

Sistem Verifikasi E-KTP dengan Menggunakan Face Recognition

Muhammad Ichmal Gumanof

^{1*} Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Padang, 25164, Sumatera Barat, Indonesia

^{1*} muhammadichmalgumanof@gmail.com

* penulis korespondensi

ARTICLE INFO	ABSTRACT
<p>Article history</p> <p>Received 12/03/2025 Revised 23/04/2025 Accepted 17/05/2025</p>	<p><i>With current technological advancements, digitalization in rural areas, especially in nagari (villages), is increasingly being promoted. Therefore, the e-KTP plays a vital role as an access point for utilizing digital systems. However, the use of digital technology also brings certain concerns, such as questions about who can access data at a given time and the potential misuse of e-KTP by unauthorized parties.</i></p> <p><i>To address these issues, the idea emerged to develop an e-KTP verification technology using face recognition, allowing users to verify their identity simply by using their facial features. A facial image dataset and e-KTP data serve as supporting data for the facial identification system, which will be trained using a Convolutional Neural Network (CNN) algorithm and a face recognition architecture. The utilization of face recognition technology is expected to simplify the user experience and enhance the efficiency of the e-KTP's functions. The prediction model produced by the face recognition algorithm achieved an accuracy of 80%. This research led to the development of an offline e-KTP verification system using facial recognition. In addition, this tool also has the potential to be applied in personal user security systems.</i></p> <p>Keywords : identity verification, e-KTP, face recognition, Convolutional Neural Network (CNN), data security</p>
	<p>ABSTRAK</p> <p>Dengan perkembangan teknologi saat ini, digitalisasi di pedesaan, khususnya nagari, semakin digalakkan. Oleh karena itu, e-KTP berperan sebagai akses untuk menggunakan sistem digital. Namun, penggunaan teknologi digital juga membawa dampak tertentu, seperti pertanyaan tentang siapa yang dapat mengakses data saat itu dan potensi penyalahgunaan e-KTP oleh pihaklain.</p> <p>Untuk mengatasi masalah ini, muncul ide untuk mengembangkan teknologi verifikasi e-KTP menggunakan face recognition, yang memungkinkan pengguna melakukan verifikasi hanya dengan menggunakan wajah mereka. Dataset wajah dan data e-KTP menjadi data pendukung dalam sistem identifikasi wajah yang akan dilatih menggunakan algoritma CNN dan arsitektur Face Recognition. Pemanfaatan teknologi face recognition diharapkan dapat memudahkan pengguna dan meningkatkan efisiensi fungsi e-KTP. Hasil akurasi model prediksi yang dihasilkan oleh algoritma face recognition mendapatkan nilai sebesar 80%. Dengan pengembangan penelitian ini, dihasilkan berupa alat sistem verifikasi e-ktp yang menggunakan wajah dan dalam bentuk offline. Selain itu, alat ini juga memiliki potensi untuk digunakan dalam sistem keamanan pengguna pribadi.</p> <p>Kata kunci : verifikasi identitas, e-KTP, pengenalan wajah, Convolutional Neural Network (CNN), keamanan data</p> <p style="text-align: right;">This is an open access article under the CC-BY-SA license.</p> <div style="text-align: right;"></div>

1. Pendahuluan

E-KTP adalah dokumen kependudukan yang memuat sistem keamanan/pengendalian baik dari sisi administrasi ataupun teknologi informasi dengan berbasis pada basis data.

Seiring dengan pesatnya perkembangan teknologi yang mempengaruhi berbagai aspek kehidupan masyarakat, digitalisasi semakin digalakkan. Salah satu bentuk digitalisasi tersebut adalah e-KTP, yang berfungsi sebagai akses untuk menggunakan sistem digital. Namun, penggunaan teknologi digital juga membawa dampak tertentu, seperti pertanyaan mengenai siapa saja yang berhak mengakses data tersebut serta potensi penyalahgunaan e-KTP oleh pihak yang tidak bertanggung jawab.

Untuk mengatasi masalah tersebut digunakan salah satu teknik biometrik yang sangat menarik adalah sistem yang mampu mendeteksi dan mengidentifikasi wajah. Salah satu teknik biometrik yang menjanjikan untuk meningkatkan keamanan adalah sistem pengenalan wajah (*face recognition*), yang memungkinkan verifikasi identitas secara otomatis berdasarkan citra wajah. Teknologi ini telah banyak diterapkan dalam berbagai bidang, seperti sistem keamanan, pengawasan, interaksi manusia-komputer, hingga verifikasi identitas pengguna. Saat ini, pengenalan wajah melalui sistem komputer dibutuhkan untuk mengatasi berbagai masalah, antara lain dalam identifikasi pelaku kejahatan, pengembangan sistem keamanan, pemrosesan citra maupun film, dan interaksi manusia komputer.

