

IMPLEMENTASI PENGENALAN WAJAH BERBASIS CNN DAN RFID UNTUK AREA AKSES AMAN DI FASILITAS RUANG DOSEN POLSRI DENGAN HOSTING LOKAL

Dewi Permata Sari¹, Muhammad Arya Cendekia Putra², RD.Kusumanto³
Teknik Elektronika, Jurusan Teknik Elektro – Politeknik Negeri Sriwijaya^{1,3}
Teknik Elektro, Jurusan Teknik Elektro – Politeknik Negeri Sriwijaya²

dewi_permatasari@polsri.ac.id¹, aryacendekia4@gmail.com²,
manto_6611@yahoo.co.id³

ABSTRAK

Penelitian ini dirancang untuk mengoptimalkan proses dalam mengakses area steril atau area tingkat keamanan yang tergolong tinggi melalui integrasi teknologi *Radio Frequency Identification* (RFID) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk meminimalkan intervensi manual. RFID dapat mengidentifikasi dengan cepat, tepat dan otomatis dari setiap individu, sementara algoritma CNN pada pengenalan wajah memastikan autentikasi yang lebih akurat dan aman. Penggabungan kedua teknologi ini menciptakan suatu solusi yang inovatif dalam mengatasi berbagai tantangan yang ada pada sistem yang masih konvensional. Ditambah penggunaan website dengan server lokal yang memungkinkan pemantauan dan pengelolaan data secara real-time, memberikan kemudahan dalam pengolahan dan analisis data pada area tersebut. Pada penelitian ini dilakukan pengujian alat sebanyak 15 kali dengan menggunakan 3 sampel kartu RFID dan wajah orang yang berbeda, ketika pengujian pengenalan wajah diterapkan 5 parameter pada saat pengambilan foto wajah. Dari pengujian alat yang telah dilakukan, hasilnya menunjukkan bahwa proses pengenalan wajah dapat berjalan dengan baik pada beberapa parameter yang diterapkan dengan akurasi keberhasilan seluruh pengujian sebesar 66.67%.

Kata kunci : RFID, CNN, IoT, Deep Learning, Website

ABSTRACT

This research is designed to optimize the process of accessing sterile or high-security areas through the integration of Radio Frequency Identification (RFID) technology and Convolutional Neural Network (CNN) algorithms to minimize manual intervention. RFID can quickly, accurately, and automatically identify each individual, while CNN algorithms in face recognition ensure more accurate and secure authentication. The combination of these two technologies creates an innovative solution to address various challenges present in conventional systems. Additionally, the use of a website with a local server allows for real-time monitoring and management of data, providing ease in processing and analyzing data in the area. In this study, the device was tested 15 times using 3 different RFID cards and faces. During face recognition testing, 5 parameters were applied during face photo capture. The results show that the face recognition process works well under several applied parameters, with an overall testing accuracy of 66.67%.

Key words : RFID, CNN, IoT, Deep Learning, Website

1. PENDAHULUAN

Pesatnya perkembangan teknologi di era digital membawa berbagai inovasi untuk meningkatkan efisiensi dalam berbagai aspek kehidupan manusia. Termasuk dalam aspek keamanan pada berbagai fasilitas contohnya lingkungan kerja dan instansi pendidikan seperti ruang dosen Politeknik Negeri Sriwijaya (Polsri). Berbagai metode telah dikembangkan untuk meningkatkan keamanan, salah satunya adalah melalui penggunaan sistem pengenalan wajah berbasis *Convolutional Neural Network*

(CNN) dan *Radio Frequency Identification* (RFID).

Kedua teknologi tersebut akan diintegrasikan kedalam satu sistem yang sama untuk saling bersinergi dalam mengoptimalkan proses akses fasilitas dilingkungan Polsri. Melalui teknologi RFID yang mampu mengidentifikasi objek dengan sangat cepat dan akurat serta teknologi *face recognition* yang dibangun menggunakan metode CNN akan menghasilkan informasi biometrik yang unik dan tidak dapat dimanipulasi. Sistem yang dibangun tentu saja tidak hanya menawarkan keamanan yang lebih tinggi, tetapi juga

kenyamanan dan efisiensi dalam pengelolaan akses ke area atau fasilitas yang hanya dapat dimasuki dengan prosedur tertentu.

