

RANCANG BANGUN ALAT PENGENAL *FINGER VEIN* MENGGUNAKAN RASPBERRY PI DENGAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN)

Jevandika¹, Barlian Henryranu Prasetyo^{*2}, Dahnil Syaury³

^{1,2,3}Universitas Brawijaya, Malang
Email: ¹jevandika@student.ub.ac.id, ²barlian@ub.ac.id, ³dahnil87@ub.ac.id
^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 31 Oktober 2023, diterima untuk diterbitkan: 30 Oktober 2024)

Abstrak

Terobosan teknologi sistem pengenalan biometrik saat ini berkembang dengan pesat dan sangat mempermudah urusan seperti pengenalan identitas atau validasi identitas, serta tidak jarang perusahaan dan institusi lain yang umum menerapkan sistem pengenalan berbasis biometrik manusia seperti sidik jari, pola telapak tangan, wajah, ataupun iris mata. Sebuah sistem pengenalan biometrik memiliki kelebihan dan tentunya beberapa keterbatasan dalam hal performa dan kenyamanan. Pengenalan sidik jari dan telapak tangan mengharuskan pengguna untuk menyentuh permukaan sensor. Dengan cara ini, pengguna dapat merasa tidak nyaman dan risiko penyebaran virus atau bakteri sangat tinggi, juga akurasi pendeteksian dapat dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti kulit berkeringat dan kering serta distorsi kulit. Oleh karena itu pada penelitian ini akan mengusung judul Rancang Bangun Alat Pengenal *Finger Vein* Menggunakan *Raspberry Pi* Dengan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Penelitian ini menggunakan sistem berbasis *Raspberry Pi 4* dengan bantuan IR LED dan *webcam* untuk proses akuisisi data citra pembuluh darah jari, yang diharapkan mampu melakukan proses pengenalan *Finger Vein* lebih cepat, dan penggunaan metode *Convolutional Neural Network* yang sudah teruji untuk menghasilkan akurasi yang lebih baik dengan proses *Deep Learning*. Dari 30 data yang digunakan sebagai pengujian sistem bersama perangkat lunak dan perangkat keras tertanam, akurasinya mencapai 96,66%.

Kata kunci: CNN, *Raspberry Pi*, *Finger Vein*

DESIGN AND DEVELOPMENT OF FINGER VEIN IDENTIFICATION TOOL USING RASPBERRY PI WITH CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)

Abstract

Breakthrough in biometric recognition system technology is currently growing rapidly and greatly facilitates matters such as identity recognition or identity validation, and it is not uncommon for companies and other institutions to implement human biometric-based recognition systems such as fingerprints, palm patterns, faces, or irises. A biometric recognition system has advantages and certainly some limitations in terms of performance and convenience. Fingerprint and palm recognition requires the user to touch the surface of the sensor. In this way, users can feel uncomfortable and the risk of spreading viruses or bacteria is very high, also the detection accuracy can be affected by factors such as sweaty and dry skin and skin distortion. Therefore, this study will carry the title Design a Finger Vein Recognition Tool Using Raspberry Pi with the Convolutional Neural Network (CNN) Method. This research uses a Raspberry Pi 4-based system with the help of IR LEDs and webcams for the acquisition process of finger blood vessel image data, which is expected to be able to carry out the Finger Vein recognition process faster, and the use of the proven Convolutional Neural Network method to produce better accuracy with the Deep Learning process. Of the 30 data used as system testers alongside embedded software and hardware, the accuracy reached 96.66%.

Keywords: CNN, *Raspberry Pi*, *Finger Vein*

1. PENDAHULUAN

Dewasa ini, terobosan teknologi sedang berkembang sangat pesat untuk mempermudah segala aktivitas yang bermanfaat bagi manusia. Salah

satunya adalah sistem pengenalan biometrik yang tentunya sangat mempermudah urusan seperti pengenalan identitas atau validasi identitas (Kind, 2023), tidak jarang perusahaan dan institusi lain yang

umum menerapkan sistem pengenalan berbasis biometrik manusia seperti sidik jari (Chattoraj, 2016), pola telapak tangan (Kavitha, 2018), wajah (Rattani, 2018), ataupun iris mata (Bowyer, 2008). Karena kemudahan pemakaian dan dengan adanya banyak riset yang telah dilakukan, maka sistem pengenalan biometrik menjadi suatu pilihan yang populer dalam hal pengenalan identitas seperti absensi dan hak akses.

