

**PENGEMBANGAN TEKNOLOGI PENGENALAN WAJAH PADA
SISTEM TIKET KAPAL SEBAGAI SOLUSI OPTIMAL UNTUK
MENGURANGI ANTRIAN BOARDING PASS**

***DEVELOPMENT OF FACE RECOGNITION TECHNOLOGY ON SHIP
TICKETING SYSTEM AS AN OPTIMAL SOLUTION TO REDUCE
BOARDING PASS QUEUES***

Abdul Haris Muhammad¹, Gamaria Mandar², Risman Irwan³
¹²³Fakultas Teknik, Program Studi Teknik Informatika
Universitas Muhammadiyah Maluku Utara
Email: agry.arisandi@gmail.com

Abstrak

Dua metode utama yang digunakan dalam penelitian ini adalah Local Binary Pattern Histogram (LBPH) dan Haar Cascade. Total data yang digunakan adalah 1.500 citra wajah, dengan 1.000 data latih dan 500 data uji. Setiap citra memiliki ukuran dimensi 200 x 200 piksel, dan diambil pada jarak 30 cm dari subjek. Metode LBPH digunakan untuk mengekstraksi ciri dari setiap citra wajah, di mana metode ini sangat efisien dalam mendeteksi pola tekstur lokal pada citra wajah. Sementara itu, metode Haar Cascade digunakan untuk melakukan deteksi wajah dengan cepat berdasarkan pemrosesan tingkat awal, yang memungkinkan sistem untuk memetakan fitur penting pada wajah. Pengujian dilakukan dengan menggunakan algoritma gabungan ini menggunakan bahasa pemrograman python, jupyter notebook untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam proses pengenalan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem ini mampu mengidentifikasi penumpang hanya dalam rentang waktu antara 6 detik hingga 1 menit saat proses boarding pass. Tingkat akurasi yang dicapai adalah 97%, yang membuktikan bahwa sistem pengenalan wajah ini sangat efektif dalam mempersingkat waktu antrean penumpang di pelabuhan. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa teknologi pengenalan wajah menggunakan kombinasi metode LBPH dan Haar Cascade merupakan solusi yang efisien dan akurat untuk mengurangi antrian proses boarding pass.

Kata Kunci: Pengenalan Wajah, E-Tiket, Pulau Bacan, Pelabuhan Babang

Abstract

The two main methods used in this research are Local Binary Pattern Histogram (LBPH) and Haar Cascade. The total data used is 1,500 facial images, with 1,000 training data and 500 test data. Each image has a dimension of 200 x

200 pixels, and is taken at a distance of 30 cm from the subject. The LBPH method is used to extract features from each face image, where it is very efficient in detecting local texture patterns in face images. Meanwhile, the Haar Cascade method is used to perform fast face detection based on the initial level processing, which enables the system to map important features on the face. Tests were conducted using this combined algorithm using the python programming language and jupyter notebook to improve efficiency and accuracy in the recognition process. The results showed that the system was able to identify passengers in just between 6 seconds to 1 minute during the boarding pass process. The accuracy rate achieved is 97%, which proves that this facial recognition system is very effective in shortening passenger queue time at the port. Based on these results, it can be concluded that facial recognition technology using a combination of LBPH and Haar Cascade methods is an efficient and accurate solution to reduce the queue of the boarding pass process.

Keywords: Face Recognition, E-Ticket, Bacan Island, Babang Harbor

PENDAHULUAN

Teknologi saat ini dapat melakukan komunikasi jarak jauh, seperti telepon seluler atau pencarian informasi online, membandingkan wajah manusia dari gambar, dan mengekstrak model wajah dengan data yang tersimpan [1]. Dibandingkan dengan biometrik lainnya, sistem pengenalan dan pendeteksian wajah lebih mudah diakses, lebih murah, tidak terlalu mengganggu, dan lebih presisi [2]. Teknologi pengenalan wajah, yang biasa dikenal sebagai metode biometrik, mengidentifikasi setiap wajah berdasarkan data dan fitur yang telah dibuat. Ekspresi wajah berkaitan dengan berbagai emosi yang disampaikan melalui perubahan otot wajah dan mata[3].