Selain itu, penggunaan website dengan hosting lokal dapat memberikan solusi yang efisien dan dapat diandalkan untuk manajemen akses dengan pemantauan data secara *real time* [1], serta mengurangi risiko keamanan yang mungkin timbul dari penggunaan metode tradisional seperti kunci fisik atau kata sandi [2].

Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi untuk pengembangan dalam bidang keamanan dan manajemen akses di institusi pendidikan maupun fasilitas lainnya.

2. TINJAUAN PUSTAKA

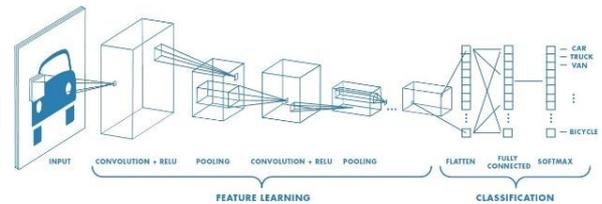
2.1 Deep Learning

Deep learning merupakan salah satu dalam bidng *Artifial Intelegence* (AI) yang memungkinkan komputer memproses data dengan mengenali pola kompleks seperti gambar, suara, dan teks untuk menghasilkan wawasan dan prediksi akurat [3] yang terinspirasi dari cara kerja jaringan neuron di otak manusia, disebut jaringan saraf tiruan (*artificial neural network*). Jaringan ini mampu membuat komputer mempunyai kemampuan untuk belajar dari pengalaman dalam mengidentifikasi objek dengan pola kompleks. *Deep learning* menggunakan jaringan saraf tiruan yang terdiri dari beberapa lapisan seperti *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*.

2.2 Convolutional Neural Network

Salah satu arsitektur pada jaringan saraf tiruan adalah CNN yang sering dipakai pada pengolahan berbagai proses citra dan video terhadap berbagai proses visual seperti mendeteksi dan mengenali object pada sebuah gambar [4].

CNN tersusun atas beberapa jenis lapisan utama yang saling bekerjasama untuk mengekstrak informasi dan memproses fitur dari data *input*, yaitu *convolutional layer*, *activation function*, *pooling layer* dan *fully connected layer* seperti yang ditunjukkan pada gambar 2.1 berikut.



Gambar 2.1 CNN [5]

2.3 Computer Vision

Computer vision adalah bidang yang berkaitan dengan cara kerja komputer dalam mengekstrasi informasi gambar digital, video, kamera, atau data multidimensi [6] yang dirancang untuk memiliki kemampuan dalam melihat objek visual seperti yang dilakukan oleh sistem visual manusia dengan melibatkan pengembangan dasar secara teoretis dan algoritmik untuk mencapai pemahaman visual secara otomatis. *Computer vision* dibangun untuk memiliki kemampuan dalam memahami suatu gambar [4].

2.4 Radio Frequency Identification

RFID merupakan metode komunikasi yang bertujuan untuk mengidentifikasi melalui gelombang radio. RFID bekerja dengan menggabungkan fungsi dari kopling elektromagnetik atau elektrostatik pada porsi frekuensi radio dari spektrum elektromagnetik yang dihasilkan oleh RFID *reader* dalam mengidentifikasi sebuah objek [7].

2.5 NodeMCU ESP 32

NodeMCU ESP 32 seperti pada gambar 2.2 merupakan papan mikrokontroler yang tertanam modul ESP 32, mikrokontroler ini dilengkapi modul WiFi yang terintegrasi dengan chip mikrokontroler serta memiliki bluetooth yang menjadikannya lebih unggul dari *board* lainnya. ESP32 juga dapat terhubung atau kompatibel dengan perangkat seluler dan aplikasi IoT.



Gambar 2.2 NodeMCU ESP 32 [8]

2.6 MFRC522

MFRC522 merupakan salah satu modul *reader* RFID yang dirancang dengan medan elektromagnetik sebesar 13,56 MHz dengan protokol komunikasi (tag standar ISO 14443A). MFRC522 mendukung dua protokol komunikasi yang berbeda sehingga dapat digunakan hampir diseluruh jenis mikrokontroler, protokol komunikasi tersebut yaitu *Serial Peripheral Interface* (SPI), *Univesal Asynchronous Reciver/Transmitter* (UART) [9].