Sistem pengenalan wajah (*face recognition*) telah banyak diaplikasikan dengan menggunakan berbagai metode, diantaranya: Metode PCA [1], Metode ICA [2], Metode LDA [3], Metode EP [4], Metode EBGMM [5], Metode Kernel [6], Metode 3-D Morphable model [7], Metode 3-D Face Recognition [8], Metode Bayesian Framework [9], Metode SVM [10], Metode HMM [11] dan lainnya.

Dari beberapa metode di atas, pada penelitian ini digunakan Sistem pengenalan wajah menggunakan metode *face recognition*, sehingga dalam penelitian dikembangkan sebuah sistem pengenalan wajah pada citra digital dengan metode Face Recognition. Hal ini dikarenakan metode *face recognition* mampu memodelkan data 2 dimensi seperti citra dengan baik.

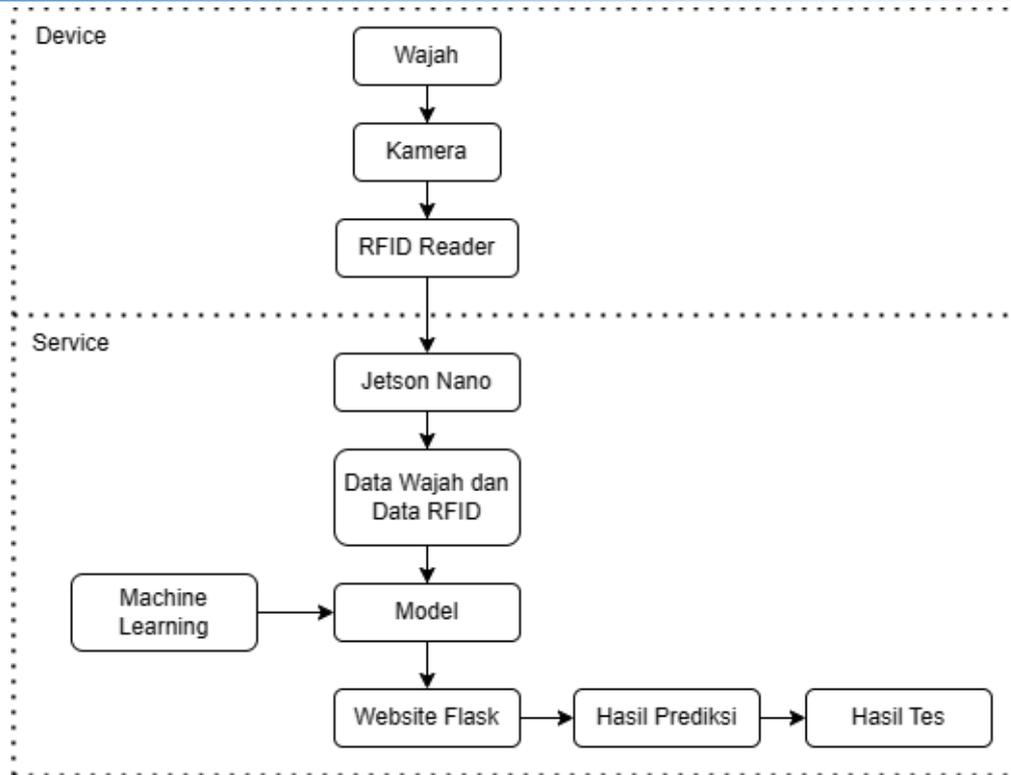
Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem verifikasi identitas berbasis e-KTP yang terintegrasi dengan teknologi *face recognition* menggunakan CNN. Sistem ini dirancang untuk bekerja secara *offline*, dengan menggabungkan pembacaan e-KTP menggunakan *RFID reader* dan verifikasi wajah melalui kamera, guna memastikan bahwa data e-KTP benar-benar dimiliki oleh pemilik sah.

Diharapkan bahwa sistem ini dapat memberikan solusi praktis dan aman untuk verifikasi identitas, khususnya di wilayah dengan keterbatasan akses jaringan, serta menjadi dasar pengembangan sistem keamanan identitas yang lebih canggih ke depannya. Dengan memanfaatkan teknologi *face recognition* ini keamanan data jadi lebih mudah tetapi sulit diretas karena wajah itu berbeda di setiap orangnya. Pengguna dapat melakukan verifikasi dengan cara melakukan tap e-KTP dahulu dan kemudian pengguna melakukan berdiri di depan kamera untuk memeriksa pengguna yang melakukan verifikasi sama dengan data e-KTP atau tidak.

