

**PENENTUAN KARAKTER ANAK MELALUI SIDIK JARI DENGAN
ALGORITMA *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN)**

SKRIPSI

PAHWANA BR SINULINGGA

201402013



**PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA
MEDAN
2025**

PENENTUAN KARAKTER ANAK MELALUI SIDIK JARI DENGAN
ALGORITMA *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)*

SKRIPSI

Diajukan untuk melengkapi tugas dan memenuhi syarat memperoleh
ijazah Sarjana Teknologi Informasi

PAHWANA BR SINULINGGA

201402013



PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

2025

PERSETUJUAN

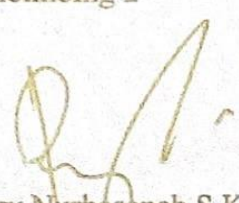
Judul : Penentuan Karakter Anak Melalui Sidik Jari Dengan
Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN)
Kategori : Skripsi
Nama Mahasiswa : Pahwana Br Sinulingga
Nomor Induk Mahasiswa : 201402013
Program Studi : Sarjana (S-1) Teknologi Informasi
Fakultas : Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi Universitas
Sumatera Utara

Medan, 6 Januari 2025

Komisi Pembimbing

Pembimbing 2

Pembimbing 1



Rossy Nurhasanah S.Kom., M.Kom.
NIP. 198707012019032016



Umayah Ramadhani Putri Nasution S.TI., M.Kom.
NIP. 199104112024062001

Diketahui/disetujui oleh

Program Studi SI Teknologi Informasi

Ketua



Dedy Arisandi, S.T., M.Kom.
NIP. 197908312009121002

PERNYATAAN

PENENTUAN KARAKTER ANAK MELALUI SIDIK JARI DENGAN ALGORITMA *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN)

SKRIPSI

Saya mengakui bahwa skripsi ini adalah hasil karya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing telah disebutkan sumbernya.

Medan, 6 Januari 2025

Pahwana Br Sinulingga
201402013



UCAPAN TERIMA KASIH

Puji dan syukur saya panjatkan kehadirat Allah swt yang telah melimpahkan rahmat, karunia dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini sebagai syarat akhir untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi S1 Teknologi Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara. Penulis juga mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada pihak atas segala bantuan, dukungan, semangat, motivasi dan doanya. Pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan syukur dan terima kasih kepada:

1. Allah Subhanahu Wa Ta'ala senantiasa menyertai penulis dalam setiap situasi, baik dalam suka maupun duka, serta memberikan kemudahan, kekuatan, dan keridhaan. Dengan demikian, penulis akhirnya menyelesaikan skripsi ini dengan baik.
2. Kepada ibunda tersayang, Suryani Sembiring, S.Pd., dan Bapak Malem Ukur Sinulingga, selalu memberikan semangat, motivasi, dukungan, saran, serta dorongan selama pengerjaan penyelesaian skripsi ini. Saya mengucapkan terima kasih atas kasih sayang tanpa henti, nasihat yang bijak, dan dukungan moral dan material yang selalu kalian berikan. Usaha kalian dalam mendukung setiap langkah saya telah menjadi pendorong utama dalam menyelesaikan studi ini.
3. Diri saya sendiri. Terima kasih telah bertahan menghadapi berbagai tantangan dan kesulitan, serta berhasil melewati semuanya hingga mencapai titik ini. Saya merasa sangat bangga bisa menyelesaikan skripsi dan meraih gelar sarjana. Skripsi ini menjadi bukti bahwa saya mampu mengatasi rintangan dan menyelesaikan apa yang telah saya mulai.
4. Dosen pembimbing I penulis, Ibu Umayya Ramadhani Putri Nasution, S.TI., telah memberikan bimbingan yang luar biasa, termasuk kritik, saran, dan motivasi yang konstruktif sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik.
5. Dosen pembimbing II penulis, Ibu Rossy Nurhasanah, S.Kom., M.Kom., telah memberikan masukan, kritikan, dan saran yang berharga sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik.
6. Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara, Ibu Dr. Maya Silvi Lydia B.Sc., M.Sc.

7. Ketua Program Studi S1 Teknologi Informasi Universitas Sumatra Utara, Bapak Dedy Arisandi ST., M.Kom.
8. Sekretaris Program Studi S1 Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara, Bapak Ivan Jaya S.Si., M.Kom.
9. Seluruh dosen Program Studi S1 Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara telah membagikan pengetahuan dengan penulis selama masa pendidikan.
10. Seluruh staf dan pegawai Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara, telah memberikan bantuan dan dukungan kepada penulis selama masa perkuliahan hingga selesainya skripsi ini.
11. Teman dekat penulis dari masa putih abu-abu hingga sekarang yang masih menjalin silaturahmi dengan baik, Mutia Rezki, Keysha Syavira, Nur Ulfah, Atikha Azmila, Wahyu Surya Purnama, dan Dimas Aditya telah memberikan dukungan, kasih sayang, cinta, hingga tempat pertama penulis ingin menghabiskan waktu canda ria bersama.
12. Teman-teman virtual penulis yang tidak dapat penulis sebutkan namanya dalam penulisan ini yang telah menemani penulis selama pengerjaan skripsi, memberikan dorongan, semangat, suka dan duka serta cerita yang dapat penulis rasakan. Terimakasih telah menjadikan penulis menemukan jati diri yang sesungguhnya dan kehadiran kalian menambahkan suasana baru yang belum pernah penulis rasakan. Interaksi yang hangat dan dukungan moral yang tiada henti sangat berarti bagi saya selama pengerjaan skripsi ini.
13. Seluruh teman sejawat stambuk 2020 telah memberikan saya pengalaman, cerita, serta pelajaran yang telah menemani masa-masa perkuliahan hingga penyusunan skripsi bersama penulis.
14. Semua keluarga dan teman-teman lainnya yang tidak bisa disebutkan satu per satu, yang telah memberikan dukungan dan semangat kepada penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini.