2.7 ESP 32 CAM

ESP32 CAM adalah mikrokontroler berbasis ESP32 yang dilengkapi dengan modul kamera OV2640. ESP32 CAM juga dilengkapi dengan fasilitas berupa Bluetooth, WiFi, dan slot kartu microSD. Namun ESP32 CAM memiliki lebih sedikit pin I/O daripada seri ESP 32 lainnya. Sedangkan pin lain pada ESP32 CAM digunakan secara internal untuk fungsi kamera dan fungsi slot kartu microSD. Bentuk fisik ESP 32 CAM dapat dilihat pada gambar 2.3 berikut.



Gambar 2.3 ESP 32 CAM [10]

2.9 Liquid Crystal Display

Liquid crystal display (LCD) adalah suatu jenis media tampilan yang menggunakan kristal cair sebagai penampil utama yang dapat menampilkan suatu gambar/karakter pada layarnya.

3. METODOLOGI

3.1 Metode Penelitian

Pada pembuatan alat ini penulis menggunakan metode penelitian kuantitatif. Penelitian berfokus pada proses *matching* data antara ID RFID dan *face recognition* berdasarkan data ID dan model CNN yang tersimpan dalam database.

3.2 Alat Dan Komponen yang digunakan

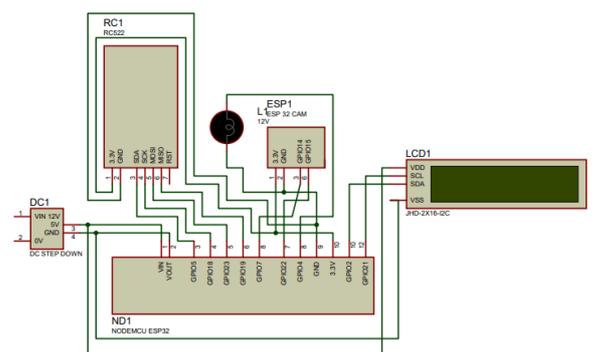
Berikut alat dan komponen yang digunakan pada penelitian ini:

1. Laptop
2. NodeMcu ESP 32U
3. NodeMcu ESP32 CAM
4. Modul DC *Step-Down* LM 2596
5. RFID *Reader* RC522
6. Kartu RFID/ RFID Tag
7. *Liquid Crystal Display* I2C
8. Kabel Jumper

Sedangkan *software* yang akan digunakan adalah sebagai yaitu Visual Studio Code, PyCharm dan Xampp.

3.3 Wiring Diagram Rangkaian

Wiring diagram rangkaian alat yang dirancang penulis yang lampirkan pada gambar 3.1 seperti berikut.



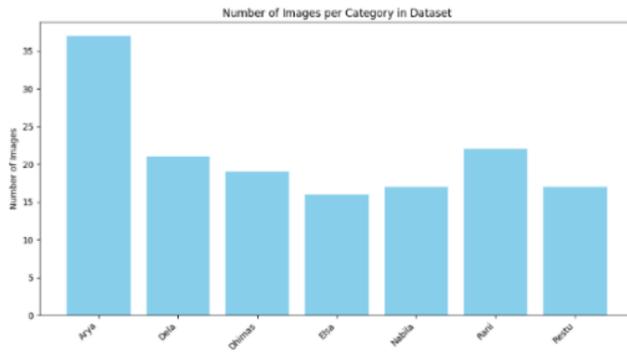
Gambar 3.1 *Wiring* diagram rangkaian
(Sumber: Dokumentasi, 2024)

3.4 Perancangan CNN Dan Website

Perancangan CNN terdiri dari tiga tahap seperti berikut.

1. Pengumpulan Dataset

Pada tahap ini penulis melakukan pengumpulan data model yang berupa gambar wajah berformat JPG, JPEG atau PNG yang akan dimasukkan kedalam satu folder yang disebut dataset sebagai bahan untuk melatih model CNN. Penulis mengumpulkan sebanyak tujuh sample model dengan jumlah gambar sebanyak 20 hingga 35 foto untuk masing-masing label yang ditunjukkan pada gambar 3.2.