Sebuah sistem pengenalan biometrik memiliki kelebihan dan tentunya beberapa keterbatasan dalam hal performa dan kenyamanan. Pengenalan sidik jari dan telapak tangan mengharuskan pengguna untuk menyentuh permukaan sensor. Dengan cara ini, pengguna dapat merasa tidak nyaman dan risiko penyebaran virus atau bakteri sangat tinggi (Hardyanto, 2022), juga akurasi pendeteksian dapat dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti kulit berkeriat dan kering serta distorsi kulit. Ada juga sistem pengenalan wajah dan iris mata yang terlalu bergantung pada pencahayaan dan ekspresi wajah yang bisa berubah (Pontoh dkk, 2021). Sebaliknya, pengumpulan data dengan pengenalan iris tidak praktis dan cukup mahal, meskipun akurasinya sangat handal.

Untuk mengatasi masalah-masalah tersebut, Sari dkk pada tahun 2017 telah melakukan penelitian pengembangan untuk pengenalan pola pembuluh darah (vena) pada jari tangan yang menggunakan Learning Vector Quantization (LVQ) sebagai metode pengenalan dan Local Line Binary Pattern (LLBP) sebagai metode ekstraksi fitur tekstur dari pola pembuluh darah (Sari, dkk, 2017). Pada penelitian tersebut data yang digunakan berjumlah 600 data citra berukuran 192 x 64 piksel yang selanjutnya akan diuji dengan jumlah k-fold dan jumlah iterasi pembelajaran sistem, kemudian hasil pengujian berupa waktu dan akurasi akan dibandingkan satu dengan yang lain untuk mengetahui pengaruh yang diberikan ke pada sistem dan hasil dari pengujian tersebut menghasilkan rata-rata akurasi maksimal sebesar 90% saja dan rata-rata waktu training yang dihasilkan adalah 876,6 detik untuk melatih 600 data. Oleh karena itu pada penelitian ini akan mengungkap judul Rancang Bangun Alat Pengenal Finger Vein Menggunakan Raspberry Pi Dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN). Penelitian ini menggunakan sistem berbasis Raspberry Pi 4, yang diharapkan mampu melakukan proses pengenalan Finger Vein lebih cepat, dan penggunaan metode Convolutional Neural Network yang sudah teruji untuk menghasilkan akurasi yang lebih baik dengan proses Deep Learning, serta menemukan pengaruh kombinasi antara ukuran data dan jumlah pembelajaran (epoch) yang dibutuhkan sistem untuk menghasilkan performa terbaik.

2. LITERATUR TERKAIT

2.1. Landasan penelitian terkait

Bagian ini menjelaskan secara umum apa yang menjadi hasil dari penelitian-penelitian sebelumnya untuk dijadikan sebagai sumber literasi pada penelitian ini. Di dalam Tabel 1 dipaparkan beberapa penelitian terkait yang ada sebelumnya.