Medan, 6 Januari 2025

Penulis,

Pahwana Br Sinulingga

201402013

ABSTRAK

Setiap individu memiliki karakter yang dipengaruhi oleh faktor internal dan eksternal. Pemahaman lebih mendalam mengenai karakter dan potensi anak dapat membantu orang tua dalam mengarahkan perkembangan mereka secara optimal. *Dermatoglyphics* merupakan studi yang mempelajari tonjolan atau pola epidermis pada jari dan telapak tangan yang terbentuk sejak perkembangan saraf janin selama dalam kandungan. Studi ini dianggap dapat menganalisis karakter dan potensi anak. Selain itu, adanya gen IGF2R (Insulin-Like Growth Factor 2 Receptor) yang dapat mempengaruhi kecerdasan dan karakter seseorang. Disisi lain, seiring berkembangnya zaman yang serba digitalisasi ini membuat segala hal menjadi lebih praktis. Salah satunya sidik jari yang diidentifikasi secara digital untuk mengetahui karakter dan potensi tersebut. Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu metode yang dapat digunakan untuk menganalisis karakter anak melalui sidik jari. Data yang digunakan sebanyak 300 data dengan pembagian data menjadi 210 data training, 60 data validasi, dan 30 data testing. Data akan melewati beberapa tahap *pre-processing* yaitu *labelling*, *greyscale*, *resizing*, *cropping*, *normalization*, dan *augmentation*. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, sistem dapat menganalisis citra sidik jari dengan nilai akurasi 94%. Model yang telah dibuat diintegrasikan kedalam bentuk website.

Kata kunci: Karakter, Sidik Jari, *Dermatoglyphics*, *Convolutional Neural Network* (CNN), *Website*

**DETERMINING CHILDREN'S CHARACTER THROUGH FINGERPRINTS
WITH THE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)
ALGORITHM**

ABSTRACT

Each individual has a character that is influenced by internal and external factors. A deeper understanding of the character and potential of the child can help parents optimally direct their development. Dermatoglyphics is a study that examines the protrusions or patterns of the epidermis on the fingers and palms formed since the development of the fetus' nerves in the womb. This study is considered to be able to analyze the character and potential of the child. In addition, the presence of the IGF2R gene (Insulin-Like Growth Factor 2 Receptor) can affect a person's intelligence and character. On the other hand, along with the development of this digital era, everything has become more practical. One of them is fingerprints that are digitally identified to determine the character and potential. The Convolutional Neural Network (CNN) algorithm is one method that can be used to analyze a child's character through fingerprints. The data used is 300 data with the data divided into 210 training data, 60 validation data, and 30 testing data. The data will go through several pre-processing stages, namely labelling, greyscale, resizing, cropping, normalization, and augmentation. Based on the tests that have been carried out, the system can analyze fingerprint images with an accuracy value of 94%. The model that has been created is integrated into the form of a website.

Keywords: *Character, Fingerprints, Dermatoglyphics, Convolutional Neural Network (CNN), Website*

DAFTAR ISI

PERNYATAAN	iv
UCAPAN TERIMA KASIH	v
<i>ABSTRACT</i>	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR	xii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Batasan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	4
1.6 Metodologi Penelitian	4
BAB 2 LANDASAN TEORI	6
2.1 Karakter	6
2.2 <i>Cerebral Lobe</i>	6
2.3 Sidik Jari	7
2.3.1 Definisi	7
2.3.2 Variasi pola sidik jari	7
2.3.3 Hubungan sidik jari dengan karakter	8
2.3.4 Kepribadian pembawaan berdasarkan sidik jari	9
2.4 <i>Image Processing</i>	11
2.5 <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	11
2.6 <i>Confusion Matrix</i>	12
2.7 Penelitian Terdahulu	14
2.8 Perbedaan Penelitian	19
BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM	21
3.1 Data yang digunakan	21
3.2 Analisis Sistem	22
3.2.1 <i>Preprocessing</i>	23
3.2.2 <i>Image Classifier</i>	25
3.2.3 <i>Training Data</i>	30
3.2.4 <i>Testing Data</i>	31

3.3	Perancangan Sistem	31
3.3.1	Rancangan Tampilan Halaman Beranda	31
3.3.2	Rancangan Tampilan Halaman <i>About</i>	32
3.3.3	Rancangan Tampilan Halaman User Input	33
BAB 4 IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM		34
4.1	Implementasi Sistem	34
4.1.1	Perangkat Lunak dan Perangkat Keras	34
4.1.2	Penerapan Desain Antarmuka Pengguna	34
4.2	Pelatihan Sistem	37
4.3	Pengujian Sistem	41
4.4	Konsultasi Pakar	54
4.5	Diskusi	54
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN		56
5.1	Kesimpulan	56
5.2	Saran	56
Daftar Pustaka		57
Lampiran		59



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Confussion Matrix Dua Kelas (Qadrini et al., 2022)	13
Tabel 2.2 Penelitian Terdahulu	15
Tabel 3.1 Dataset Penelitian	21
Tabel 4.1 Training Data, Validation Data, dan Testing Data Setelah Augmentasi	37
Tabel 4.2 Percobaan tuning hyperparameter model	38
Tabel 4.3 Percobaan Training	38
Tabel 4.4 Epoch	39
Tabel 4.5 Hasil Pengujian Analisis Pola Sidik Jari	42
Tabel 4.6 Confusion Matrix Testing Data	46
Tabel 4.7 Nilai TP, FP, FN, dan TN	46
Tabel 4.8 Nilai Precision, Recall, dan F1-Score	47
Tabel 4.9 Hasil Pengujian Analisis Pola Sidik Jari Dengan Citra Buram	48
Tabel 4.10 Hasil Pengujian Analisis Pola Sidik Jari Dengan Citra Terang	50
Tabel 4.11 Hasil Pengujian Analisis Pola Sidik Jari Dengan Citra Gelap	51