Gambar 3.2 Dataset
(Sumber: Dokumentasi, 2024)

2. Augmentasi Data

Penulis menggunakan teknik augmentasi data terhadap setiap foto untuk meningkatkan kualitas dan jumlah data pelatihan dengan membuat variasi dari data yang sudah ada dengan karena data pelatihan terbatas. Augmentasi yang dilakukan yaitu rotasi, pemotongan, pembalikan, pergeseran dan *zoom in* serta *zoom out* pada setiap gambar. Seperti yang ditunjukkan gambar 3.3 berikut:



Gambar 3.3 Augmentasi data
(Sumber: Dokumentasi, 2024)

3. Arsitektur Model CNN

Tabel 3.1 Arsitektur CNN

Lapisan	Detail
Input Layer	Input(shape=(224, 224, 3))
Conv2D Layer 1	Conv2D(64, (3, 3), activation='relu')
Conv2D Layer 2	Conv2D(64, (3, 3), activation='relu')
MaxPooling2D Layer 1	MaxPooling2D(pool_size=(2, 2))
Dropout Layer 1	Dropout(0.25)
BatchNormalizatio n 1	BatchNormalization()
Conv2D Layer 3	Conv2D(128, (3, 3), activation='relu')
Conv2D Layer 4	Conv2D(128, (3, 3), activation='relu')

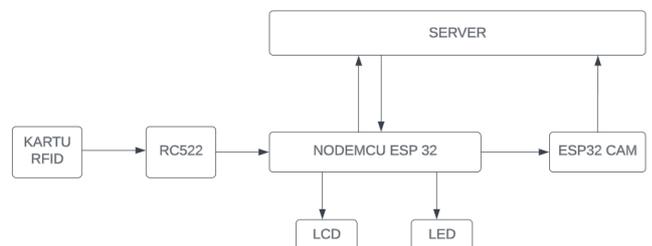
MaxPooling2D Layer 2	MaxPooling2D(pool_size=(2, 2))
Dropout Layer 2	Dropout(0.25)
BatchNormalizatio n 2	BatchNormalization()
Conv2D Layer 5	Conv2D(256, (3, 3), activation='relu')
Conv2D Layer 6	Conv2D(256, (3, 3), activation='relu')
MaxPooling2D Layer 3	MaxPooling2D(pool_size=(2, 2))
Dropout Layer 3	Dropout(0.25)
BatchNormalizatio n 3	BatchNormalization()
Flatten Layer	Flatten()
Dense Layer 1	Dense(512, activation='relu')
Dropout Layer 4	Dropout(0.5)
BatchNormalizatio n 4	BatchNormalization()
Output Layer	Dense(num_classes, activation='softmax')

Arsitektur model CNN atau disebut pula dengan *feature extraction* yang dibuat mengkombinasikan penggunaan *convolution layer*, *pooling layer*, *batch normalization* dan *dropout* yang diakhiri dengan *fully connected layer* seperti yang dilampirkan pada tabel 3.1 untuk menghasilkan prediksi akhir.

4. Website

Website digunakan sebagai *interface* antara penulis untuk berinteraksi dengan data yang dihasilkan dari alat sebagai tempat pengelola dan pemantauan data[11]. Terdiri dari beberapa halaman yaitu dashboard, halaman pemantauan data dan halaman pengguna.

3.5 Diagram Blok



Gambar 3.4 Blok diagram
(Sumber: Dokumentasi, 2024)

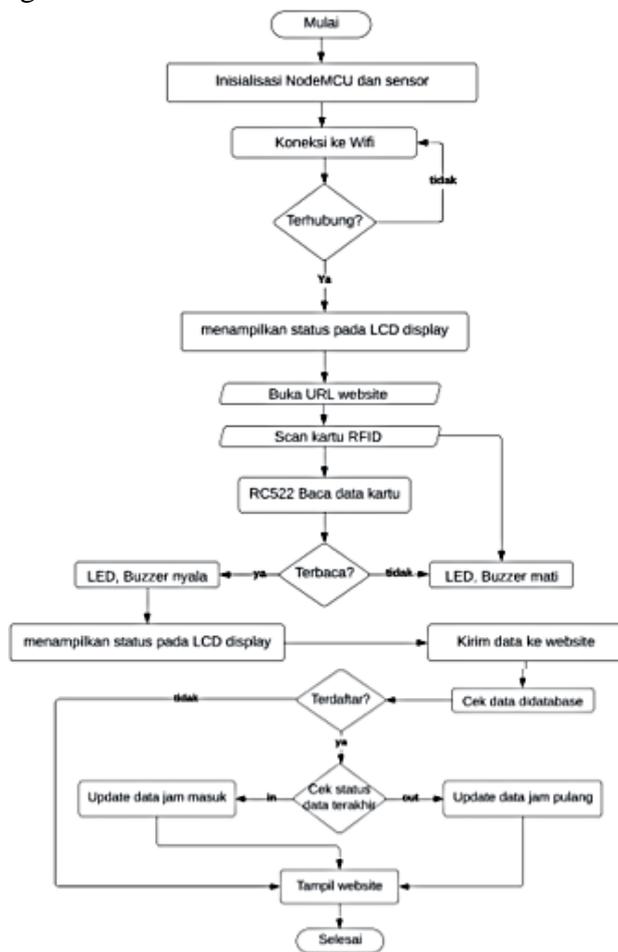
Penjelasan diagram blok gambar 3.4 diatas adalah seperti berikut.