Tabel 1. Penelitian Terkait

No.	Nama Penulis (Tahun), Judul	Deskripsi Singkat	Perbedaan Penelitian
1.	Adhia Dinda Sofia Afifah Masyhur (2020), Sistem Pengenalan Pembuluh Darah Jari Manusia Menggunakan Metode <i>Weber Local Binary Pattern</i> (WLBP)	peneliti menggunakan pembuluh darah manusia sebagai objek penelitian dengan menggunakan metode WLBP, yang menggabungkan hukum Weber dan pola biner lokal, untuk menangkap citra tekstur pembuluh darah jari yang ditangkap oleh kamera endoskop.	- Menggunakan metode klasifikasi K-NN - Menggunakan metode ekstraksi fitur WLBP
2.	Noorhasanah Zainuddin, Jayanti Yusmah Sari, Suharsono Bantun, Mardianto, Aspian Achban (2022), Sistem Absensi Mahasiswa Berbasis <i>Dorsal Hand Vein</i> Menggunakan <i>Local Binary Patterns</i> Dan <i>Fuzzy K-NN</i>	dilakukan dengan pengambilan fitur citra menggunakan <i>local binary pattern</i> sebagai metode ekstraksi fitur tekstur pembuluh darah dan <i>K-NN</i> untuk proses pengenalan.	- Melakukan pengenalan pada <i>Dorsal Hand Vein</i> - Menggunakan metode ekstraksi ciri tekstur LBP - Menggunakan metode klasifikasi <i>Fuzzy K-NN</i>
3.	Fransisca Joanet Pontoh, Henry V.F. Kainde, Yuri Vanli Akay (2021), Teknik Pengenalan Pembuluh Darah Punggung Tangan Berbasis Fitur <i>Local Binary Pattern</i>	memilih dorsal vein (pembuluh darah punggung tangan) sebagai objek penelitian, dan menggunakan WebCam yang dimodifikasi untuk menangkap citra NIR yang kemudian dilakukan ekstraksi fitur tekstur pembuluh darah dengan metode <i>Local Binary Pattern</i> .	- Menggunakan metode ekstraksi ciri tekstur LBP - Menggunakan metode klasifikasi <i>Fuzzy K-NN</i> - Melakukan pengenalan pada <i>Dorsal Hand Vein</i>
4.	Ismail Boucherit, Mohamed Ould Zmirli, Hamza	meningkatkan tingkat pengenalan pada pola <i>Finger Vein</i> dengan menggunakan	- Melakukan akuisi citra menggunakan kamera dengan sensor CCD

No.	Nama Penulis (Tahun), Judul	Deskripsi Singkat	Perbedaan Penelitian
	Hentabli, Bakhtiar Affendi Rosdi(2020), <i>Finger Vein Identification Using Deeply-Fused Convolutional Neural Network</i>	arsitektur yang lebih kecil yang dimana diimplementasikan dengan penggunaan komposisi arsitektur yang sama untuk gambar <i>Finger Vein</i> yang berbeda.	CNN

2.2 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah jaringan multi-neural (Saxena, 2022). CNN menggunakan area kecil yang disebut kernel untuk membuat image yang lebih kecil namun memiliki kriteria yang sama dengan image aslinya. CNN dapat digunakan untuk pengenalan objek dan wajah.

Metode CNN mempunyai beberapa langkah, yaitu:

- Pemrosesan awal data
Gambar yang dikumpulkan pertama kali dinormalisasi. Ukuran gambar dan format warna disesuaikan.
- Model Jaringan Saraf Konvolusional
Citra yang telah dinormalisasi dimasukkan ke dalam model jaringan saraf. Penataan model jaringan saraf mempengaruhi kinerja sistem. Lapisan model jaringan saraf dapat disesuaikan berdasarkan kebutuhan.
- Convolution
Proses ini memerlukan kernel untuk membuat *image* yang lebih kecil tetapi dengan kriteria *image* asli. Inti dari proses pelipatan bisa disesuaikan dengan Keras.
- Perakitan maksimum
Tahap ini bertujuan untuk mengumpulkan nilai-nilai konvolusi menggunakan kernel. Perakitan maksimal juga mencoba mengurangi *size* bingkai citra. Perakitan maksimum memiliki fitur aktivasi. Fungsi aktivasi yang berfungsi dalam penelitian sistem pengenalan pembuluh darah jari dengan convolutional neural network adalah Rectifier Linear Unit (RELU). RELU adalah fungsi aktivasi yang populer digunakan karena sederhana dan mudah dikalkulasi.
- Lapisan yang terhubung sepenuhnya
Lapisan yang sepenuhnya digabungkan cenderung menggabungkan lapisan yang dibuat. Dalam shift yang terhubung sepenuhnya, bobot berubah untuk meningkatkan akurasi.

2.3 TensorFlow

TensorFlow adalah alat pembelajaran mesin. TensorFlow memiliki *library* yang besar dan fleksibel. Misalnya, pustaka TensorFlow adalah CNN. TensorFlow dapat berjalan di banyak

perangkat, termasuk Raspberry Pi 4, yang tidak memengaruhi kinerja perangkat.