2. Metodologi Penelitian

2.1. Sistem Arsitektur

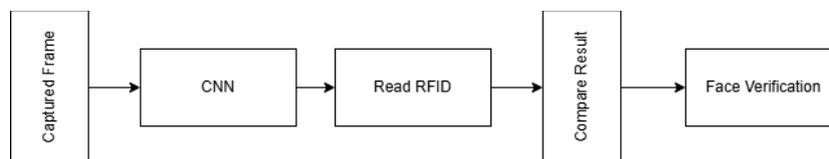
Sistem ini terdiri dari perangkat keras Jetson Nano sebagai server, kamera untuk pengambilan wajah, dan RFID reader untuk membaca e-KTP. Sistem ini didukung dengan *machine learning* yang memanfaatkan algoritma CNN sebagai *preprocessing*. Website dibangun dengan *framework* Flask untuk menerima hasil verifikasi sistem. Arsitektur lengkap sistem dapat dilihat pada Gambar. 1.



Gambar 1. Arsitektur Sistem

2.2. Face Recognition Model

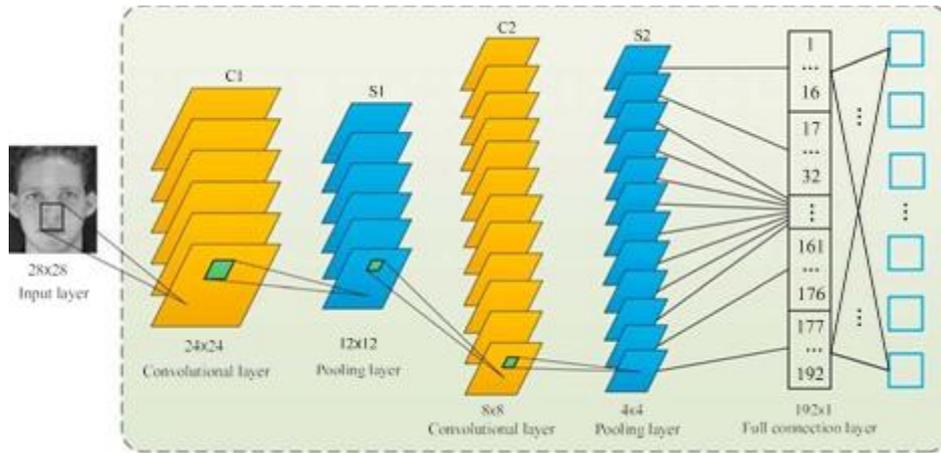
Pengembangan sistem verifikasi e-ktip berbasis *face recognition* dimulai dengan deteksi wajah menggunakan algoritma CNN. Setelah wajah terdeteksi, langkah selanjutnya adalah melakukan scan rfid. Scan rfid dilakukan dengan mendeteksi chip yang ada menggunakan *RFID Reader*. Kemudian hasil dari algoritma CNN dan RFID Reader disesuaikan dengan data yang ada di *database*.



Gambar 2. Alur Face Recognition Model

2.3. CNN (Convolutional Neural Network)

CNN merupakan salah satu algoritma yang ada pada deep learning. CNN digunakan untuk mengklasifikasi gambar ataupun video juga digunakan untuk mendeteksi objek yang ada pada gambar atau bahkan wilayah yang ada didalam gambar [12].



Gambar 3. Arsitektur CNN untuk Face Recognition [13]

Gambar 3 menunjukkan betapa sederhananya arsitektur CNN. Arsitektur dibagi menjadi dua bagian proses, yaitu ekstraksi fitur dan klasifikasi. Arsitekturnya terdiri dari beberapa layer yaitu layer input, input, convolution dan layer Rectified Linear Unit (ReLU), layer join, dropout atau regularization dan layer fully connected. Setiap lapisan mencari lapisan input untuk fitur yang digunakan untuk menghasilkan pola dalam pengenalan gambar.

1) Convolution layer (ConvNet Architecture)

Convolution layer berfungsi sebagai pengoperasian dan memproduksi “feature map” untuk set spesifik dari neuron-neuron yang terkoneksi pada sebuah bagian dari input. Neuron dibawa oleh komputasi berupa produk titik dari Filter atau pembobotan dan kolom receptive dari neuron. Convolution layer didapat dari penghitungan:

$$y = z \cdot w + b \tag{1}$$

Keterangan:

y = Hasil dari *forward propagation*

w = Pembobotan

z = Operasi *convolution* pada *layer* target, dimana $z = [c^1, \dots, c^k]$ dan k adalah jumlah *Filter*