1. Kartu/tag RFID sebagai perangkat yang akan diidentifikasi.

2. Jika terdapat kartu RFID yang terbaca maka informasi ini akan diteruskan ke Nodemcu ESP 32.
3. Nodemcu ESP 32 kemudian akan mengirim perintah serial pada ESP32 CAM.
4. ESP 32 CAM akan mengaktifkan kamera dan mengambil foto.
5. Data nomor kartu RFID dan foto akan dikirimkan ke server.
6. Server kemudian akan memberikan respon balik kepada Nodemcu ESP 32.
7. Respon ini akan ditampilkan pada LCD.

3.6 Flow Chart

Flow chart dari alat ini dapat dilihat pada gambar 3.5.



Gambar 3.5 Flow chart
(Sumber: Dokumentasi, 2024)

3.7 Perancangan Mekanik

Perancangan mekanik didesain untuk menampung semua komponen dan peralatan

yang digunakan dalam pembuatan ini seperti yang ditunjukkan pada gambar 3.6 berikut:



Gambar 3.6 Rancangan mekanik 3D
(Sumber: Dokumentasi, 2024)

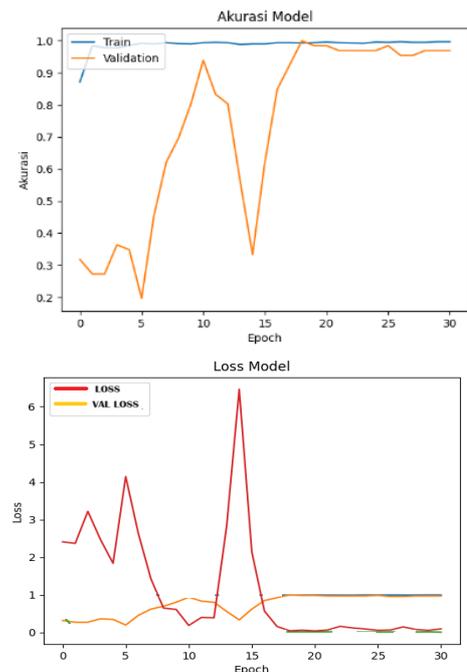
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Training

Tabel 4.1 Hasil *training*

Epoch	Accuracy	Loss	Val Accuracy	Val Loss
31/65	0.9991	0.0053	0.9846	0.0238

Hasil *training* model CNN dilampirkan pada tabel 4.1 diatas, dengan akurasi mencapai 0.9991 pada epoch ke 31, seluruh nilai *training* ini penulis lampirkan pada gambar 4.1 dibawah ini.



Gambar 4.1 Akurasi dan *loss* model
(Sumber: Dokumentasi, 2024)

Dari hasil pelatihan model CNN yang ditunjukkan dalam grafik *loss* dan akurasi pada gambar 4.1, akurasi pada set pelatihan mencapai hampir 100% dari epoch awal hingga akhir. Pada grafik *loss*, terlihat adanya puncak tinggi di sekitar epoch ke-14 yang ditunjukkan oleh garis merah yang diikuti oleh penurunan tajam dan stabilitas yang relatif lebih baik setelah epoch ke-15, hal ini menunjukkan bahwa model awalnya mengalami kesulitan dalam menyesuaikan diri dengan data, yang mengindikasikan adanya *overfitting* di awal pelatihan. Namun, setelah epoch ke-15, model berhasil menemukan jalur konvergensi yang lebih stabil, sedangkan garis jingga menunjukan *val loss* dari seluruh epoch.