2.4 Keras

Keras adalah antarmuka pemrograman aplikasi pembelajaran mesin (API) yang berjalan di atas pustaka TensorFlow. Keras menawarkan kemungkinan untuk membuat lapisan sendiri dalam model jaringan saraf. Struktur utama keras terdiri dari lapisan dan model. Salah satu model Keras yang paling sederhana adalah model *Warehouse*. Model seri adalah model yang berisi level tumpukan. Model yang lebih kompleks dapat diakses melalui *Hardware Functions* API.

3. METODE PENELITIAN

3.1 Perancangan Perangkat Keras

Proses desain dimulai dengan desain fisik perangkat secara keseluruhan sebagaimana yang terlihat dalam Gambar 1 dan desain skematik dalam Gambar 2. Di dalam Gambar 1 diilustrasikan jari yang akan dikenali dimasukkan dalam lubang box yang disiapkan. Di dalam lubang tersebut disiapkan set IR LED yang dipasang berseberangan dengan web cam. Dengan penempatan sedemikian rupa, cahaya yang dipancarkan oleh IR LED akan menembus jari dan ditangkap oleh web cam, yang untuk selanjutnya diproses berupa pengenalan pola.

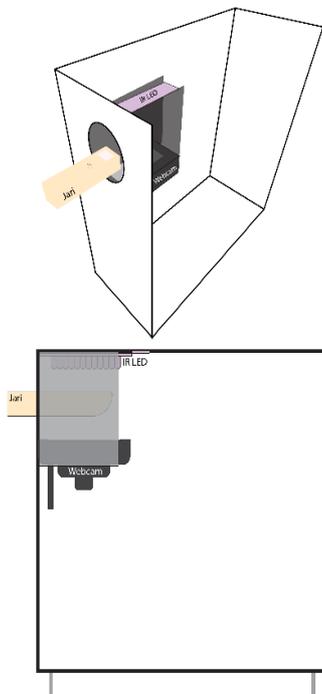
Perancangan alat pengenal finger vein dengan *Raspberry Pi* dan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) disusun dengan langkah awal mempersiapkan *Raspberry Pi 4*, *webcam*, IR LED 5mm, PCB lubang, LCD 16x2, Powerbank, *Bread Board* 8cm x 5,5cm, kabel *jumper*, dan model kotak akrilik hitam dengan tebal 3mm. Model kotak akrilik digunakan sebagai tempat komponen sistem yang akan dibuat. Powerbank akan terhubung dengan *Raspberry Pi 4* sebagai sumber daya. IR LED akan dirangkai pada PCB yang telah disediakan dengan solder, lalu dengan *Webcam* dan LCD yang telah dirangkai pada *Bread Board* akan dihubungkan ke *Raspberry Pi 4*. Semua perangkat yang telah terhubung akan ditempel di dalam kotak akrilik yang disiapkan.

3.2 Perancangan Perangkat Lunak

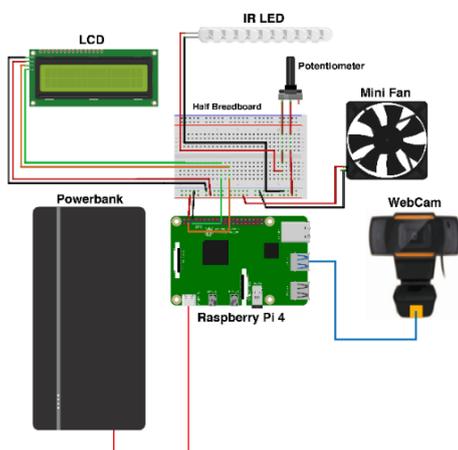
Perancangan perangkat lunak sistem dibagi menjadi empat bagian program. Program pertama adalah program pengolah data yang menormalkan data citra. Program kedua adalah pelatihan yang berguna untuk melatih model jaringan saraf *convolutional* menggunakan data yang dinormalisasi pada langkah preprocessing. Program ketiga adalah pengujian sistem, yaitu menguji model *Convolutional Neural Network* yang dibuat pada fase pelatihan sistem. Program terakhir yaitu program aktuator yang akan dijalankan pada *Raspberry Pi 4*.