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Variasi Pola Sidik Jari (Topaloglu, 2013)	8
Gambar 2.2 Lapisan Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN)	12
Gambar 3.1 Arsitektur Umum	22
Gambar 3.2 Citra Sidik Jari Sebelum dan Sesudah Grayscale	23
Gambar 3.3 Citra Sidik Jari Sebelum dan Sesudah Pemotongan Citra	24
Gambar 3.4 Proses Konvolusi	26
Gambar 3.5 Pergeseran Filter	27
Gambar 3.6 Grafik Fungsi Aktivasi Layer ReLU	28
Gambar 3.7 Max Pooling Layer	29
Gambar 3.8 Rancangan Tampilan Halaman Beranda	32
Gambar 3.9 Rancangan Tampilan Halaman About	32
Gambar 3.10 Rancangan Tampilan Halaman User Input	33
Gambar 3.11 Rancangan Tampilan Halaman Hasil Prediksi Sidik Jari	33
Gambar 4.1 Tampilan Halaman Beranda 1	35
Gambar 4.2 Tampilan Halaman Beranda 2	35
Gambar 4.3 Tampilan Halaman Beranda 3	36
Gambar 4.4 Tampilan Halaman About	36
Gambar 4.5 Tampilan Halaman User Input	37
Gambar 4.6 Grafik Akurasi Training dan Validation	41
Gambar 4.7 Grafik Pengujian Citra Buram, Minim Pencahayaan, dan Terang	54

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Setiap anak memiliki karakter yang unik. Karakter dapat dilihat dari berbagai faktor, diantaranya faktor eksternal (lingkungan) dan faktor internal (pewarisan). Faktor internal adalah karakteristik bawaan yang diwariskan dari orangtua melalui gen. Dalam memahami watak atau karakter dasar seseorang, penting untuk melihat karakter batinnya, yaitu pandangan yang dianggap paling signifikan baginya dan cara dia mengambil keputusan saat menghadapi masalah. Pandangan diri dapat diinterpretasikan dari jempol kanan, sedangkan pengambilan keputusan diinterpretasikan dari jari telunjuk kanan (Hasibuan, 2021).

Banyak orang tua tentu ingin mengetahui potensi dan bakat terpendam yang dimiliki anak-anak mereka. Dengan pemahaman yang lebih mendalam tentang karakteristik dan kemampuan alami anak-anak, orang tua dapat lebih efektif dalam menentukan metode pendidikan yang tepat serta mengarahkan anak-anak mereka menuju hal sesuai dengan *passion*nya. Ini tidak hanya mendukung anak-anak dalam mengembangkan potensi mereka secara optimal, tetapi juga memastikan bahwa mereka tumbuh dengan rasa percaya diri dan kebahagiaan dalam mengejar cita-cita mereka (Arianda et al., 2019).

Salah satu pendekatan untuk memahami karakter dan potensi anak adalah melalui analisis *dermatoglyphics*. Cummins and Midlo (1943) mengidentifikasi keterkaitan pola sidik jari dengan karakter dan temperamen individu. Penemuan ini menjadi dasar bagi metode analisis sidik jari yang menghubungkan pola tersebut dengan potensi, karakter, motivasi, dan gaya belajar seseorang (Petrus et al., 2022). *Dermatoglyphics* merupakan studi tentang tonjolan atau pola epidermis pada jari dan telapak tangan, yang terbentuk sejak perkembangan saraf janin selama dalam kandungan. Gen IGF2R (*Insulin Like Growth Factor 2 Receptor*) merupakan gen yang terletak di bagian tengah lengan panjang kromosom 6 manusia, yang berukuran besar, memiliki panjang yang berbeda, serta urutan *nukleotida* yang berbeda pada setiap individu. Gen ini

mempengaruhi kecerdasan dan karakter seseorang (Hasibuan, 2021).

Disisi lain perkembangan zaman yang serba digitalisasi ini membuat segala hal menjadi lebih praktis. Salah satunya sidik jari yang diidentifikasi secara digital untuk mengetahui minat, bakat, serta karakter individu tersebut. Namun, diperlukan algoritma yang sesuai untuk menganalisis karakter berdasarkan sidik jari. Imanda et al. (2022) melakukan studi yang merancang sistem untuk membaca, memproses, dan menganalisis sidik jari anak guna mengidentifikasi kepribadiannya. Algoritma yang diterapkan dalam penelitian ini meliputi *Minutiae Extraction* dan *Support Vector Machine* (SVM). Data yang dipakai terdiri dari data primer, sekunder, serta kombinasi keduanya. Hasil penelitian menunjukkan akurasi tertinggi mencapai 80,95%. Di akhir studi, penulis menyatakan bahwa sistem deteksi kepribadian berdasarkan sidik jari telah diuji secara psikologis dengan sukses dan siap digunakan.

Sementara itu, penelitian selanjutnya Haniffah et al., 2019 menghasilkan akurasi sangat tinggi yaitu 100% dengan menggunakan algoritma *Knearest Neighbor* (KNN) dan *Decision Tree*. Dalam studi ini, klasifikasi kepribadian anak yang baru memasuki sekolah dilakukan menggunakan 3 jenis kelas yaitu *arch*, *loop*, dan *whorl*. Penulis menuliskan untuk melanjutkan penelitian dengan algoritma yang berbeda dan pengujian dilakukan pada anak sekolah dasar dengan menggunakan 5 jenis kelas yaitu *arch tentarch*, *left loop*, *right loop*, dan *whorl*.

Arianda et al., 2019, pada tahun 2019 dilakukan penelitian untuk menganalisis kepribadian anak berusia 7 hingga 8 tahun melalui sidik jari. Penelitian ini membagi kelas sidik jari menjadi 3 jenis, yaitu *loop*, *whorl*, dan *arch*. Metode yang digunakan adalah *random forest* dengan akurasi 95% sedangkan metode *maximum entropy* akurasi yang dihasilkan 44%. Pada penelitian ini, penulis menuliskan *maximum entropy* tidak bagus untuk pengklasifikasian *multi class*.

Studi sebelumnya menunjukkan bahwa algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) belum pernah digunakan untuk menganalisis karakter yang diambil dari sidik jari seseorang. Metode ini dapat mendeteksi pola dan mengklasifikasikan gambar dengan baik. Hal ini dikarenakan CNN berusaha meniru sistem pengenalan gambar korteks visual manusia untuk dapat memproses data visual (Putra et al., 2022).

Selanjutnya, penelitian yang dilakukan oleh (Alex Krizhevsky, 2012) dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) pada tahun 2012 berhasil memenangkan kompetisi *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge*. Praktik

ini menunjukkan bahwa teknik ini dapat mengungguli teknik lain seperti *Support Vector Machine* (SVM) dalam pengklasifikasian objek gambar.