Grafik akurasi juga menunjukkan pola serupa, di mana akurasi *training* mencapai nilai yang sangat tinggi dan stabil dari awal hingga akhir pelatihan (garis biru). Sementara itu, akurasi *validation* (garis jingga) mengalami fluktuasi signifikan pada epoch awal namun mulai menunjukkan peningkatan yang signifikan setelah epoch ke-5 dan menjadi lebih stabil mendekati akurasi *training* setelah epoch ke-15. Hal ini menunjukkan bahwa model awalnya mengalami kesulitan dalam generalisasi pada data *validation*, tetapi mulai mengatasi masalah ini seiring dengan pelatihan yang berlanjut.

4.2 Pengujian Alat

Pengujian alat ini bertujuan untuk melihat dan menganalisis performa kinerja alat yang akan berfokus pada proses *matching* antara data ID RFID dan foto wajah untuk menghasilkan suatu output data.

Penulis menguji alat menggunakan tiga data sampel. Untuk menentukan tingkat keberhasilan pengujian tiga sampel tersebut digunakan perhitungan akurasi sampel dengan rumus sebagai berikut.

$$\text{Akurasi sampel} = \frac{\text{Pengujian berhasil}}{\text{Total pengujian}} \times 100 = \% \quad (1)$$

1. Sampel Arya

Tabel 4.2 Sampel Arya

No	Data Uji		Kriteria
	Citra	ID RFID	
1			Citra tampak depan
2			Citra dengan posisi menunduk
3			Pencahayaan normal
4			Pencahayaan redup
5			Pencahayaan gelap

Hasil dari pengujian sampel Arya pada tabel 4.2 dapat dilihat pada tabel 4.3 yang penulis lampirkan.

Tabel 4.3 Hasil pengujian sampel Arya

No	Confidence	Keterangan	Status
1	0.9468	Dikenali sebagai Arya	Behasil
2	0.8330	Dikenali sebagai Rani	Gagal
3	0.9936	Dikenali sebagai Arya	Berhasil
4	0.9627	Dikenali sebagai Arya	Berhasil
5	0.5927	Tidak dikenali	Gagal

Sedangkan tampilan LCD yang memuat respon informasi status dari server untuk sampel Arya ditunjukkan pada gambar 4.2.



Gambar 4.2 Tampilan LCD sampel Arya
(Sumber: Dokumentasi, 2024)

Berikut perhitungan akurasi untuk sampel Arya.

$$\text{Akurasi Arya} = \frac{3}{5} \times 100 = 60\%$$

2. Sampel Rani

Tabel 4.4 Sampel Rani

No	Data Uji		Kriteria
	Citra	ID RFID	
1			Citra tampak depan
2			Citra dengan posisi menunduk
3			Pencahayaan normal
4			Pencahayaan redup
5			Pencahayaan gelap

Hasil dari pengujian sampel Rani pada tabel 4.4 dapat dilihat pada tabel 4.5 yang penulis lampirkan.

Tabel 4.5 Hasil pengujian sampel Rani

No	Confidence	Keterangan	Status
6	0.9971	Dikenali sebagai Rani	Behasil
7	0.9126	Dikenali sebagai Rani	Berhasil
8	0.9978	Dikenali sebagai Rani	Berhasil
9	0.9865	Dikenali sebagai Rani	Berhasil
10	0.5375	Tidak dikenali	Gagal

Sedangkan tampilan LCD yang memuat respon informasi status dari server untuk sampel Rani ditunjukkan pada gambar 4.3.



Gambar 4.3 Tampilan LCD sampel Rani
(Sumber: Dokumentasi, 2024)

Berikut perhitungan akurasi untuk sampel Rani.

$$\text{Akurasi Rani} = \frac{4}{5} \times 100 = 80\%$$

3. Sampel Dela

Tabel 4.6 Sampel Dela

No	Data Uji		Kriteria
	Citra	ID RFID	
1			Citra tampak depan
2			Citra dengan posisi menunduk
3			Pencahayaan normal
4			Pencahayaan redup
5			Pencahayaan gelap

Hasil dari pengujian sampel Dela pada tabel 4.6 dapat dilihat pada tabel 4.7 yang penulis lampirkan.