Saat ini sistem pembelian tiket kapal yang ada di pelabuhan Babang, Halmahera Selatan cenderung rumit

dan sulit untuk ditangani, terutama ketika terjadi lonjakan penumpang pada waktu tertentu, hal ini menyebabkan timbulnya beberapa permasalahan seperti terjadinya antrian yang sangat panjang dan pemborosan sumber daya seperti kertas waktu dan bahkan staff atau pegawai dan juga informasi identitas diri yang sangat terbatas berupa nama dan usia penumpang yang tercantum pada tiket, dimana hal tersebut sangat sulit dilakukan identifikasi pada saat boarding tiket dan ketika terjadi kecelakaan laut ataupun tindakan kejahatan, Hal ini tentu saja akan menghalangi dan para penumpang untuk melakukan perjalanan dengan menggunakan kapal laut. Maka dibutuhkan sebuah sistem tiket kapal yang memadai sebagai sebuah solusi untuk mengatasi permasalahan yang terjadi saat ini, penggunaan teknologi pengenalan wajah merupakan sebuah

cara yang efektif untuk mengurangi terjadinya antrian saat melakukan boarding pass, penggunaan *algoritma local binary pattern* dan *haar cascade classifiers* pada pengembangan pada sistem ini dimaksudkan agar setiap calon penumpang yang akan melakukan perjalanan dapat terverifikasi dengan jelas menggunakan citra wajah. Pada penelitian mengusulkan sebuah sistem pengenalan wajah (*face recognition*) pada sistem tiket kapal penumpang untuk mengurangi antrian boarding pass menggunakan algoritma pengenalan wajah untuk memverifikasi setiap penumpang apakah memiliki tiket dan data yang valid atau tidak, metode *local binary pattern* dan *haar cascade classifiers* digunakan untuk melakukan pengenalan wajah. Algoritma ini membandingkan wajah penumpang dengan gambar atau citra wajah yang telah didapatkan sebelumnya pada saat melakukan registrasi, dan total data citra yang digunakan sebanyak 1500 data, yaitu 1000 data latih dan 500 data uji. Citra yang digunakan pada penelitian ini memiliki ukuran dimensi 200 x 200 piksel dengan jarak 30 cm. Hasil pengujian yang dilakukan disimpulkan bahwa setiap penumpang hanya membutuhkan waktu 6 detik sampai 1 menit saat melakukan boarding pass dengan tingkat akurasi mencapai 97%,

LANDASAN TEORI

Face Recognition

Deteksi wajah adalah proses pengenalan bentuk gambar wajah pada manusia melalui pencocokan wajah yang ada seperti tekstur kelengkungan dengan gambar digital yang tersimpan dalam *database*[4].

Munculnya ekstra personal diakibatkan karena adanya proses pengenalan pada objek yang berbeda, sedangkan untuk faktor intrapersonal terjadi pada proses pengenalan pada objek yang sama[5]. Pengenalan wajah juga dapat berfungsi untuk melakukan klasifikasi wajah yang dikenal atau tidak dikenal[6]. Pengenalan wajah dilakukan dengan mengekstraksi fitur wajah yang khas secara otomatis, misalnya mata, mulut, atau hidung. Fitur-fitur ini digunakan untuk mengubah wajah menjadi vektor, dan dengan menggunakan teknik pengenalan pola statistik, wajah-wajah tersebut dicocokkan[7].

Machine Learning

Pembelajaran mesin (*machine learning*) merupakan salah satu bagian dari kecerdasan buatan yang memiliki tugas utama untuk menangkap dan mempelajari hubungan yang kompleks antara berbagai parameter tanpa memerlukan campur tangan manusia secara langsung [8]-[9]. Dalam banyak hal machine learning dapat melakukan identifikasi pola data yang sesuai dan dilakukan dengan tanpa pengawasan. [10]- [11]

Deep Learning

Deep learning merupakan cabang dari *machine learning*[12]. *Deep Learning* adalah metode pembelajaran yang memanfaatkan jaringan saraf tiruan berlapis. Jaringan syaraf tiruan ini dibuat mirip dengan otak manusia, di mana *neuron-neuron* terhubung satu sama lain untuk membentuk jaringan *neuron* yang sangat rumit[13]. Dalam *deep learning*, sebuah komputer belajar mengklasifikasi secara langsung dari gambar atau suara[14]

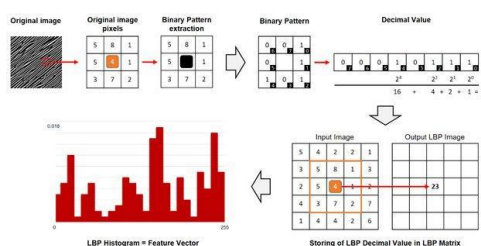
Algoritma Local Binary Pattern Histogram (LBPH)