Aplikasi penentuan karakter anak berdasarkan sidik jari memiliki tujuan memberikan teknik penentuan karakter pembawaan anak sejak lahir. Selain itu, penentuan karakter anak sejak dini dapat memberikan kemudahan bagi orangtua dalam mengarahkan jenjang pendidikan yang tepat kepada anaknya. Dalam hal ini, algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) akan menganalisis pola sidik jari yang sudah dikenali sebelumnya. Penelitian ini berjudul “PENENTUAN KARAKTER ANAK MELALUI SIDIK JARI DENGAN ALGORITMA *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN)”

1.2 Rumusan Masalah

Orangtua menginginkan anaknya mencapai kesuksesan. Banyak orang tua yang sering kali dihadapkan pada pertanyaan tentang bagaimana cara mengoptimalkan bakat dan potensi anak-anak mereka sejak usia dini. Disisilain, dalam dunia kedokteran dikenal istilah *dermatoglyphics* yaitu karakter dan temperamen berkorelasi dengan pola sidik jari. Ilmu ini sudah ada sejak tahun 1943 dan sudah digunakan oleh para ilmuwan untuk menganalisa karakter pembawaan seseorang. Penelitian ini akan membahas mengenai penentuan karakter bawaan anak yang diwariskan dari orang tua sejak lahir. Oleh karena itu, dikembangkan sebuah sistem yang mampu menganalisis karakter serta minat dan bakat seseorang dengan tingkat akurasi yang tinggi menggunakan sidik jari. Percobaan analisis ini memanfaatkan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN).

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang disampaikan, tujuan penelitian ini adalah merancang sistem yang dapat mengidentifikasi karakter anak melalui analisis sidik jari menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN).

1.4 Batasan Penelitian

Adapun batasan masalah pada studi ini diantaranya:

1. Jenis karakter yang ditentukan adalah berdasarkan faktor internal (pewarisan) atau karakter pembawaan orangtua

2. Variasi pola sidik jari yang digunakan berdasarkan 5 jenis pola, yaitu *arch*, *tentarch*, *left loop*, *right loop*, dan *whorl*.
3. Data yang dipakai adalah gambar sidik jari digital dalam format JPG, JPEG, BMP dan PNG.
4. Sidik jari yang digunakan adalah ibu jari kanan
5. Output yang dihasilkan adalah karakter anak yang disajikan dalam bentuk website dan memungkinkan pengguna dalam mengunggah sidik jari.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penelitian pada studi ini diantaranya:

1. Membantu mengenali karakter serta potensi anak sejak dini sehingga dapat memberikan dukungan dan bimbingan yang tepat dalam pengembangan diri anak
2. Pemahaman lebih mendalam sehingga dapat mengarahkan anak menuju kegiatan dan lingkungan yang mendukung pertumbuhannya.
3. Membuat sistem digital yang dapat menganalisis karakter anak berdasarkan sidik jari

1.6 Metodologi Penelitian

Ada beberapa tahap yang dilakukan dalam studi ini, diantaranya:

1.6.1 Studi literatur

Langkah pertama mengumpulkan data dan referensi yang relevan dari berbagai sumber yang dapat dipercaya. Kajian literatur dilakukan melalui buku-buku, *e-book*, jurnal, artikel ilmiah, serta situs internet lainnya berkaitan dengan kepribadian pembawaan, sidik jari, dan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN).

1.6.2 Analisis Permasalahan

Setelah data yang berhasil terkumpul, tahap selanjutnya dilakukan evaluasi untuk memperoleh pemahaman yang lebih mendalam mengenai algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam penentuan karakter anak melalui sidik jari.

1.6.3 Perancangan Sistem

Tahap selanjutnya adalah merancang sebuah sistem berupa perancangan arsitektur, dan penentuan *training* dan *testing* data beserta persentase data yang diperlukan.

1.6.4 Implementasi

Tahap berikutnya membuat sebuah sistem yang telah dirancang sebelumnya sehingga menghasilkan sistem yang sesuai dengan tujuan penelitian.

1.6.5 Pengujian Sistem

Setelah sistem berhasil dirancang, langkah berikutnya adalah melakukan pengujian untuk memastikan bahwa sistem identifikasi karakter anak melalui analisis pola sidik jari dengan algoritma *convolutional neural network* (CNN) berfungsi dengan baik dan mencapai tingkat akurasi yang tinggi.

1.6.6 Penyusunan Laporan

Tahap akhir penyusunan laporan yang mencakup semua aspek penelitian serta hasil akhir dari penelitian yang telah dilaksanakan.

1.1 Sistematika Penulisan

Struktur penulisan penelitian ini terdiri dari:

Bab I Pendahuluan

Latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, manfaat penelitian, metodologi penelitian, serta sistematika penulisan mencakup bagian ini.

Bab II Landasan Teori

Bagian selanjutnya memaparkan beberapa landasan teori yang relevan dengan penelitian, termasuk teori tentang karakter, variasi pola sidik jari, penentuan karakter berdasarkan sidik jari, pengolahan citra digital, dan algoritma CNN.

Bab III Analisis dan Perancangan

Pada bab ini berisikan analisis data dan perancangan arsitektur umum disertai dengan penjelasan mengenai langkah-langkah dalam arsitektur. Selain itu desain aplikasi yang akan dibuat dimuat dalam bab ini.

Bab IV Implementasi dan Pengujian Sistem

Berikutnya pelaksanaan rencana yang telah dilakukan di bab ketiga dan hasil pengujian sistem yang dikembangkan mencakup pada bab ini.

Bab V Kesimpulan dan Saran

Bagian terakhir menyampaikan hasil dan rekomendasi studi selanjutnya.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 Karakter

Menurut Muslich (2010), karakter adalah cara seseorang berpikir dan bertindak untuk hidup dan bekerja sama dengan keluarga dan orang lain. Banyak hal, seperti perkembangan fisik, perilaku, cara berpikir, emosi, nilai-nilai moral, dan sikap, memainkan peran dalam menentukan karakter dasar seseorang sejak usia dini. Pendidikan anak usia dini dapat membentuk kepribadian dan karakter seseorang, yang akan berpengaruh sampai dewasa (Hasanah et al., 2022).