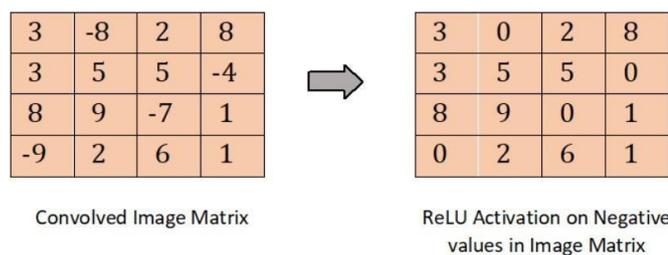
b = Bias

2) Rectified Linear Unit (ReLU) Layer

Layer ReLU ada setelah Convolution layer, sebuah ReLU layer tidak memiliki parameter. Berikut fungsi dari ReLU.

$$f(x) = \max(0, x) \tag{2}$$

Fungsi ini berguna untuk membuat ConvNet mempelajari nilai *non-negative linear*. Aktivasi dari *ReLU* membuat nilai negatif dari matriks yang dikonvolusi pada gambar menjadi nol dan nilai lain tidak diubah. Gambar. 4. menunjukkan contoh bagaimana fungsi *ReLU activation* bekerja pada sebuah nilai pada matriks konvolusi gambar.



Gambar 4. Operasi ReLU

Gambar 4. *ReLU activation* mengubah nilai negatif pada matriks konvolusi menjadi nol, sedangkan nilai yang tidak negatif dibiarkan tanpa perubahan.

3) *Pooling Layer*

Pooling Layer merupakan lanjutan setelah dari convolution dan ReLU layer. *Pooling Layer* berfungsi untuk melakukan operasi *downsampling* yang mana akan mereduksi beberapa dimensi dari *feature representation* saat mengambil informasi yang penting. Terdapat beberapa jenis dari parameter pooling, yakni Max pooling, berfungsi untuk memilih elemen terbesar dari feature map. *Average pooling* dan *Sum pooling* adalah operasi yang mengambil elemen rata-rata maupun penjumlahan pada feature map.

4) *Dropout* atau *Regularization*

Dropout adalah teknik regularisasi yang digunakan untuk mencegah *overfitting* pada sebuah model. *Dropout* secara acak mengabaikan beberapa neuron pada lapisan tertentu saat proses training, sehingga membantu menurunkan ketergantungan antar neuron dan mencegah model mengandalkan terlalu banyak pada fitur-fitur tertentu. Berikut persamaan yang digunakan pada *Dropout*.

$$y = w \cdot (z \circ r) + b \quad (3)$$

Keterangan:

y = Hasil dari *forward propagation*

w = Pembobotan

z = Operasi *convolution* pada layer target, dimana $z = [c^1, \dots, c^k]$ dan k adalah jumlah *Filter*

b = Bias

r = *Tensor mask* yang menghasilkan nilai acak dengan nilai 0 dan 1 dengan ukuran yang sama dengan operasi z

5) *Fully Connected Layer*

Layer terakhir pada sebuah ConvNet adalah *fully connected layer*. Setelah beberapa tahapan pada layer sebelumnya, maka akan memasuki layer *fully connected* yang merupakan semua neuron yang telah terhubung satu sama lain dalam sebuah *regular neural network*. Sehingga dapat digunakan untuk mengekstrak global features yang mana menjadi representasi dari jaringan yang telah dilatih. Bobot-bobot pada lapisan ini akan di-*update* selama algoritme *training* untuk mencapai akurasi yang lebih baik pada bagian klasifikasi atau regresi.

6) *Classification Layer-SoftMax*

Fungsi SoftMax adalah bentuk umum yang digunakan dalam melakukan aktivasi fungsi pada *output layer* dari sebuah CNN. SoftMax bekerja dengan cara menormalisasikan nilai output dari sebuah model menjadi probabilitas untuk setiap kelas pada *output layer*, sehingga dapat digunakan untuk memprediksi kelas pada data yang akan dimasukkan nantinya. Sebuah fungsi SoftMax dengan *cross-entropy loss* dilambangkan sebagai berikut.

$$L_i = \frac{1}{N} \sum - \log \left(\frac{e^{f y_i}}{\sum_j e^{f_j}} \right) = \frac{1}{N} \sum L_i \quad (4)$$

Keterangan:

f_j = Vektor dari kelas nilai f untuk elemen j th

L_i = Loss dari seluruh dataset dan dievaluasi pada training data yang diberikan regularisasi aturan R(W)

$\left(\frac{e^{f y_i}}{\sum_j e^{f_j}} \right)$ = Fungsi SoftMax, dimana vektor dari nilai random real-valued yang dinormalisasikan pada sebuah vektor dengan nilai antara 0 dan 1

2.4. Face Verification

Untuk bagian pengenalan wajah, kami menggunakan model FaceNet. Model ini memiliki arsitektur Inception-Resnet v2 yang dilatih sebelumnya pada dataset VGGFace2[10], yaitu dataset yang berisi 3,31 juta wajah dari 9131 identitas.