Local binary pattern histograms (LBPH) adalah kombinasi dari metode *LBP (local binary pattern)* dengan *histograms of oriented gradients (HOG)*. *LBP* adalah operator tekstur yang sederhana dan efisien yang memberi label pada piksel-piksel gambar dengan membedakan lingkungan setiap piksel dan memperlakukan hasilnya sebagai bilangan biner, sedangkan *histograms of oriented gradients (HOG)* digunakan untuk meningkatkan performa pendeteksian berdasarkan histogram[15]. Terdapat beberapa langkah pada algoritma *local binary pattern histogram* diantaranya[16] mengonversi gambar wajah menjadi gambar skala abu-abu (*greyscale*) dengan rentang intensitas piksel antara 0-255. Membagi gambar wajah menjadi bagian kecil yang disebut sel,

di mana setiap sel berukuran 3x3 piksel, kemudian digunakan untuk menentukan nilai baru dari 8 piksel di sekitarnya (piksel tetangga). Pada langkah selanjutnya, nilai biner ini akan dikonversi ke nilai desimal dengan rentang 0-255 sehingga menghasilkan citra baru yang lebih mewakili karakteristik (fitur) citra asli. Hasil dari operator *LBP* diperoleh dari persamaan berikut[17]:

$$LBPP, R(x, y) = \sum \sin(G_i - G_c) 2^i$$

Keuntungan utama dari *LBP* adalah dapat dengan mudah mengkodekan secara detail dalam struktur[20].



Gambar 1. Visualisasi perhitungan pola *Local Binary Pattern (LBP)*

Algoritma Haar Cascade Classifier

Algoritma *haar cascade* adalah pengklasifikasi yang dibuat dengan menggabungkan fungsi-fungsi mirip Haar[21] -[22].

Metode *cascade classifier* memiliki tiga tahap klasifikasi[23] meliputi sub-citra yang diklasifikasikan dengan suatu fitur, klasifikasi terdiri dari klasifikasi yang kembali ke citra wajah [24]-[25].

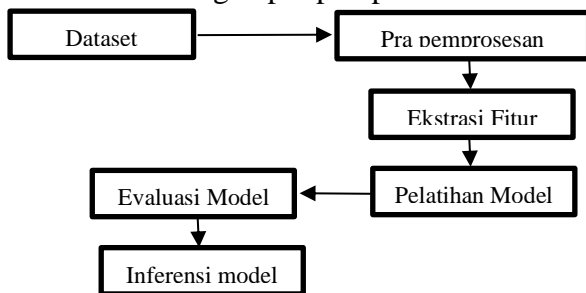
Python

Python telah menjadi salah satu bahasa pemrograman paling populer di

dunia. Keunikan Python meliputi kemampuan interpretatifnya, yang memungkinkan eksekusi kode tanpa proses kompilasi sebelumnya, serta sifat dinamisnya yang memungkinkan tipe data ditentukan secara otomatis saat runtime. [26]

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan arsitektur sistem seperti pada gambar 3 dibawah ini. Langkah awal dari penelitian ini adalah dengan mengumpulkan sejumlah dataset berupa citra wajah sebanyak 1500 dari 30 class (penumpang). Kemudian dataset tersebut diproses seperti resize ukuran dan proses cropping, tahapan ini memanfaatkan algoritma *haar cascade classifier* dalam menentukan wajah pada sebuah citra tahapan ini dikenal dengan pra pemrosesan.



Gambar 2. Arsitektur Sistem

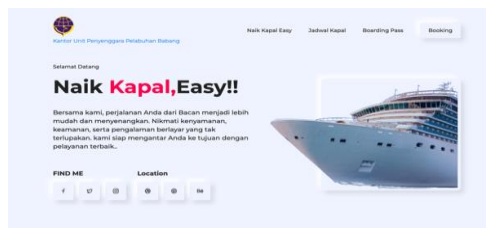
Setelah melewati tahapan pra pemrosesan langkah berikutnya adalah tahapan ekstraksi fitur yaitu dengan menggunakan *algoritma local binary pattern (LBPH)* untuk menentukan fitur histogramnya. Hasil fitur ini selanjutnya dilatih menggunakan algoritma KNN untuk menentukan model pengenalan wajah. Setelah

model berhasil buat langka berikut adalah melakukan evaluasi terhadap model tersebut dengan beberapa pengujian baik terhadap model dan dataset yang digunakan. Tahapan terakhir penerapan model pelatihan pada pada website.

IMPLEMENTASI/HASIL/PEMBAHASAN

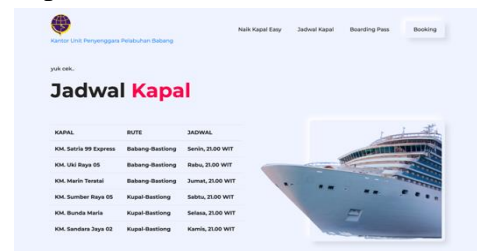
Perancangan Antar Muka

Penelitian ini menghasilkan sebuah sistem boarding pass tiket kapal dalam bentuk website yang terdiri dari empat menu yaitu home, jadwal kapal, boarding pass dan booking, dimana para penumpang akan diidentifikasi melalui citra atau gambar sebelum melakukan boarding pass, dijelaskan dalam perancangan antarmuka berikut:



Gambar 3. Halaman Home

Gambar 3 merupakan tampilan awal atau beranda dari sistem boarding pass ini, halaman ini berisi tentang informasi untuk menggunakan kapal dari pulau bacan

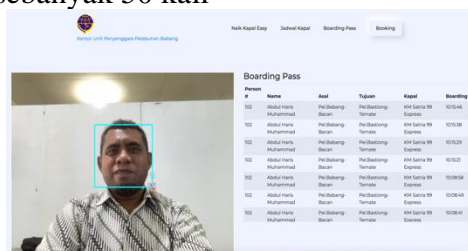


Gambar 4. Tampilan Halaman Jadwal Kapal

Kemudian gambar 5 halaman ini berisi tentang jadwal keberangkatan kapal dari pelabuhan babang, sehingga para calon penumpang dapat mengetahui kapal yang dijadwalkan untuk berlayar, hal ini tentu saja memudahkan para penumpang sebelum melakukan pembelian tiket

Gambar 5. Tampilan Halaman Booking

Untuk melakukan pemesanan tiket melalui menu booking seperti pada gambar diatas, calon penumpang diharuskan untuk mengisi data, berupa identitas penumpang yang akan melakukan perjalanan dengan mengisi nama, no ktp, jenis kelamin, kategori, alamat dan kota, kemudian penumpang akan melakukan booking tiket dengan mengisi pelabuhan asal, tujuan, nama kapal dan nomor ranjang. Proses ini akan dilanjutkan dengan pengambilan sampel foto sebanyak 50 kali



Gambar 6. Tampilan Halaman Boarding Pass

Setelah penumpang melakukan registrasi dan booking kapal, selanjutnya adalah proses boarding pass, dimana para penumpang pada boarding pass akan melakukan identifikasi wajah secara real time, apabila wajah terdeteksi maka akan muncul nama penumpang, asal, tujuan, kapal dan waktu boarding, rentan waktu yang dibutuhkan setiap penumpang pada saat melakukan boarding pass 6 detik sampai 1 menit, dengan jarak 30 cm.

Perancangan Sistem Pengenalan Wajah

Penelitian ini menggabungkan pendekatan biometrik dengan pengenalan wajah. Kamera digunakan untuk pengambilan wajah guna melakukan deteksi dan pengenalan wajah. Sistem memerlukan sampel pengenalan wajah untuk membuat dataset. Dataset ini dikumpulkan dengan mengumpulkan sampel wajah dari pengambilan gambar. kemudian pelatihan data, yang memungkinkan sistem untuk memvalidasi wajah dan mengidentifikasi penumpang untuk deteksi wajah melalui penggunaan fungsi Haar Cascade Classifier. Penelitian ini menggunakan ekstraksi fitur dengan algoritma Local Binary Pattern Histogram (LBPH) untuk membedakan wajah setiap penumpang. Untuk mengidentifikasi wajah yang telah dilatih dalam dataset, sistem akan melakukan pencocokkan wajah selama pengujian data kemudian akan menampilkan nama penumpang, nama

kapal, rute perjalanan, dan waktu boarding

Persiapan Dataset

Terdapat beberapa Langkah penting dalam Proses pembuatan dataset yang pertama Pengambilan gambar wajah penumpang dengan resolusi 200 x 200 piksel dalam berbagai kondisi pencahayaan, ekspresi wajah, dan sudut pengambilan gambar kemudian proses pelabelan gambar dengan identitas penumpang (nama dan ID). Kemudian melakukan preprocessing gambar dengan tujuan normalisasikan ukuran gambar menjadi 200 x 200 piksel dan konversi gambar menjadi skala abu-abu (grayscale), kemudian lakukan deteksi wajah menggunakan metode Haar Cascade. Tahap selanjutnya augmentasi data untuk memperbesar variasi data dan meningkatkan performa model dan pembagian dataset menjadi data latih (1.000 gambar) dan data uji (500 gambar).

```
def show_dataset(images_class, label):  
    # show data for 1 class  
    plt.figure(figsize=(14,5))  
    k = 0  
    for i in range(1,6):  
        plt.subplot(1,5,i)  
        | try :  
            plt.imshow(images_class[k][:,:,-1])  
        except :  
            plt.imshow(images_class[k], cmap='gray')  
        plt.title(label)  
        plt.axis('off')  
        plt.tight_layout()  
        k += 1  
    plt.show()
```

Gambar 7. Persiapan Dataset

Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 30 kelas, dengan 50 citra wajah di setiap kelas. Total foto wajah yang digunakan sebanyak 1500 data citra, 1000 citra diantaranya adalah data citra latih dan

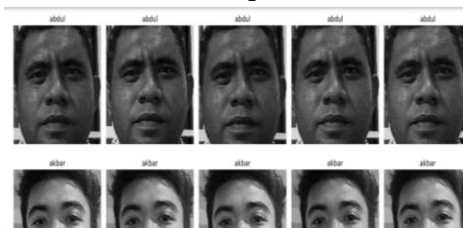
500 data citra uji. Penelitian ini menggunakan foto dengan dimensi 200 x 200 piksel. Gambar 8 menunjukkan contoh hasil pengumpulan data yang akan digunakan sebagai dataset..