3.2.1 Perancangan Data Latih

Teknik pengambilan data dilakukan dengan mengambil gambar pembuluh darah pada jari telunjuk kiri dari 3 partisipan yaitu subjek 1, subjek 2 dan subjek 3 dengan masing-masing sejumlah 1000 dataset. Dataset yang telah dikumpulkan akan dibagi menjadi 80% data latih, dan 20% data validasi. Citra yang diambil melalui WebCam dengan bantuan cahaya infra merah akan diolah dengan menggunakan OpenCV, yaitu library pemrograman yang digunakan untuk melakukan pengolahan citra digital. Pengolahan citra digital dilakukan untuk melakukan ekstraksi fitur. Fitur yang sudah diekstraksi akan dimasukkan ke dalam *Convolutional Neural Network* pada library TensorFlow yang juga memiliki library Keras dan dapat digunakan untuk membuat sebuah pengenalan berdasarkan *Convolutional Neural Network*.



Gambar 1. Perancangan IR LED dan WebCam



Gambar 2. Desain Skematik

3.2.2 Perancangan Program Preprocessing Data

Program *preprocessing* digunakan untuk menormalisasi *dataset* yang telah diambil melalui *webcam* dengan bantuan IR LED, dan memberikan label pada data.



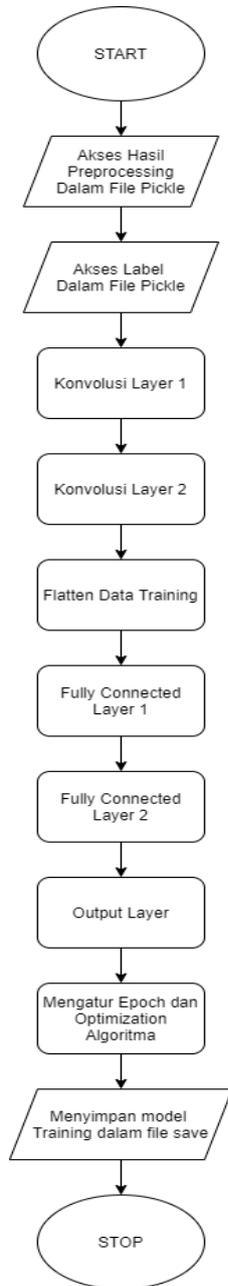
Gambar 3. Diagram Alur Program Preprocessing

Pada Gambar 3 menunjukkan alur program pada tahap *preprocessing*, yang diawali dengan mengakses data training yang telah disiapkan dan melabeli masing-masing data sesuai kelasnya. Data yang telah dilabeli akan melalui perubahan ukuran menjadi 128 x 128-pixel dan melalui perubahan format menjadi *grayscale*. Setelah data berhasil diproses maka masing-masing data akan dimasukkan ke dalam array yang kemudian akan disimpan menjadi file dengan ekstensi *pickle*.

3.2.3 Perancangan Program Training

Program *training* berfungsi untuk membuat model *Convolutional Neural Network* dari data yang telah melalui proses *preprocessing*. Pembuatan

model menggunakan *Tensorflow* dan *Keras* dengan parameter pengujian yang diinginkan.



Gambar 4. Diagram Alur Program *Training*

Gambar 4 menjelaskan mengenai program *Training* yang diawali dengan mengakses file hasil program *preprocessing*. File hasil *preprocessing* yang diakses berisi hasil ekstraksi fitur dan label data. File output *preprocessing* dataset digunakan untuk melatih model jaringan saraf *convolutional* yang dihasilkan. Model jaringan saraf *convolutional* dibuat untuk mengklasifikasikan data. Gambar 5.5 memperlihatkan bahwa layer yang digunakan adalah 2 layer *convolutional*, 2 layer *fully connected* dan 1-layer keluaran. Model *Convolutional Neural Network* yang telah dilatih akan disimpan pada sebuah file dengan extension. *model*.