FaceNet dilatih menggunakan fungsi loss triplet seperti yang dirumuskan pada rumus (4), di mana a adalah gambar anchor (jangkar), p adalah gambar positif dari kelas yang sama dengan a , n adalah gambar negatif dari kelas yang berbeda dari a , α adalah margin antara embedding positif dan negatif, dan f adalah embedding:

$$L(a, p, n) = \max \left(\|f(a) - f(p)\|_2^2 - \|f(a) - f(n)\|_2^2 + \alpha, 0 \right) \quad (5)$$

Model FaceNet menghasilkan vector 512 dimensi yang merpresentasikan biometric wajah yang sudah di seajarkan. Vektor ini kemudian disimpan atau dibandingkan dengan semua data vector yang ada pada database menggunakan rumus Euclidean distance(5) berikut:

$$\text{Euclidean distance} = \sqrt{\sum_{i=0}^n (a_i - b_i)^2} \quad (6)$$

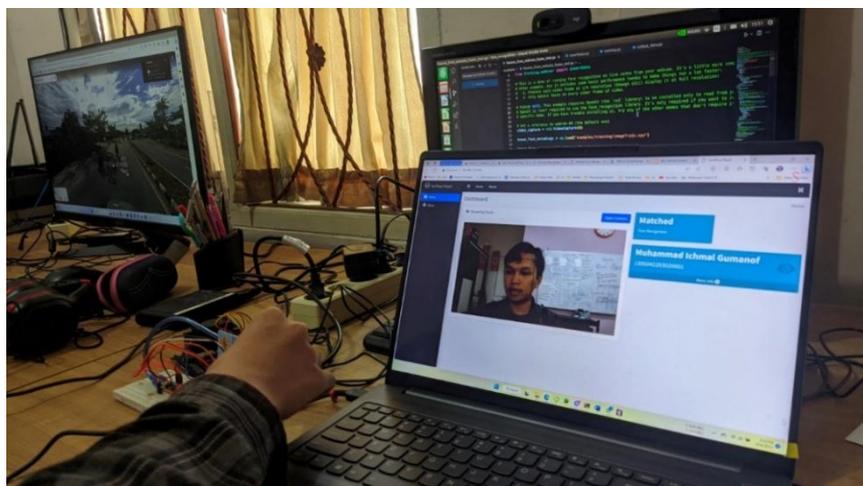
Jarak Euclidean adalah nilai jarak antara dua vektor. Dimana a adalah vektor wajah yang terdeteksi, b adalah salah satu vektor yang tersimpan di database, dan n adalah dimensi. Vektor wajah yang terdeteksi akan dibandingkan dengan semua vektor yang tersimpan di database. Vektor dengan nilai jarak Euclidean paling kecil yang akan dipilih. Apabila nilai jarak Euclidean tersebut sama dengan atau lebih kecil dari nilai ambang, maka sistem akan mengembalikan nama dan ID dari wajah yang terdeteksi. Sebaliknya, sistem akan mengembalikan bahwa pengguna tidak terdaftar di sistem.

2.5. User Interface

Sistem ini menyediakan berbagai layanan antarmuka, seperti yang terlihat pada Gambar 5., berikut layanan-layanan yang tersedia :

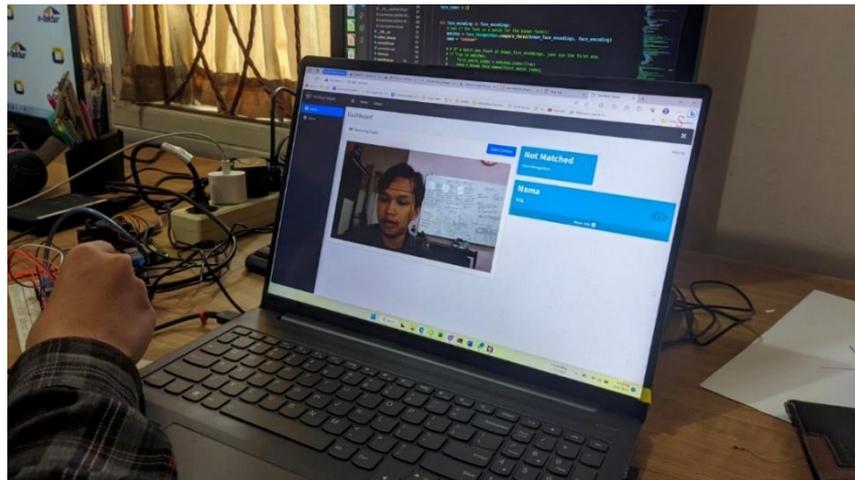
- Home

Pada halaman ini pengguna dapat melakukan verifikasi wajah ke depan kamera, sistem akan megenerate data wajah pengguna dan membandingkan data tersebut dengan yang ada di database. Kemudian sistem juga akan menampilkan hasil dari verikasi wajah dan e-ktip di halaman ini. Hasil verifikasi berhasil dapat di lihat pada Gambar 5.