Gambar 8. Dataset

Preprocessing

Setelah dataset berhasil dibuat, langkah selanjutnya adalah *Preprocessing*. Proses *RGB to Grayscale* dilakukan untuk mengkonversi dari gambar berwarna merah, hijau, dan biru (RGB) menjadi gambar *grayscale*. Pada penelitian ini digunakan ukuran gambar dengan resolusi 200 x 200 piksel.

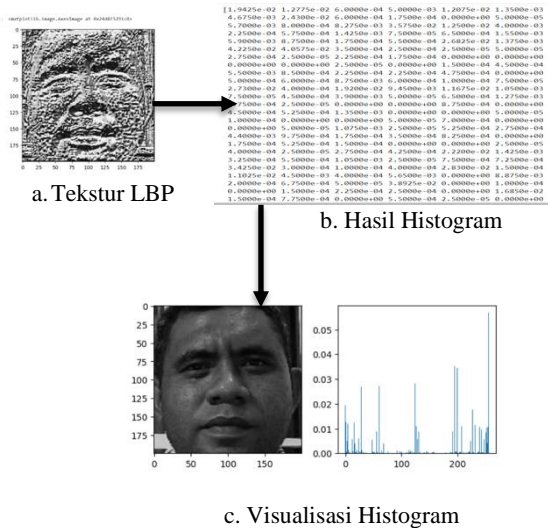


Gambar 9. Preprocessing

Ekstraksi Fitur

Setelah proses preprocessing selesai, tahap selanjutnya adalah ekstraksi fitur dengan menggunakan metode *Local Binary Pattern Histogram (LBPH)* yaitu mengambil citra grayscale dan mengubah setiap piksel menjadi nilai biner, histogram dari gambar LBP dibentuk dan digunakan sebagai fitur wajah.

Penelitian ini menggunakan nilai radius circle 1 dan *number of circularly symmetric neighborhood set points (NCSNSP)* 8 titik. Sehingga menghasilkan fitur-fitur histogram seperti pada gambar berikut