3.2.4 Perancangan Program *Testing*

Program ini dirancang untuk melakukan pengujian pada model yang telah dilatih dan mengetahui nilai akurasi model ketika diuji dengan data yang telah disiapkan.



Gambar 5. Diagram Alur Program *Testing*

Gambar 5 menunjukkan alur program pada *testing system* dimulai dari mengakses data yang akan diuji, lalu mengakses model yang telah dibuat pada tahap *training*, kemudian akan dilanjutkan pada *resize data uji* menjadi 128px X 128px dan merubahnya menjadi format *grayscale* yang akan langsung dilakukan pengenalan melewati model *CNN* yang telah diakses. Hasil pengenalan akan ditampilkan pada monitor sesuai nama kelas masing – masing.

3.2.5 Perancangan Program Pada *Raspberry Pi 4*

Program pada *Raspberry Pi 4* akan dirancang untuk melakukan pengenalan dengan menggunakan

model terbaik yang sudah dilatih dan diuji pada tahap sebelumnya.



Gambar 6. Diagram Alur Program *Raspberry Pi 4*

Gambar 6 menjelaskan bagaimana program pada *Raspberry Pi 4* akan berjalan. Diawali dengan mengakses model hasil training, lalu WebCam akan diakses untuk menangkap citra dengan menekan tombol “A” pada keyboard sebagai tanda untuk mengambil citra pembuluh darah jari, kemudian dilanjutkan dengan mengubah ukuran citra menjadi 128 x 128 pixel dan merubahnya menjadi format grayscale yang kemudian akan dilakukan proses pengenalan menggunakan model yang telah disiapkan. Hasil pengenalan akan ditampilkan pada LCD 16x2 yang terhubung melalui port SCL dan SDA pada *Raspberry Pi 4*.

3.3 Implementasi

Dalam implementasinya, seluruh komponen elektronik yang digunakan diletakkan di dalam kotak dengan ukuran 25cm x 25cm pada bagian samping kanan, dan samping kiri, kemudian ukuran 25cm x 10cm pada bagian depan, belakang, atas, serta

bawah. Agar tidak menimbulkan interupsi cahaya dari lingkungan sekitar, maka sesuai rancangan akan menggunakan bahan akrilik hitam non transparan setebal 3mm. Gambar 7 menunjukkan hasil keseluruhan sistem yang telah dirakit dan diintegrasikan.



Gambar 7. Implementasi Perangkat Keras

Setelah implementasi perangkat keras selesai, selanjutnya implementasi perangkat lunak. Implementasi perangkat lunak dilakukan sesuai rancangan awal. Pelaksanaan tahapan mulai dari preprocessing, training, dan melakukan testing menggunakan model hasil training terbaik. Hasil testing akan terlihat seperti Gambar 8.

```

1/1 [=====] - 0s 66ms/step
Waktu : 0.10345721244812012 Detik
Identitas : agus
Accuracy : 0.9919317
1/1 [=====] - 0s 18ms/step
Waktu : 0.05861830711364746 Detik
Identitas : agus
Accuracy : 0.9996325
1/1 [=====] - 0s 19ms/step
Waktu : 0.05550026893615723 Detik
Identitas : agus
Accuracy : 0.9851149
1/1 [=====] - 0s 20ms/step
Waktu : 0.06284022331237793 Detik
Identitas : agus
Accuracy : 0.98193675
1/1 [=====] - 0s 19ms/step
Waktu : 0.05686044692993164 Detik
Identitas : agus
Accuracy : 0.9993452
1/1 [=====] - 0s 16ms/step
Waktu : 0.06012535095214844 Detik
Identitas : agus
Accuracy : 0.9998834
1/1 [=====] - 0s 18ms/step
Waktu : 0.06050825119018555 Detik
Identitas : agus
Accuracy : 0.98795956
1/1 [=====] - 0s 17ms/step
Waktu : 0.057485342025756836 Detik
Identitas : agus
Accuracy : 0.9995891
1/1 [=====] - 0s 17ms/step
Waktu : 0.0552823543548584 Detik
Identitas : agus
Accuracy : 0.9996518
1/1 [=====] - 0s 20ms/step
Waktu : 0.06455373764038086 Detik
Identitas : agus
Accuracy : 0.9997167
  