Tabel 4.7 Hasil pengujian sampel Dela

No	Confidence	Keterangan	Status
11	0.9971	Dikenali sebagai Dela	Behasil
12	0.9126	Dikenali sebagai Rani	Gagal
13	0.9978	Dikenali sebagai Dela	Berhasil
14	0.9865	Dikenali sebagai Dela	Berhasil
15	0.5375	Tidak dikenali	Gagal

Sedangkan tampilan LCD yang memuat respon informasi status dari server untuk sampel Dela ditunjukkan pada gambar 4.4.

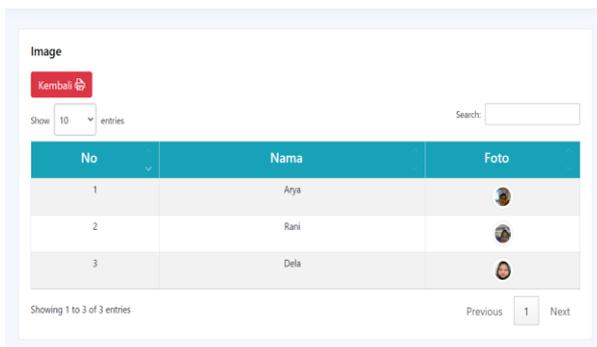


Gambar 4.4 Tampilan LCD sampel Dela
(Sumber: Dokumentasi, 2024)

Berikut perhitungan akurasi untuk sampel Dela.

$$\text{Akurasi Dela} = \frac{3}{5} \times 100 = 60\%$$

4.2.1 Tampilan Website



Gambar 4.5 Tampilan website
(Sumber: Dokumentasi, 2024)

Gambar 4.5 diatas merupakan tampilan website untuk pemantauan data secara *real time*, berdasarkan tiga pengujian sampel dengan status berhasil yang telah dilakukan.

4.3 Analisa

Penulis menetapkan paramater keberhasilan untuk pengenalan wajah apabila hasil prediksi untuk nilai akurasi lebih dari 0.85 dan sesuai dengan kelas yang telah dilatih.

Dari data yang didapatkan pada proses pengujian yang telah dilakukan menunjukkan bahwa kestabilan performa dan kinerja alat dapat bekerja dengan dengan cukup baik dengan akurasi total keberhasilan dari alat yang dirancang sebesar 66.67%, dihitung menggunakan rumus berikut:

$$\text{Total} = \frac{\text{Akurasi sampel 1} + \dots + \text{Akurasi sampel}_n}{\text{Total sampel}} \times 100 = \% \quad (2)$$

$$\text{Total} = \frac{60+80+60}{3} \times 100 = 66.67\%$$

Perbandingan nilai *confidence* dari setiap sampel dapat dilihat pada tabel 4.8 dibawah ini

Tabel 4.8 Perbandingan nilai *confidence*

Kriteria	Arya	Rani	Dela
Tampak depan	0.9468	0.9971	0.9541
Menunduk	0.8330	0.9126	0.9541
Normal	0.9936	0.9978	0.9541
Redup	0.9627	0.9865	0.9541
Gelap	0.5927	0.5375	0.8011

Dari tabel 4.8, dapat dilihat bahwa pada percobaan dengan kriteria tampak depan, normal dan redup untuk sampel Arya, Rani dan Dela nilai hasil prediksi model bersatus berhasil dengan menunjukkan prediksi kelas model yang sesuai dengan objek yang didaftarkan dan stabil di angka 0.9. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik pada kondisi pencahayaan normal dan sudut pandang depan. Hal ini sesuai dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa pencahayaan dan sudut pandang adalah faktor penting dalam pengenalan wajah[5].

Namun terdapat penurunan akurasi pada kriteria dengan kondisi menunduk dan pencahayaan gelap. Pada kriteria menunduk hasil prediksi model untuk sampel Arya dan Dela gagal menghasilkan prediksi yang sesuai dengan kelas pada data yang dilatih, hasil prediksi justru memverifikasi sampel Arya dan Dela sebagai Rani, hal ini dapat disebabkan oleh kondisi *overfitting* yang terjadi ketika model belajar terlalu detail dari data pelatihan, termasuk *noise*, sehingga tidak bekerja dengan baik pada data yang tidak terlihat.