Gambar 10. Proses Ekstraksi Fitur

Training

Setelah tahap ekstraksi fitur selesai, selanjutnya adalah proses training data, proses utama melibatkan ekstraksi fitur citra menggunakan **LBP** dan histogram, kemudian menggunakan jarak chi-square untuk mengukur seberapa mirip fitur dari satu citra dengan citra lainnya. Train set dibentuk dari kumpulan histogram LBP yang dihasilkan dari banyak citra, kemudian digunakan dalam model KNN untuk keperluan pengklasifikasian atau pengenalan.

```
[1.9425e-02 1.2775e-02 0.0000e-04 5.0000e-03 1.2075e-02 1.3500e-03
4.6750e-03 2.4300e-02 0.0000e-04 1.7500e-04 0.0000e+00 5.0000e-05
5.7000e-03 8.0000e-04 8.2750e-03 3.5750e-02 1.2500e-02 4.0000e-03
2.2500e-04 5.7500e-04 1.4250e-03 7.5000e-05 6.5000e-04 1.5500e-03
5.9000e-03 8.7500e-04 1.7500e-04 5.5000e-05 2.6825e-02 1.3750e-03
4.2250e-02 4.0575e-02 3.5000e-04 2.5000e-04 2.5000e-05 5.0000e-05
2.7500e-04 2.5000e-05 2.2500e-04 1.7500e-04 0.0000e+00 0.0000e+00
0.0000e+00 0.0000e+00 2.5000e-05 0.0000e+00 1.5000e-04 4.5000e-04
5.5000e-04 8.5000e-04 2.2500e-04 2.2500e-04 1.7500e-04 0.0000e+00
5.0000e-04 0.0000e+00 2.5000e-05 0.0000e+00 8.7500e-04 0.0000e+00
2.7500e-04 2.5000e-05 0.0000e+00 0.0000e+00 0.2500e-04 0.0000e+00
1.0000e-04 0.0000e+00 1.0575e-03 2.5000e-05 2.5000e-04 0.0000e+00
4.4000e-04 0.0000e+00 1.7500e-04 3.5000e-04 2.2500e-04 0.0000e+00
4.0000e-04 2.5000e-05 2.7500e-04 4.2500e-04 2.5000e-04 1.4250e-03
1.7500e-04 2.5000e-05 2.2500e-04 2.2500e-04 2.2500e-04 2.5000e-05
4.0000e-04 2.5000e-05 2.7500e-04 4.2500e-04 2.5000e-04 1.4250e-03
3.2500e-04 5.5000e-04 1.0500e-03 2.5000e-05 7.5000e-04 7.2500e-04
3.4250e-02 3.0000e-04 1.0000e-04 4.0000e-04 2.8300e-02 1.5000e-04
1.1025e-02 4.5000e-03 4.0000e-04 5.6500e-03 0.0000e+00 8.8750e-03
2.0000e-04 6.7500e-04 5.0000e-05 3.8925e-02 0.0000e+00 1.0000e-04
0.0000e+00 1.5000e-04 2.2500e-04 2.5000e-04 0.0000e+00 1.6850e-02
1.5000e-04 7.7500e-04 0.0000e+00 5.5000e-04 2.5000e-05 0.0000e+00
```

```
def __init__(self):
    self.neigh = NearestNeighbors(n_neighbors=1, radius=0.4, metrics=self.chi2_distance)
    self.face_histograms = []
    self.y = []

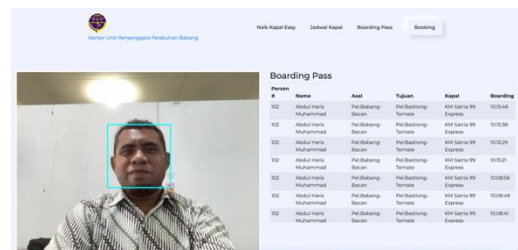
def chi2_distance(self, hist1, hist2, gamma=0.5):
    chi = gamma * np.sum((hist1 - hist2) ** 2) / (hist1 + hist2 + 1e-7)
    return chi

def find_lbp_histogram(self, image, P=8, R=1, eps=1e-7, n_window=8,0):
    C = []
    h, w = image.shape
    h_sz = int(np.floor(h/n_window))
    w_sz = int(np.floor(w/n_window))
    lbp_img = local_binary_pattern(image, P, R, method='default')
    for (x, y, c) in self._sliding_window(lbp_img, stride=(h_sz, w_sz), window=(h_sz, w_sz)):
        if c.shape[0] != h_sz or c.shape[1] != w_sz:
            continue
        H = np.histogram(C,
                        bins=2**P,
                        range=(0, 2**P),
                        density=True)[0]
```

Gambar 11. Proses Training Dataset

Pengenalan Wajah

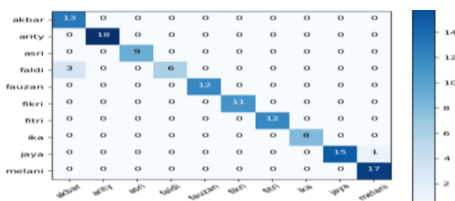
Tahapan terakhir dari proses pengenalan wajah ini adalah melakukan pengujian secara realtime terhadap model klasifikasi yang dihasilkan dari tahapan sebelumnya. Pada proses ini secara realtime diujikan sistem mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan ke kelas yang benar. Sistem akan mengirim data ke *database* boarding apabila citra penumpang dapat diklasifikasi dengan benar.



Gambar 12. Proses Pengenalan wajah

Pengujian

Pengujian pada penelitian ini dilakukan dengan beberapa cara yaitu (1) membandingkan hasil deteksi sistem dengan data sebenarnya, seperti pada gambar 14 divisualisasikan menggunakan *Confusion matriks* pada 10 data sampel dapat dilihat bahwa penumpang pertama dikenali dengan benar sebanyak 13 kali dan salah sebanyak 3 kali, kemudian penumpang ke 9 terdeteksi benar sebanyak 15 kali dan 1 salah. 8 penumpang lainnya dikenali dengan benar oleh sistem. Kemudian pengujian ke (2) adalah menguji seberapa baik dataset yang digunakan dari masing-masing citra gambar yang diambil dari 30 data penumpang dengan total 1500 data citra dengan menggunakan metode pengujian F-Score, pada tabel 1 dapat dilihat hasil precision, recall dan F-Score dari setiap dataset rata-rata diatas 80% hal ini menunjukkan bahwa dataset yang digunakan cukup baik. Proses pengujian ke 2 sangat penting untuk mengetahui apakah dataset yang digunakan baik atau tidak, dengan proses ini penelitian dapat mengidentifikasi faktor-faktor penting pada citra dataset.