```

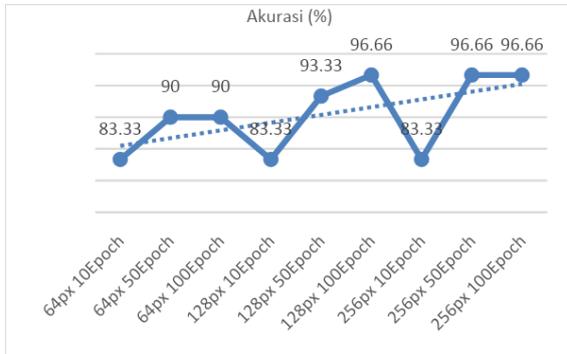
Gambar 8. Hasil Testing Pada Data salah seorang subjek

4. PENGUJIAN DAN ANALISIS

4.1 Pengujian Sistem Terhadap Epoch

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh yang diberikan ketika melakukan pelatihan dengan pengaturan jumlah epoch yang berbeda. Pengujian dilakukan di PC dan diawali dengan menyiapkan dataset yang terdiri dari data latih

berjumlah 800 tiap kelasnya dan 200 data tiap kelas untuk validasi.

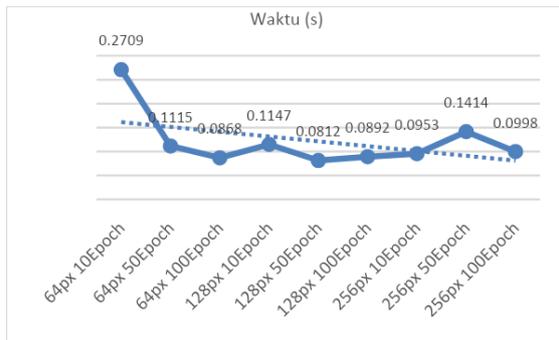


Gambar 9. Hasil Akurasi

Dalam Gambar 9 dapat dilihat hasil akurasi di setiap epoch yang diujikan mempunyai kenaikan searah dengan jumlah epoch dan ukuran data yang dipakai.

4.2 Pengujian Sistem Terhadap Ukuran Citra

Pengujian dilakukan untuk mengetahui pengaruh ukuran data citra pada proses pengenalan.



Gambar 10. Pengaruh Ukuran Data Pada Waktu

Gambar 10 menjelaskan mengenai waktu eksekusi sistem pada setiap data dan epoch yang dilakukan pada proses pengenalan. Ukuran data mempengaruhi tingkat akurasi dan waktu eksekusi sistem karena jumlah pixel akan membentuk bagaimana tingkat informasi yang terbentuk pada data gambar/citra apakah menjadi informasi yang berkualitas dan mudah untuk dikenali, atau sebaliknya. Sedangkan epoch sendiri erat kaitannya dengan ukuran data gambar yang digunakan, karena epoch sendiri adalah saat dimana model neural network melihat keseluruhan informasi dataset saat pada tahap training, maka penggunaan data dengan jumlah pixel yang lebih banyak akan memberikan data yang lebih berkualitas dan sebaliknya waktu sistem yang kian menurun saat mengenali data tersebut karena data sudah diingat dengan baik cirinya saat proses pelatihan. Selanjutnya jika jumlah epoch yang digunakan terlalu sedikit maka sistem tidak akan menjamin hasil akurasi dari proses klasifikasi yang dilakukan, dan sebaliknya jika menggunakan epoch yang lebih banyak maka waktu

yang digunakan model sistem untuk melihat data saat proses pelatihan akan lebih banyak dan akan menghasilkan waktu yang lebih sedikit saat proses pengenalan dengan hasil akurasi yang lebih tinggi.

4.1 Pengujian Akurasi Hasil Integrasi Sistem

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui bagaimana nilai akurasi dari sistem yang sudah terintegrasi hardware dan software.