2.2 Cerebral Lobe

Para ahli neuroscience meyakini bahwa perkembangan berbagai bagian otak, khususnya *neo-cortex*, memberikan fungsi yang berbeda pada bagian depan otak. Selain itu, perkembangan bagian otak yang disebut *neo-cortex* terdiri dari fungsi-fungsi yang berbeda. Hal ini juga menyebabkan perbedaan dalam perkembangan otak, seperti area mana yang lebih berkembang atau fungsi otak mana yang lebih dominan. Variasi dalam cara otak beroperasi membuat setiap individu memiliki bakat yang unik.

Hasibuan, 2021. Berdasarkan hubungan antara struktur bagian otak, pemetaan sidik jari dari setiap jari akan menunjukkan karakteristik di area *cerebral* sebagai berikut.

- a. Sidik jari ibu jari berhubungan dengan area lobus *pre-frontal* berkaitan dengan organisasi temporal informasi, fungsi eksekutif, memori kerja, dan multitasking
- b. Sidik jari telunjuk berhubungan dengan area lobus *frontal* berkaitan dengan pengambilan keputusan
- c. Sidik jari tengah berhubungan dengan area lobus *parietal* berkaitan dengan koordinasi gerakan
- d. Sidik jari manis berhubungan dengan area lobus temporal berkaitan dengan pendengaran

- e. Sidik jari kelingking berhubungan dengan area lobus *occipital* berkaitan dengan observasi visual

Pada karakteristik tersebut fungsi lobus *frontal* dan *pre-frontal* memiliki fungsi yang sama. Salah satu perbedaan penting adalah bahwa lobus *frontal* mencakup area yang mengontrol gerakan sukarela (misalnya, korteks motorik primer), sedangkan korteks *pre-frontal* lebih spesifik menangani proses kognitif seperti perencanaan dan moderasi perilaku sosial. Kerusakan pada korteks *pre-frontal* dapat menyebabkan perubahan kepribadian (Ib Psychology, 2016).

2.3 Sidik Jari

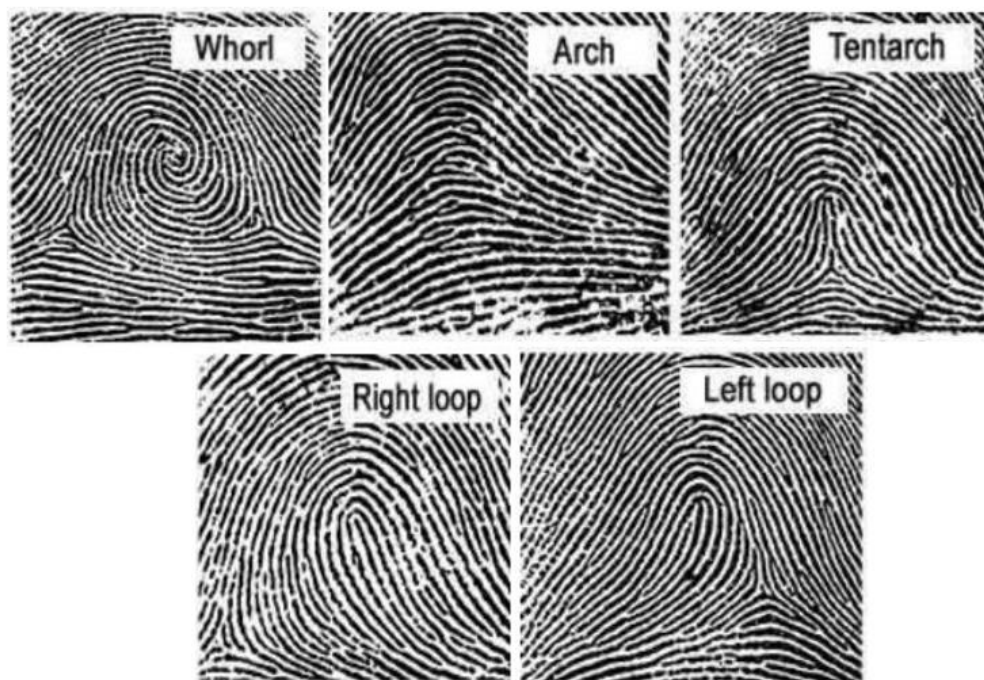
2.3.1 Definisi

Sidik jari merupakan garis-garis epidermis pada ujung jari tangan dan kaki. Garis ini terbentuk saat usia kandungan menginjak 15 bulan di dalam rahim. Perlahan garis samar-samar terbentuk akan membentuk pola unik yang disebut *volar pads*. Pola akan terlihat jelas ketika usia bayi mencapai 6 bulan.

Ilmu yang mempelajari pola garis ini disebut *dermatoglyphics*. *Dermatoglyphics* secara umum membahas pola garis epidermis di permukaan ujung tangan (*palmar*) dan kaki (*plantar*). Pola epidermis dipengaruhi gender dan usia. Biasanya, pola ini lebih halus dibanding pria dan semakin bertambahnya usia menjadikan pola ini tidak tampak jelas (Hasibuan, 2021).

2.3.2 Variasi pola sidik jari

Sir Francis Galton (1882) melakukan penelitian yang menjadikannya sebagai pelopor dalam studi sidik jari, di mana ia mengemukakan bahwa sidik jari setiap individu bersifat permanen. Pada tahun 1901, penelitian ini diperluas oleh Sir Edward Henry yang memperkenalkan "Sistem Klasifikasi Henry". Ia membagi pola sidik jari menjadi lima kategori: *arch* (A), *tented arch* (T), *left loop* (L), *right loop* (R), dan *whorl* (W) (Miranda et al., 2020). Variasi pola sidik jari tersebut dapat dilihat pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Variasi Pola Sidik Jari (Topaloglu, 2013)

Pada Gambar 2.1 terdapat 5 variasi pola sidik jari diantaranya:

- a. *Arch* (A), pola ini memiliki lengkungan mengarah ke distal (ujung jari) tanpa *triradius* (titik pertemuan tiga garis utama).
- b. *Tented arch* (T), pola ini merupakan variasi dari pola arch. *Tented arch* memiliki bentuk mirip dengan tenda atau segitita dan lengkukan yang terbentuk lebih tajam.
- c. *Left loop* (L), pola ini memiliki jalur melengkung membentuk kait dengan satu *triradius* (titik pertemuan tiga garis utama). *Left loop* berada di telapak tangan kiri.
- d. *Right loop* (R), pola ini kebalikan dari *Left loop*. Dimana bentuk pola ini sama namun yang membedakan pola *right loop* berada di telapak tangan kanan.
- e. *Whorl* (W), pola ini membentuk pusaran dengan dua *triradius* (titik pertemuan tiga garis utama). Ujung pola *whorl* akan membentuk pola berbentuk sirkular, spiral, atau lainnya.