Gambar 13. *Confusion Matriks* 10 data sampel

Tabel 1. Pengujian Pada Setiap Dataset

Penumpang	Precision	Recall	F1-Score
1	0.89	0.80	0.84
2	1.00	0.93	0.96
3	0.90	1.00	0.95
4	0.83	0.91	0.87
5	1.00	1.00	1.00
6	1.00	1.00	1.00
7	1.00	1.00	1.00
8	1.00	1.00	1.00
9	1.00	0.93	0.97
10	0.85	1.00	0.92
11	1.00	0.78	0.88
12	1.00	1.00	1.00
13	1.00	0.87	0.93
14	0.83	1.00	0.91
.....
30	1.00	1.00	1.00

Kemudian pengujian berikutnya adalah menguji hasil prediksi sistem terhadap 300 data uji. Dimana pada pengujian ini memperoleh hasil akurasi sebesar 97 %.

accuracy			0.97	372
macro avg	0.97	0.97	0.96	372
weighted avg	0.97	0.97	0.97	372

Gambar 14. Hasil Akurasi sistem Pengenalan Wajah

KESIMPULAN

Dari hasil pengujian dapat disimpulkan bahwa penggunaan algoritma *local binary pattern histogram (LBPH)* dan algoritma *haar cascade* dalam sistem pengenalan wajah pada sistem tiket kapal dapat dengan efisien dan efektif untuk mengurangi antrian boarding pass yaitu setiap penumpang hanya membutuhkan waktu 6 detik sampai 1 menit untuk melakukan boarding dengan jarak antara penumpang dengan kamera adalah 30

cm, dan juga dari hasil pengujian bahwa kedua algoritma ini dapat melakukan prediksi terhadap 300 data uji dengan tingkat akurasi mencapai 97 %, diharapkan pada penelitian kedepannya yaitu melakukan uji coba efektivitas terhadap algoritma pengenalan wajah yang lainnya dengan dataset yang lebih banyak, sehingga dapat mengetahui tingkat akurasi

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Direktorat Riset dan Penelitian Dosen Pemula Deputi Bidang Penguatan Riset dan Pengembangan Kementerian Riset dan Teknologi Badan Riset dan Inovasi Nasional dengan Kontrak Penelitian Nomor: 114/E5/PG.02.00 PL/2024 yang telah membantu penelitian ini

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Hangaragi, T. Singh, and N. Neelima, “Face Detection and Recognition Using Face Mesh and Deep Neural Network,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 218, pp. 741–749, 2022, doi: [10.1016/j.procs.2023.01.054](https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.01.054).
- [2] G. Rajeshkumar *et al.*, “Smart office automation via faster R-CNN based face recognition and internet of things,” *Meas. Sensors*, vol. 27, no. November 2022, 2023, doi: [10.1016/j.measen.2023.100719](https://doi.org/10.1016/j.measen.2023.100719)
- [3] S. Deng, “Face expression image detection and recognition based on big data technology,” *Int. J. Intell. Networks*, vol. 4, no. August, pp. 218–223, 2023, doi: [10.1016/j.ijin.2023.08.002](https://doi.org/10.1016/j.ijin.2023.08.002).
- [4] S. Sunardi, A. Fadlil, and D. Prayogi, “Face Recognition Using Machine Learning Algorithm Based on Raspberry Pi 4b,” *Int. J. Artif. Intell. Res.*, vol. ISSN, no. 1, pp. 2579–7298, 2022, doi: [10.29099/ijair.v7i1.321](https://doi.org/10.29099/ijair.v7i1.321).
- [5] R. Purwati and G. Ariyanto, “Pengenalan Wajah Manusia berbasis Algoritma Local Binary Pattern,” *Emit. J. Tek. Elektro*, vol. 17, no. 2, pp. 70–79, 2017, doi: [10.23917/emitor.v17i2.6232](https://doi.org/10.23917/emitor.v17i2.6232).
- [6] P. Sukhija, S. Behal, and P. Singh, “Face Recognition System Using Genetic Algorithm,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 85, no. Cms, pp. 410–417, 2016, doi: [10.1016/j.procs.2016.05.183](https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.05.183).
- [7] M. Cardaioli, M. Conti, G. Orazi, P. P. Tricomi, and G. Tsudik, “BLUFADER: Blurred face detection & recognition for privacy-friendly continuous authentication,” *Pervasive Mob. Comput.*, vol. 92, p. 101801, 2023, doi: [10.1016/j.pmcj.2023.101801](https://doi.org/10.1016/j.pmcj.2023.101801).
- [8] T. Rezaei and A. Javadi, “Environmental impact assessment of ocean energy converters using quantum