Sedangkan pada kondisi gelap ketiga sampel terutama sampel Arya dan Dela mengalami penurunan akurasi yang signifikan hingga angka 0.5, meskipun sampel rani juga mengalami penurunan namun hanya sampai diangka 0.8 saja. Dengan hasil ini dan didukung data riwayat hasil *training* model CNN dapat semakin memperjelas jika model CNN yang dilatih mengalami kendala *overfitting* untuk kelas Rani, terutama jika diberikan input citra

atau gambar dengan kondisi menunduk dan pencahayaan gelap.

Kegagalan model CNN menghasilkan prediksi dengan kelas yang sesuai ini disebabkan oleh kondisi *overfitting* yang terjadi karena keterbatasan dan kurangnya jumlah foto atau citra dalam dataset untuk proses *training*. Dataset yang terlalu kecil tidak cukup untuk melatih model dengan baik, yang mengakibatkan *overfitting*, selain itu kurangnya variasi yang beragam pada dataset termasuk foto wajah dari sudut tertentu, pencahayaan tertentu dan ekspresi tertentu juga menjadi penyebab model tidak generalisasi dengan baik pada data baru menjadi faktor tidak berhasilnya model menghasilkan prediksi yang benar pada kondisi tersebut. Tantangan utama dalam pengenalan wajah adalah variasi pencahayaan dan pose[3].

5. KESIMPULAN

Sistem yang dirancang berhasil mencocokkan data RFID dan pengenalan wajah dengan tingkat keakuratan cukup tinggi. Model menunjukkan kinerja yang baik pada set pelatihan dengan akurasi sebesar 66,67%. Meskipun terjadi fluktuasi awal pada akurasi validasi, model mampu mengatasi hal ini setelah beberapa epoch, yang menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik. Hasil pengujian ini memberikan keyakinan bahwa sistem yang dikembangkan dapat memenuhi kebutuhan untuk mengakses ke area atau fasilitas dengan akurasi dan keandalan yang diperlukan. Namun, diperlukan dataset yang lebih besar dan lebih beragam untuk memaksimalkan kinerja dari sistem ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Iqbal *et al.*, “Advancing database security: a comprehensive systematic mapping study of potential challenges,” *Wireless Networks*, 2023, doi: 10.1007/s11276-023-03436-z.
- [2] A. Ometov, S. Bezzateev, N. Mäkitalo, S. Andreev, T. Mikkonen, and Y. Koucheryavy, “Multi-factor authentication: A survey,” *Cryptography*, vol. 2, no. 1, pp. 1–31, Mar. 2018, doi: 10.3390/cryptography2010001.
- [3] S. Dhanny, D. P. Andikha, S. Kezia, and F. Jenisa, “Implementasi Convolutional Neural Network untuk Facial Recognition.”
- [4] C. W. Wiguna, J. Dedy Irawan, and M. Orisa, “Penerapan Metode Convolutional Neural Network Pada Aplikasi Deteksi Wajah Buronan Berbasis Web,” 2022.
- [5] S. Soim, “Development of Convolutional Neural Network Models to Improve Facial Expression Recognition Accuracy,” *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer dan Informatika (JITEKI)*, vol. 10, no. 2, pp. 279–289, 2024, doi: 10.26555/jiteki.v10i2.28863.
- [6] S. Syarif and M. Baharuddin, “Penerapan Metode Convolutional Neural Network Pada Face Recognition Untuk Smart Loker,” 2023.
- [7] H. Djamal, “Radio Frequency Identification (RFID) Dan Aplikasinya.”
- [8] A. Rombekila and B. Luoukelay Entamoing, “Prototype Smart Home Berbasis Iot Dengan Handphone Android Menggunakan Nodemcu ESP32,” *Jurnal Teknik AMATA*, vol. 03, no. 1, 2022.
- [9] H. Handian Rachmat and G. Allegro Hutabarat, “Pemanfaatan Sistem RFID sebagai Pembatas Akses Ruangan,” 2014.
- [10] I. Agustine Cahyaningtyas and A. Stefanie, “Implementasi Esp32 Cam Dan Kodular Berbasis Android Untuk Monitoring Smart Garden,” 2023.
- [11] D. Permata, S., and R. D. Kusumanto, “Perancangan Aplikasi Presensi Dosen Real Time Dengan Metode Global Positioning System (GPS) dan Location Based Service (LBS) Berbasis Web di Jurusan Teknik Elektronika Politeknik Negeri Sriwijaya.”