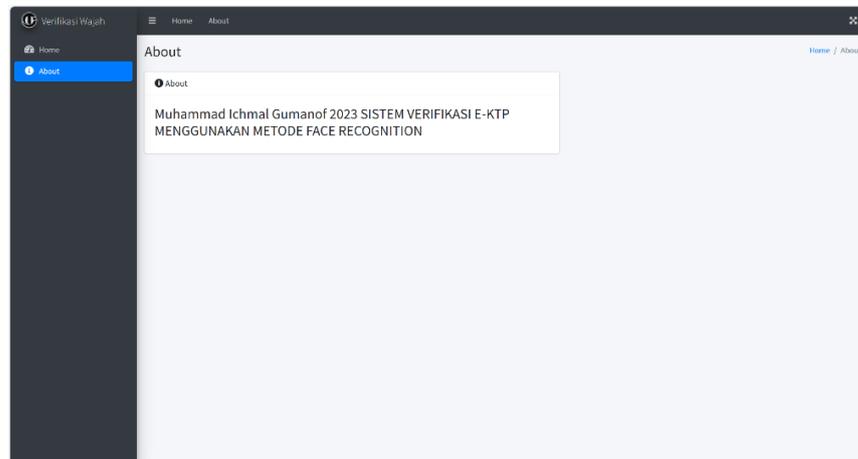
Gambar 5. Contoh verifikasi berhasil

Jika tidak berhasil akan muncul seperti Gambar 6.



Gambar 6. Contoh verifikasi gagal

- About



Gambar 7. Halaman About

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Skema Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan secara realtime kepada 3 subjek yang berbeda. Setiap subjek diminta berdiri sejauh ± 40 cm dari kamera, kemudian melakukan tap kartu e-KTP pada RFID reader. Sistem akan menjalankan proses verifikasi dengan dua tahap simultan, yaitu:

- Pengenalan wajah (Face Recognition)
- Pencocokan ID dari e-KTP (melalui RFID reader)

Proses ini dilakukan secara offline, menggunakan perangkat Jetson Nano sebagai server dan framework Flask sebagai pengelola hasil verifikasi.

3.2. Metode Evaluasi

Akurasi pengenalan wajah dihitung berdasarkan jumlah prediksi yang benar terhadap total prediksi selama jangka waktu 3 detik setelah subjek memulai verifikasi. Rata-rata dalam 3 detik, sistem menghasilkan 3 kali prediksi. Formula akurasi yang digunakan adalah:

$$\text{Akurasi Face Recognition} = \frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{\text{Total Seluruh Prediksi}} \times 100\% \quad (7)$$

3.3. Hasil Pengujian

Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 1 berikut ini :

Tabel 1. Hasil Pengujian Sistem

Kode subject	Akurasi face recognition	RFID ID	Lama verifikasi
001	95%	Nbs123	6 detik
002	92%	Guyi23	5 detik
003	90%	Rty123	4 detik

3.4. Analisis Hasil

Berdasarkan hasil pengujian terhadap tiga subjek, sistem verifikasi e-KTP berbasis face recognition menunjukkan performa yang cukup menjanjikan. Tingkat akurasi yang diperoleh berkisar antara 90% hingga 95%, dengan waktu verifikasi yang relatif cepat, yaitu antara 4 hingga 6 detik untuk setiap proses autentikasi.

Hasil ini menunjukkan bahwa sistem memiliki kemampuan identifikasi yang cukup baik, terutama dalam kondisi lingkungan terkendali. Akurasi tertinggi sebesar 95% dicapai oleh subjek pertama, sedangkan subjek ketiga memperoleh akurasi 90%. Perbedaan akurasi antar subjek ini menunjukkan bahwa terdapat faktor-faktor tertentu yang dapat mempengaruhi performa sistem.

- Beberapa faktor utama yang diperkirakan mempengaruhi variasi akurasi antara lain adalah:
- Pencahayaan saat pengambilan gambar wajah, yang memengaruhi kualitas citra input.
- Jarak dan posisi wajah terhadap kamera, yang memengaruhi keberhasilan deteksi dan ekstraksi fitur.
- Ekspresi wajah dan arah pandang, yang dapat menyebabkan fitur wajah tidak sejajar (*misalignment*).
- Jumlah dan kualitas data pelatihan per individu, yang sangat menentukan keakuratan hasil embedding oleh model FaceNet.

