cm	1,3	Dikenali
2	30 cm	1,3	Dikenali
3	30 cm	1,2	Dikenali
4	30 cm	1,5	Dikenali
5	30 cm	1,2	Dikenali
6	30 cm	1,7	Dikenali
7	30 cm	1,5	Dikenali
8	30 cm	1,4	Dikenali
9	30 cm	1,4	Dikenali
10	30 cm	1,3	Dikenali

Tabel 10 Pengujian Terhadap Jarak Wajah 50 cm

No	Jarak	Waktu (Detik)	Hasil
1	50 cm	1,6	Dikenali
2	50 cm	1,8	Dikenali
3	50 cm	1,9	Dikenali
4	50 cm	1,5	Dikenali
5	50 cm	1,8	Dikenali
6	50 cm	1,9	Dikenali

7	50 cm	1,8	Dikenali
8	50 cm	1,6	Dikenali
9	50 cm	1,8	Dikenali
10	50 cm	1,5	Dikenali

Tabel 11 Pengujian Terhadap Jarak Wajah 70 cm

No	Jarak	Waktu (Detik)	Hasil
1	70 cm	2,6	Dikenali
2	70 cm	2,8	Dikenali
3	70 cm	3,1	Dikenali
4	70 cm	-	Tidak Dikenali
5	70 cm	3,2	Dikenali
6	70 cm	2,9	Dikenali
7	70 cm	2,8	Dikenali
8	70 cm	2,9	Dikenali
9	70 cm	2,8	Dikenali
10	70 cm	3,1	Dikenali

Dari pengujian yang telah dilakukan terhadap tiga jarak wajah yang berbeda, dapat disimpulkan bahwa :

1. Jarak wajah 30 cm menghasilkan tingkat akurasi sebesar 100% dengan rata-rata waktu sebesar 1,38 detik.
2. Jarak wajah 50 cm menghasilkan tingkat akurasi sebesar 100% dengan rata-rata waktu sebesar 1,72 detik.
3. Jarak wajah 70 cm menghasilkan tingkat akurasi sebesar 90% dengan rata-rata waktu sebesar 2,91 detik.

c. Pengujian Terhadap Intensitas Cahaya

Pada pengujian ini penulis menguji tingkat akurasi sistem terhadap intensitas cahaya, dalam hal pencahayaan penulis menggunakan maksimal 6 lampu LED Phillips 22 watt, penulis menggunakan satuan lux untuk mengukur intensitas cahaya yang diterima oleh wajah, pengujian ini dilakukan dengan tiga

intensitas cahaya yang berbeda, yaitu menggunakan 2 lampu Phillips 22 watt dengan intensitas cahaya 59,2 lux, 4 lampu Phillips 22 watt dengan intensitas cahaya 118,5 lux dan 6 lampu Phillips 22 watt dengan intensitas cahaya 177,7 lux, hasil pengujian tersebut dapat dilihat dalam tabel berikut :

Tabel 12. Pengujian Terhadap Intensitas Cahaya 59,2 lux

No	Jumlah Lampu	Intensitas Cahaya (lux)	Waktu (Detik)	Hasil
1	2 Lampu 22 watt	59,2	1,9	Dikenali
2	2 Lampu 22 watt	59,2	2,3	Dikenali
3	2 Lampu 22 watt	59,2	2,1	Dikenali
4	2 Lampu 22 watt	59,2	-	Tidak dikenali
5	2 Lampu 22 watt	59,2	-	Tidak Dikenali
6	2 Lampu 22 watt	59,2	2,8	Dikenali
7	2 Lampu 22 watt	59,2	2,5	Dikenali
8	2 Lampu 22 watt	59,2	2,2	Dikenali
9	2 Lampu 22 watt	59,2	2,2	Dikenali
10	2 Lampu 22 watt	59,2	2,1	Dikenali

Tabel 13. Pengujian Terhadap Intensitas Cahaya 118,5 lux

No	Jumlah Lampu	Intensitas Cahaya (lux)	Waktu (Detik)	Hasil
1	4 Lampu 22 watt	118,5	1,9	Dikenali
2	4 Lampu 22 watt	118,5	2,3	Dikenali

3	4 Lampu 22 watt	118,5	2,1	Dikenali
4	4 Lampu 22 watt	118,5	2,1	Dikenali
5	4 Lampu 22 watt	118,5	2,2	Dikenali
6	4 Lampu 22 watt	118,5	2,2	Dikenali
7	4 Lampu 22 watt	118,5	2,5	Dikenali
8	4 Lampu 22 watt	118,5	2,2	Dikenali
9	4 Lampu 22 watt	118,5	2,2	Dikenali
10	4 Lampu 22 watt	118,5	2,1	Dikenali