2.3.3 Hubungan sidik jari dengan karakter

Pembentukan guratan sidik jari dimulai saat sistem saraf janin berkembang di dalam rahim. Pola ini diturunkan dari orang tua dan terkait dengan perkembangan otak. Pola ini bersifat tetap dan tidak akan berubah. Disisilain, setiap bagian otak manusia akan menentukan kecerdasan yang berbeda-beda sedangkan lapisan otak akan menentukan kepribadian. Hal ini sejalan dengan sifat genetis sidik jari yang tidak pernah berubah menginterpretasikan bakat, kecerdasan, karakter, motivasi, gaya belajar, kepribadian,

dan sebagainya secara genetis. Pola ibu sidik jari terhubung dengan bagian otak lobus *pre-frontal*, yang artinya memiliki hubungan fungsi asosiasi dan persepsi (Hasibuan, 2021).

2.3.4 Kepribadian pembawaan berdasarkan sidik jari

a. *Whorl*

Sidik jari dengan pola *whorl* mencerminkan kekuatan karakter dan kecerdasan. Individu yang memiliki pola ini umumnya tidak menyukai pekerjaan yang bersifat monoton dan tidak memerlukan kreativitas. Mereka lebih cenderung memilih pekerjaan yang dinamis, melibatkan penelitian, serta memerlukan kreativitas, dan kurang tertarik pada tugas administratif yang murni. Mereka juga menikmati tantangan baru yang melibatkan integrasi anggota tim yang berbeda, penerapan ide-ide inovatif, dan penggunaan metode yang tidak konvensional. Kecenderungan mereka lebih mengarah pada profesi teknis, dengan ciri khas di bidang teknik atau arsitektur. Pendekatan yang langsung dan konsisten membantu mereka tetap produktif dalam karir. Selain itu, individu dengan pola *whorl* juga dikenal sebagai pembicara yang efektif dalam menyampaikan pidato yang sesuai dengan norma-norma politik (Hasibuan, 2021).

b. *Arch*

Orang yang memiliki pola sidik jari ini cenderung menjalankan tugas yang berhubungan dengan fungsi otak secara konsisten, teliti, dan langsung. Mereka terorganisir dengan baik dan melaksanakan tugas tertentu secara berurutan dan permanen. Namun, hal ini membuat mereka kurang peka terhadap kecerdasan emosional. Mereka tidak terlalu berambisi untuk hidup dengan cepat atau mengejar kekayaan, melainkan lebih memilih gaya hidup yang sederhana. Mereka ahli dalam bidang yang dipilih. Meskipun pengakuan dari orang penting bagi mereka, mereka bisa berkreasi dan menggunakan apa yang ada di sekitar dengan baik (Hasibuan, 2021).

Mereka cenderung fokus pada saat ini dan tidak banyak merencanakan masa depan, yang dapat menyebabkan mereka menghadapi masalah karena kesulitan dalam membayangkan konsekuensi dari tindakan yang diambil. Mereka lebih suka berinteraksi dengan orang lain dan kurang terbuka terhadap ide-ide baru. Kepribadian ini sangat menghargai disiplin dan ketepatan waktu, memiliki keterampilan profesional yang sangat baik serta kemampuan belajar yang tidak terbatas. Selain itu, mereka menunjukkan ketekunan dan tekad dalam hal organisasi dan manajemen, baik dalam kehidupan pribadi maupun profesional. Oleh karena itu, jika Anda memerlukan

kecerdasan spasial dan logis, pendekatan langsung adalah yang paling tepat. Mereka lebih menyukai tugas-tugas intelektual yang sederhana yang berkaitan dengan seni, dan sering kali memiliki bakat dalam bidang seni seperti musik dan tari (Hasibuan, 2021).

c. *Tentarch*

Orang dengan sidik jari ini menunjukkan ketidakstabilan dalam melaksanakan tugas yang berkaitan dengan kecerdasan tertentu. Mereka cenderung memiliki perilaku yang gugup dan mudah terpengaruh oleh manipulasi emosional dari orang lain. Meskipun demikian, mereka memiliki preferensi dan keterikatan yang kuat terhadap nilai-nilai yang mereka anut secara alami. Tipe ini mampu beradaptasi dengan cepat terhadap lingkungan dan situasi baru, serta tidak mengalami kesulitan saat berpindah pekerjaan atau lokasi. Mereka memiliki keinginan yang kuat untuk membuat orang lain merasa bahagia dan puas, serta memiliki keyakinan yang mendalam terhadap diri mereka sendiri dan keinginan mereka, sehingga sulit untuk dimanipulasi. Untuk meyakinkan mereka tentang sesuatu yang berada di luar pemikiran mereka, dibutuhkan logika dan usaha yang signifikan. Mereka sangat menghormati aturan dan batasan yang ada. Meskipun tidak terlalu tertarik pada seni orang lain, mereka tetap mengikuti perkembangan tren seni (Hasibuan, 2021).

Tipe ini mencari stabilitas dalam kehidupan mereka, baik dalam hubungan maupun karier. Mereka memiliki ketergantungan emosional yang kuat terhadap keluarga dekat, dan meskipun tidak sepenuhnya introvert, mereka menikmati waktu sendiri dengan membaca buku atau menonton film di bioskop. Mereka cenderung menghindari risiko dalam hidup dan sangat mendambakan stabilitas dalam aspek pribadi dan profesional, sehingga cocok untuk posisi manajerial (Hasibuan, 2021).

d. *Right Loop*

Orang yang memiliki pola sidik jari right loop biasanya memiliki kecenderungan untuk mengambil inspirasi dari ide-ide orang lain, kemudian memodifikasinya sesuai dengan perspektif mereka sendiri sebelum membagikannya. Mereka memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi kelemahan orang lain dan menggunakannya sebagai bagian dari proses pengembangan diri. Dengan sikap yang terbuka terhadap berbagai gagasan, mereka menunjukkan keaktifan dan ketenangan dalam berpartisipasi dalam diskusi. Profesi yang sesuai untuk individu dengan karakteristik ini meliputi manajer, konsultan, hubungan masyarakat, pendidik, politisi, atau aktivis, di mana mereka dapat secara

efektif memanfaatkan keterampilan komunikasi, adaptasi, dan manajemen ide (Hasibuan, 2021).