Selain itu, waktu verifikasi yang relatif cepat menunjukkan bahwa sistem mampu memberikan hasil dalam waktu yang sesuai untuk aplikasi layanan publik. Rata-rata waktu verifikasi yang tercatat selama pengujian berada di bawah 6 detik, yang sudah termasuk proses membaca e-KTP melalui RFID dan klasifikasi wajah melalui model CNN.

Meskipun demikian, perlu dicatat bahwa akurasi tinggi dalam kondisi laboratorium belum sepenuhnya menjamin performa serupa di kondisi nyata. Oleh karena itu, pengujian lebih lanjut dengan jumlah subjek yang lebih besar, variasi latar belakang, serta simulasi lingkungan yang lebih kompleks sangat diperlukan untuk mendapatkan gambaran performa sistem yang lebih menyeluruh. Secara umum, hasil yang diperoleh mendukung bahwa metode CNN dan FaceNet dengan Triplet Loss cukup efektif dalam menghasilkan vektor fitur wajah yang diskriminatif, yang dapat digunakan dalam sistem verifikasi identitas berbasis e-KTP. Hal ini menunjukkan bahwa teknologi biometrik berbasis wajah berpotensi besar untuk diterapkan sebagai solusi keamanan identitas digital yang lebih efisien dan andal.

3.5. Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya

Penelitian ini menggunakan pendekatan Convolutional Neural Network (CNN) yang diintegrasikan dengan arsitektur FaceNet dan fungsi loss Triplet Loss untuk membangun sistem verifikasi identitas berbasis wajah. Guna menilai efektivitas metode yang digunakan, hasil dari

sistem ini dibandingkan dengan beberapa pendekatan yang telah digunakan dalam studi-studi sebelumnya.

Salah satu metode yang umum digunakan dalam pengenalan wajah adalah *Principal Component Analysis* (PCA), seperti yang diterapkan oleh Rosyani (2017) [1]. PCA memproyeksikan citra wajah ke dalam ruang dimensi yang lebih rendah dan menggunakan Canberra Distance untuk klasifikasi. Meskipun metode ini cukup ringan secara komputasi, akurasi terbatas, dengan rata-rata sekitar 87% dalam kondisi ideal. Metode ini juga kurang andal terhadap variasi pencahayaan dan ekspresi wajah.

Studi lain oleh Athoillah (2018) [10] menggunakan pendekatan Support Vector Machine (SVM) Multi-Kernel, yang memiliki kelebihan dalam klasifikasi non-linear. Pendekatan ini mencatat tingkat akurasi sekitar 90%, namun pelatihan model memerlukan tuning parameter yang kompleks serta waktu komputasi yang relatif lebih tinggi dibandingkan CNN.

Dibandingkan dengan metode-metode di atas, sistem dalam penelitian ini menghasilkan akurasi antara 90% hingga 95%, berdasarkan pengujian terhadap tiga subjek dengan proses verifikasi realtime. Meskipun jumlah subjek masih terbatas, hal ini menunjukkan bahwa pendekatan CNN + FaceNet + Triplet Loss memberikan hasil yang kompetitif, bahkan lebih unggul dalam aspek kecepatan verifikasi dan kemampuan menangkap fitur wajah dalam berbagai kondisi.

Selain itu, sistem ini dirancang untuk beroperasi secara offline, yang merupakan keunggulan tersendiri dibandingkan sistem lain yang umumnya bergantung pada koneksi jaringan atau layanan cloud. Hal ini membuat sistem lebih cocok diterapkan di wilayah-wilayah dengan infrastruktur digital yang terbatas.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa pendekatan dalam penelitian ini memiliki kinerja yang sebanding bahkan lebih baik dibandingkan metode konvensional dalam hal akurasi, kecepatan respon, serta fleksibilitas implementasi. Ke depannya, sistem ini berpotensi diperluas untuk mengakomodasi lebih banyak data pelatihan serta diuji dalam lingkungan pengguna yang lebih kompleks guna memperkuat validitasnya.

4. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa sistem verifikasi identitas berbasis e-KTP yang dikembangkan dengan integrasi teknologi face recognition dan RFID dapat memberikan solusi yang efektif dan efisien dalam proses autentikasi identitas pengguna. Dengan menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) dan model FaceNet yang dilatih melalui fungsi loss triplet, sistem ini mampu mengenali wajah dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi, yaitu antara 90% hingga 95%, serta menyelesaikan proses verifikasi dalam waktu kurang dari enam detik.