Tabel 2. Akurasi sistem keseluruhan

No.	Jumlah Data	Kelas Aktual	Hasil Prediksi	
			Sesuai	Tidak Sesuai
1	10	Subjek 1	9	1
2	10	Subjek 2	10	0
3	10	Subjek 3	10	0

Dapat dilihat pada 30 hasil percobaan didapatkan hasil sebagai berikut :

$$\text{Akurasi} = (29 \text{ Data} \times 100\%) / 30 \text{ Data}$$

$$\text{Akurasi} = 96,66\%$$

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) yang digunakan untuk melakukan pengenalan pada data pembuluh darah jari akan menghasilkan pengenalan yang lebih baik jika diberikan data yang berkualitas untuk diingat dan dikenali, dimana nilai kualitas data gambar ditentukan oleh jumlah pixel yang terdapat pada data. Tetapi jumlah pixel yang semakin banyak akan berdampak pada waktu dimana epoch dilakukan saat pelatihan, serta waktu pengenalan akan dipengaruhi oleh jumlah pixel pada data.

Dari pengujian yang telah dilakukan dapat menghasilkan kesimpulan kalau metode convolutional neural network cocok untuk mengidentifikasi pembuluh darah. Dari 30 data yang digunakan sebagai pengujian sistem bersama perangkat lunak dan perangkat keras tertanam, akurasinya 96,66%.

Saran untuk penelitian selanjutnya adalah memberikan mekanisme pengenalan terhadap kondisi jari yang lebih bervariasi dan diharapkan untuk pengembangan selanjutnya dapat membuat waktu eksekusi sistem menjadi lebih stabil lagi dan hasil akurasi dapat ditingkatkan.

DAFTAR PUSTAKA

- BOUCHERIT, I., ZMIRLI, M.O., HENTABLI, H., ROSDI, B.A., 2020. Finger Vein Identification Using Deeply-Fused Convolutional Neural Network. *Journal of King Saud University, Computer, and Information Sciences*.
- BOWYER, K.W., HOLLINGSWORTH, K., FLYNN, P.J. 2008. Image understanding for iris biometrics: A survey. *Computer Vision and Image Understanding*

- CHATTORAJ, S. 2016. A Biometric Solution for Door Locking System using Real time Embedded System and Arduino as the Microcontroller. *IOSR Journal of Electrical and Electronics Engineering*
- HARDYANTO, C. 2022. Pemanfaatan Teknologi Mobile Dalam Pencatatan Presensi Pegawai Saat Bekerja Dari Kantor Di Masa New Normal Pandemi COVID-19. *KOMPUTA: Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*
- KAVITHA, S., SRIPRIYA, P. 2018. A review on palm vein biometrics. *International Journal of Engineering and Technology (UAE)*
- KIND, A., 2023. Biometrics and the metaphysics of personal identity. *The Institution of Engineering and Technology (IET) Biometrics*.
- MASYHUR, A.D.S.A, 2020. Sistem Pengenalan Pembuluh Darah Jari Manusia Menggunakan Metode Weber Local Binary Pattern (WLBP). Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom.
- MONDAL, M., MONDAL, P., SAHA, N., CHATTOPADHYAY, P., 2017. Automatic Number Plate Recognition Using CNN Based Self Synthesized Feature Learning. *IEEE Journal*.
- PONTOH, F.J., KAINDE, H.V.F., AKAY, Y.V., 2021. Teknik Pengenalan Pembuluh Darah Punggung Tangan Berbasis Fitur Local Binary Pattern. *Jurnal Ilmu Komputer dan Bisnis (JIKB)*.
- RATTANI, A., DERAKHSHANI, R., 2018. A Survey Of mobile face biometrics. *Computers and Electrical Engineering*
- SARI, J.Y., SAPUTRA, R.A., 2017. Pengenalan Finger Vein Menggunakan Local Line Binary Pattern dan Learning Vector Quantization. *Ultima Computing: Jurnal Sistem Komputer*.
- SAXENA, A. 2022. An Introduction to Convolutional Neural Networks. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology (IJRASET)*.
- ZAINUDDIN, N., SARI, J.Y., BANTUN, S., MARDIANTO, ACHBAN, A., 2022. Sistem Absensi Mahasiswa Berbasis Dorsal Hand Vein Menggunakan Local Binary Patterns Dan Fuzzy K-NN. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)*.