Tabel 14. Pengujian Terhadap Intensitas Cahaya 177,7 lux

No	Jumlah Lampu	Intensitas Cahaya (lux)	Waktu (Detik)	Hasil
1	6 Lampu 22 watt	177,7	-	Tidak Dikenali
2	6 Lampu 22 watt	177,7	3,4	Tidak Dikenali
3	6 Lampu 22 watt	177,7	-	Tidak Dikenali
4	6 Lampu 22 watt	177,7	4,1	Dikenali
5	6 Lampu 22 watt	177,7	-	Tidak Dikenali
6	6 Lampu 22 watt	177,7	3,6	Dikenali
7	6 Lampu 22 watt	177,7	4	Dikenali
8	6 Lampu 22 watt	177,7	-	Tidak Dikenali
9	6 Lampu 22 watt	177,7	3,8	Dikenali
10	6 Lampu 22 watt	177,7	3,5	Tidak Dikenali

Dari pengujian sistem yang telah dilakukan terhadap tiga intensitas cahaya yang berbeda, dapat disimpulkan bahwa :

1. Intensitas Cahaya 52,9 lux dari 2 Lampu Phillips 22 watt menghasilkan tingkat akurasi sebesar 80% dengan rata-rata waktu sebesar 2,26 detik.
 2. Intensitas Cahaya 118,5 lux dari 4 Lampu Phillips 22 watt menghasilkan tingkat akurasi sebesar 100% dengan rata-rata waktu sebesar 2,18 detik.
 3. Intensitas Cahaya 177,7 lux dari 6 Lampu Phillips 22 watt menghasilkan tingkat akurasi sebesar 40% dengan rata-rata waktu sebesar 3,73 detik.
- d. Pengujian Perbandingan Terhadap Metode Manual

Pada pengujian ini, penulis membandingkan sistem presensi face recognition dengan sistem presensi metode manual dengan beberapa indikator dengan menjadikan waktu sebagai barometer utama dalam perbandingan ini, perbandingan ini bertujuan untuk menilai metode mana yang lebih efisien dalam sebuah sistem presensi, perbandingan tersebut dapat dilihat dalam tabel berikut :

Tabel 15. Perbandingan Waktu Sistem Presensi

No	Indikator	Waktu (Menit)	
		Face Recognition	Manual
1	Pengambilan Presensi	0,02	0,06
2	Rekap Harian	0,04	7
3	Rekap Bulanan	0,07	25
4	Rekap Tahunan	0,12	30

Dari perbandingan tersebut penulis dapat menyimpulkan bahwa sistem presensi face recognition lebih efisien untuk digunakan dibandingkan dengan sistem presensi metode manual.

4. PENUTUP

4.1. Kesimpulan

Total akurasi metode Viola-Jones dan LBPH pada sistem presensi dengan beberapa indicator yaitu pengujian sistem presensi berdasarkan posisi wajah menghasilkan tingkat akurasi total sebesar 93,3% dengan total rata-rata waktu sebesar 1,99 detik. Pengujian sistem presensi berdasarkan jarak wajah menghasilkan tingkat akurasi total sebesar 96,7% dengan total rata-rata waktu sebesar 1,91 detik.

4.2. Saran

Penambahan beberapa fitur tambahan dari metode Viola-Jones seperti deteksi mata, deteksi bermacam aksesoris yang terdapat pada wajah dan penambahan ekspresi wajah.

Penggunaan kamera yang lebih baik dari webcam dalam penangkapan citra.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Fajrin, T., & Nuryna, A. F. (2011). Analisis sistem presensi dengan sidik jari siswa SMK Negeri 2 Karangayar. *Speed-Sentra Penelitian Engineering dan Edukasi*, 3(3).
- Nisa, A., Ramdani, D., Haryanto, G., Maeylani, W., Saifudin, A., & Desyani, T. (2021). Penerapan Sistem Presensi Online pada Mahasiswa Berbasis Face Recognition dengan Metode Eigenface. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, [online], 6(3), 590-593.
- Ramdhon, A. N., & Febriya, F. (2021). Penerapan Face Recognition Pada Sistem Presensi. *Journal of Applied Computer Science and Technology*, 2(1), 12-17.
- Salamun, S., & Wazir, F. (2016). Rancang Bangun Sistem Pengenalan Wajah Dengan Metode Principal Component Analysis. *Rabit: Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, 1(2), 61-77.
- Suharso, A. (2016). Pengenalan wajah menggunakan metode viola-jones dan eigenface dengan variasi posisi wajah berbasis webcam. *Techno Xplore: Jurnal*

Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, 1(2).

Sumijan, S., Widya Purnama, P. A., & Arlis, S. (2021). *Buku-Teknologi Biometrik: Impementasi pada Bidang Medis Menggunakan Matlabs*.

Simaremare, H. (2018). Perbandingan Akurasi Pengenalan Wajah Menggunakan Metode LBPH dan Eigenface dalam Mengenali Tiga Wajah Sekaligus secara Real-Time (Peer Review).

Viola, P., & Jones, M. (2001, December). Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. *In Proceedings of the 2001 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition. CVPR 2001* (Vol. 1, pp. I-I). Ieee.