- machine learning*,” J. Environ. Manage., vol. 362, p. 121275, 2024, doi: 10.1016/j.jenvman.2024.121275
- [9] T. Fahrudin and D. R. Wijaya, “Simple Machine Learning Architecture as a Service,” IJAIT (International J. Appl. Inf. Technol.), vol. 07, no. 01, p. 54, 2023, doi: 10.25124/ijait.v7i01.5991.
- [10] I. H. Sarker, “Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions,” SN Comput. Sci., vol. 2, no. 3, pp. 1–21, 2021, doi: 10.1007/s42979-021-00592-x.
- [11] D. A. Neu, J. Lahann, and P. Fettke, “A systematic literature review on state-of-the-art deep learning methods for process prediction,” Artif. Intell. Rev., vol. 55, no. 2, pp. 801–827, 2022, doi: 10.1007/s10462-021-09960-8.
- [12] A. Santoso and G. Ariyanto, “Implementasi Deep Learning berbasis Keras untuk Pengenalan Wajah,” Emit. J. Tek. Elektro, vol. 18, no. 1, pp. 15–21, 2018, doi: 10.23917/emitor.v18i01.6235.
- [13] P. A. Nugroho, I. Fenriana, and R. Arijanto, “Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia,” Algor, vol. 2, no. 1, pp. 12–21, 2020.
- [14] S. Ilahiyah and A. Nilogiri, “Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network,” JUSTINDO (Jurnal Sist. Teknol. Inf. Indones.), vol. 3, no. 2, pp. 49–56, 2018.
- [15] R. Kosasih and C. Daomara, “Pengenalan Wajah dengan Menggunakan Metode Local Binary Patterns Histograms (LBPH),” J. Media Inform. Budidarma, vol. 5, no. 4, p. 1258, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i4.3171.
- [16] A. Gunadarma and K. R. R. Wardani, “Penerapan Histogram of Oriented Gradients, Principal Component Analysis, dan AdaBoost untuk Sistem Pengenalan Wajah,” J. Telemat., vol. 13, no. 2, pp. 93–98, 2018.
- [17] F. Setiawan and D. Agushinta R, “Sistem Pengenalan Wajah Dengan Metode Local Binary Pattern Histogram Pada Firebase Berbasis OPENCV,” SeNTIK, vol. 4, no. 1, pp. 19–25, 2020.
- [18] F. Deeba, A. Ahmed, H. Memon, F. A. Dharejo, and A. Ghaffar, “LBPH-based enhanced real-time face recognition,” Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl., vol. 10, no. 5, pp. 274–280, 2019, doi:

- 10.14569/ijacsa.2019.0100535
- [19] S. Jothi Shri, S. Jothilakshmi, and G. Jawaherlalnehru, “Real time face recognition in group images using LBPH,” *Int. J. Recent Technol. Eng.*, vol. 8, no. 2, pp. 1362–1367, 2019, doi: 10.35940/ijrte.B2015.078219.
- [20] M. Müller, D. Britz, L. Ulrich, T. Staudt, and F. Mücklich, “Classification of bainitic structures using textural parameters and machine learning techniques,” *Metals (Basel)*, vol. 10, no. 5, pp. 1–19, 2020, doi: 10.3390/met10050630.
- [21] G. Aprilian Anarki, K. Auliasari, and M. Orisa, “Penerapan Metode Haar Cascade Pada Aplikasi Deteksi Masker,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 5, no. 1, pp. 179–186, 2021, doi: 10.36040/jati.v5i1.3214.
- [22] D. I. Mulyana *et al.*, “Penerapan Face Recognition Dengan Algoritma Haar Cascade Untuk Sistem Absensi Pada Yayasan Pusat Pengembangan Anak Jakarta,” *J. Cahaya Mandalika* ISSN 2721-4796, pp. 215–226, 2023, [Online]. Available: <https://ojs.cahayamandalika.com/index.php/jcm/article/view/1284>
- [23] D. K. Damarsiwi, E. A. Pambudi, M. A. Fitriani, and F. Wibowo, “Face Detection in Complex Background using Scale Invariant Feature Transform and Haar Cascade Classifier Methods,” *Sinkron*, vol. 8, no. 2, pp. 852–860, 2024, doi: 10.33395/sinkron.v8i2.13556.
- [24] Jamal Rosid, “Face Recognition Dengan Metode Haar Cascade dan Facenet,” *Indones. J. Data Sci.*, vol. 3, no. 1, pp. 30–34, 2022, doi: 10.56705/ijodas.v3i1.38.
- [25] F. L. Ramadini and E. Haryatmi, “Penerapan Metode Haar Cascade Classifier dan LBPH Untuk Pengenalan Wajah Secara Realtime,” *InfoTekJar J. Nas. Inform. dan Teknol. Jar.*, vol. 6, no. 2, pp. 1–8, 2022, [Online]. Available: <https://jurnal.uisu.ac.id/index.php/infotekjar/article/view/4714/pdf>
- [26] Prakoso, A. P., Rasyid, A., Deannova, A., & Rahmawan, A. E. (2024). *Deteksi Wajah Menggunakan Cascade Classifier Dengan Open Cv-Python*. SIKAMA: Sinergi Akademisi dan Masyarakat, 2(1), 23-29.