e. *Left loop*

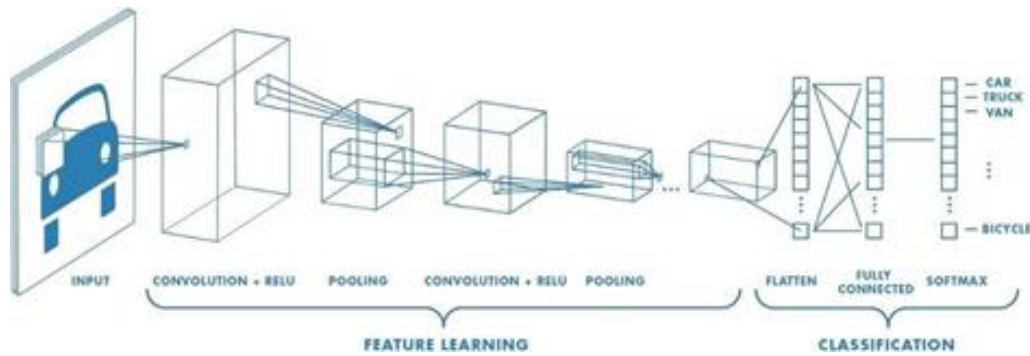
Orang-orang dengan pola sidik jari ini menunjukkan semangat yang tinggi dalam mencapai tujuan mereka. Mereka memiliki kemampuan berimprovisasi yang baik, bersifat idealis, serta kreatif. Cenderung lebih mengedepankan individualisme, mereka lebih efektif dalam belajar secara mandiri dibandingkan dalam kelompok besar, yang sering kali membuat mereka kesulitan beradaptasi dengan lingkungan, orang, atau situasi baru. Meskipun tidak terlalu menyukai perencanaan yang rinci, mereka memiliki potensi untuk memimpin orang lain. Banyak dari mereka menikmati memanjakan diri dan cepat merasa jenuh dengan rutinitas yang monoton, sehingga sering kali tertarik untuk berpindah profesi. Mereka adalah tipe petualang yang selalu mencari pengalaman baru dan perubahan, tanpa terlalu memperhatikan stabilitas. Oleh karena itu, mereka sangat cocok untuk berkarier sebagai seniman, desainer, penulis, wirausaha, travel blogger, pemandu wisata, atau pekerja lepas, yang memberikan ruang untuk fleksibilitas, kreativitas, dan eksplorasi (Hasibuan, 2021).

2.4 Image Processing

Pengolahan citra digital atau yang biasa disebut *image processing*, adalah suatu teknik yang mengolah sinyal dengan menggunakan gambar sebagai input untuk menghasilkan informasi dari gambar tersebut. *Image processing* dapat memperbaiki kesalahan dalam data sinyal gambar yang mungkin timbul dari transmisi dan akuisisi. Selain itu, *image processing* dapat memberikan informasi sebagai interpretasi gambar yang dimasukkan (Affifah et al., 2022). Pemilihan algoritma yang digunakan dapat mempengaruhi hasil akurasi informasi yang akan dianalisis.

2.5 Convolutional Neural Network (CNN)

Salah satu algoritma *deep learning* yang berfungsi untuk mengolah gambar adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). Algoritma ini akan mengenali elemen-elemen penting dalam gambar dan membedakan berbagai objek. Sebenarnya, CNN hampir sama dengan jaringan saraf biasa saat digunakan untuk gambar. CNN memiliki dua bagian utama: bagian untuk belajar fitur dan bagian untuk mengklasifikasikan (Azmi et al., 2023). Arsitektur CNN dapat dilihat pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Lapisan Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN)

(Tilasefana et al., 2022)

Feature learning akan mengekstraksi fitur dari suatu citra dalam bentuk nilai numerik yang mewakili citra tersebut. Dengan kata lain, fitur yang dihasilkan dari tahap ekstraksi fitur ini masih berbentuk *array* multidimensi, sehingga sebelum dimasukkan sebagai input ke tahap klasifikasi untuk diklasifikasikan, fitur-fitur tersebut harus dihaluskan terlebih dahulu (Nafisa et al., 2023).

Convolution layer memiliki peran dalam mengidentifikasi ciri-ciri penting dari suatu gambar. *Pooling layer* berfungsi untuk mengecilkan ukuran representasi gambar dan tetap mempertahankan fitur-fitur yang paling signifikan. *Fully-connected layer* merupakan jenis jaringan saraf biasa yang melakukan pengklasifikasian berdasarkan ciri-ciri yang telah teridentifikasi sebelumnya.

Desain arsitektur CNN memungkinkan identifikasi objek dalam gambar meskipun memiliki beragam bentuk dan posisi. Dengan memanfaatkan *convolution layer* dan *pooling layer*, CNN mampu mengambil fitur pada berbagai tingkat, yang pada gilirannya memungkinkan pengenalan objek yang lebih akurat. *Fully-connected layer* digunakan untuk mengaitkan objek yang terdeteksi dengan kategori yang tepat untuk tujuan klasifikasi (Bui & Chang, 2016).

2.6 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah tabel yang menggambarkan jumlah data uji yang berhasil diklasifikasikan dengan benar serta yang salah. Tabel ini berfungsi untuk menilai kinerja keseluruhan model dalam klasifikasi dengan cara membandingkan hasil prediksi dengan nilai sebenarnya dari data uji. *Confusion matrix* diberikan pada tabel 2.1.