Kemampuan sistem untuk bekerja secara offline menjadi salah satu keunggulan utama, terutama dalam konteks penerapan di wilayah yang belum memiliki infrastruktur jaringan yang stabil. Selain itu, pendekatan dua lapis autentikasi—yaitu pencocokan identitas melalui chip e-KTP dan verifikasi biometrik wajah—meningkatkan aspek keamanan dan mengurangi potensi penyalahgunaan identitas oleh pihak yang tidak berwenang.

Meskipun hasil pengujian menunjukkan performa yang menjanjikan, penelitian ini masih memiliki keterbatasan, antara lain jumlah subjek uji yang terbatas dan kondisi pengujian yang belum mencerminkan lingkungan dunia nyata. Selain itu, sistem belum dilengkapi dengan mekanisme untuk mendeteksi upaya pemalsuan (spoofing), seperti penggunaan foto atau video wajah, yang penting untuk menjamin integritas sistem biometrik.

Kedepannya, penelitian ini dapat dikembangkan lebih lanjut dengan melibatkan jumlah data dan subjek yang lebih besar, pengujian dalam berbagai kondisi lingkungan, serta penambahan fitur keamanan lanjutan seperti liveness detection. Dengan penguatan pada aspek-aspek tersebut, sistem yang telah dirancang ini memiliki potensi besar untuk diterapkan dalam layanan publik dan sistem identitas digital nasional sebagai alternatif verifikasi yang aman, cepat, dan adaptif terhadap tantangan infrastruktur.

References

- [1] P. Rosyani, "Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Principal Component Analysis (Pca) Dan Canberra Distance," *Universitas Pamulang*, vol. 118, no. 2, 2017.
- [2] E. Kusumawardhani, F. Imansyah, and L. S. Ade Putra, "Analisis Metode ICA dan NMFsc untuk Implementasi Sistem Pengenalan Wajah pada Video di Ruang," *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (Justin)*, vol. 9, no. 4, p. 429, Dec. 2021, doi: 10.26418/justin.v9i4.50032.
- [3] H. Hakiki, "Analisis Metode Ekstraksi Fitur Dalam Sistem Pengenalan Wajah Menggunakan Masker," *Jurnal Teknologi Elektro*, vol. 13, no. 1, p. 1, Feb. 2022, doi: 10.22441/jte.2022.v13i1.001.
- [4] C. Liu and H. Wechsler, "Evolutionary Pursuit and Its Application to Face Recognition," 2000.
- [5] I. Aldi Pradana, "Akselerasi Proses Face Recognition Dengan Algoritma Elastic Bunch Graph Matching (EBGM)."
- [6] A. Muliani, S. Kosasih, J. S. Simpang, and S. Medan, "Perancangan Aplikasi Pengenalan Citra Wajah Menggunakan Metode Complete Kernel Fisher Discriminant," *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 3, no. 1, 2019.
- [7] D. Jiang *et al.*, "Reconstructing Recognizable 3D Face Shapes based on 3D Morphable Models," Apr. 2021, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2104.03515>
- [8] H. Gymnovriza, L. Novamizanti, and D. E. Susatio, "Pengenalan Wajah Individu Berbasis 3d Biometrik," *Jurnal Informatika dan Komputer*, vol. 6, no. 1, pp. 41–49.
- [9] U. Zafar *et al.*, "Face recognition with Bayesian convolutional networks for robust surveillance systems," *EURASIP J Image Video Process*, vol. 2019, no. 1, Dec. 2019, doi: 10.1186/s13640-019-0406-y.
- [10] M. Athoillah, "Pengenalan Wajah Menggunakan SVM Multi Kernel dengan Pembelajaran yang Bertambah," *Jurnal Online Informatika*, vol. 2, no. 2, p. 84, Jan. 2018, doi: 10.15575/join.v2i2.109.
- [11] A. R. Syakhala, D. Puspitaningrum, and E. P. Purwandari, "Perbandingan Metode Principal Component Analysis (Pca) Dengan Metode Hidden Markov Model (Hmm) Dalam Pengenalan Identitas Seseorang Melalui Wajah," *Jurnal Rekursif*, vol. 3, no. 2, 2015, [Online]. Available: <http://vision.ucsd.edu/content/yale-face-database>
- [12] F. M. Qotrunnada and P. H. Utomo, "Metode Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Wajah Bermasker," *Prosiding Seminar Nasional Matematika*, vol. 5, pp. 799–807, 2022, [Online]. Available: <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/>
- [13] P. Lu, B. Song, and L. Xu, "Human face recognition based on convolutional neural network and augmented dataset," *Systems Science and Control Engineering*, vol. 9, no. S2, pp. 29–37, 2021, doi: 10.1080/21642583.2020.1836526.