Tabel 2.1 *Confussion Matrix* Dua Kelas (Qadrini et al., 2022)

Confussion Matrix		Nilai Aktual	
		True	False
Nilai Prediksi	True	<i>True Positive (TP)</i> <i>Correct result</i>	<i>False Positive (FP)</i> <i>Unexpected result</i>
	False	<i>False Negative (FN)</i> <i>Missing result</i>	<i>True Negative (TN)</i> <i>Correct absence of result</i>

Berdasarkan Tabel 2.1 Terdapat 4 komponen dalam *matrix confusion* diantaranya:

- *True Positive* : Nilai yang dihasilkan dari total data yang sebenarnya positif dan juga diprediksi positif
- *False Positive* : Nilai dihasilkan dari jumlah data sebenarnya negatif namun diprediksi sebagai nilai positif
- *False Negative* : Nilai dihasilkan dari total data yang seharusnya positif namun diprediksi negatif
- *True Negative* : Nilai yang dihasilkan dari total data sebenarnya negatif dan juga diprediksi negatif

Menurut Romadloni et al., 2022 adapun metode perhitungan *matrix confusion* sebagai berikut:

- 1) *Accuracy*: menunjukkan seberapa tepat model dalam melakukan klasifikasi yang benar.

$$Accuracy = \frac{True\ Positive + True\ Negative}{True\ Positive + False\ Positive + False\ Negative + True\ Negative} \quad (2.1)$$

- 2) *Precision*: menunjukkan seberapa baik data yang diharapkan cocok dengan hasil yang diprediksi oleh model.

$$Precision = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive} \quad (2.2)$$

- 3) *Recall*: menunjukkan seberapa baik model dapat menemukan informasi yang dicari.

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative} \quad (2.3)$$

- 4) *F1-Score* adalah rata-rata tertimbang antara *precision* dan *recall*

$$F1-Score = 2 \times \frac{Recall \times Presisi}{Recall + Presisi} \quad (2.4)$$

2.7 Penelitian Terdahulu

Penelitian ini dikaitkan dengan beberapa penelitian sebelumnya dengan analisis kepribadian melalui sidik jari dengan analisis manual hingga *machine learning*. Venurkar et al., 2022, penelitian ini meyelidiki hubungan antara *dermatoglyphics* dengan *Myers-Briggs Personality* untuk memberikan pengetahuan mengenai potensi anak dan persepsi anak sejak dini. Kemudian dilanjutkan dengan memahami kepribadian anak sejak dini orangtua dapat memahami dan memenuhi kebutuhan emosional dan sosial mereka serta mengarahkan jenjang karir yang berkualitas sesuai potensi, minat, dan bakatnya. Data yang digunakan sebanyak 200 data siswa berusia 25-30 tahun di sebuah sekolah kedokteran India Tengah. Tujuan digunakannya data dengan usia tersebut agar menunjukkan keakuratan hasil penelitian dengan survei berbasis kuesioner. Pengumpulan sidik jari dilakukan dengan menggunakan tinta dan kertas. Setelah itu, analisis data dilakukan melalui *chi-square test*. Penelitian ini menyimpulkan banyaknya mahasiswa yang berkepribadian INFJ karena kepribadian ini berkorelasi dengan professional medis sebagai profesi yang sedang mereka alami.

Imanda et al., 2022, membuat sistem dengan menggunakan pengambilan minutiae dan *Support Vector Machine* (SVM). Tipe data yang dipakai meliputi data utama, data tambahan, dan data campuran. Penelitian menghasilkan sebanyak 147 gambar diambil dari data sekunder, akurasi yang didapatkan adalah 80.95%. Untuk 182 gambar dari data primer, akurasi yang didapatkan adalah 55.56%. Sedangkan untuk data gabungan, akurasinya adalah 57.65%. Akurasi data primer lebih rendah dikarenakan data tersebut memiliki kualitas yang tidak memadai.

Penelitian selanjutnya, Hakim et al., 2020 Penelitian ini mengidentifikasi kepribadian siswa dengan sidik jari melalui aplikasi. Aplikasi dirancang dengan menggunakan algoritma *Minutiae* dan *Support Vector Machine*. Algoritma ini akan mengelompokkan kepribadian berdasarkan data *training*. Akurasi kesesuaian data dengan algoritma *Minutiae* menunjukkan 100% sedangkan *Support Vector Machine* menunjukkan 80.9%. Penulis menambahkan aplikasi belum sepenuhnya sesuai dengan harapan. dalam memudahkan pengenalan pola perlu ditambahkan data *training* lagi.

Pada tahun 2019, Arianda et al., menganalisis kepribadian anak berusia 7 hingga 8 tahun melalui sidik jari. Pembagian kelas sidik jari menjadi *loop*, *whorl*, dan *arch*. Metode yang digunakan adalah *random forest* dengan akurasi 95% sedangkan metode

maximum entropy akurasi yang dihasilkan 44%. Pada penelitian ini, penulis menuliskan *maximum entropy* tidak bagus untuk pengklasifikasian *multiclass*.

Afraghina et al., 2018, merancang sistem yang menggunakan algoritma *forward chaining* untuk membaca sidik jari dan mengidentifikasi dominan otak dan kepribadian anak. Data uji yang digunakan sebanyak 10 anak dengan akurasi sistem 100%. Penulis juga menambahkan dorongan otak mempengaruhi motivasi perilaku seseorang untuk mengambil keputusan.

Tabel 2.2 Penelitian Terdahulu

No	Penulis	Judul	Tahun	Keterangan
1.	Shreya Venurkar, Tripti Srivastava, Samarth Shukla, Sourya Acharya, Souradip Saha, dan Vaishnavi Deshpande	<i>Decoding Human Personality Through Dermatoglyphics</i>	2022	Penelitian ini meyelidiki hubungan antara <i>dermatoglyphics</i> dengan <i>Myers-Briggs Personality</i> untuk memberikan pengetahuan mengenai potensi anak dan persepsi anak sejak dini. Hasil akhir penelitian menghasilkan banyaknya mahasiswa berkepribadian INFJ karena kepribadian ini berkorelasi dengan professional medis sebagai profesi yang sedang mereka alami.
2.	Farradita Imanda, Casi Setianingsih, Marisa W. Paryasto	Deteksi Kepribadian Anak Melalui Sidik Jari Menggunakan Metode Support Vector Machine	2022	Metode minutiae extraction dan Support Vector Machine (SVM) digunakan dalam penelitian ini. Hasil analisis menunjukkan bahwa dari 147 gambar yang diambil dari data sekunder, tingkat akurasi

				yang diperoleh mencapai 80,95%. Sementara itu, untuk 182 gambar yang berasal dari data primer, akurasi yang dicapai adalah 55,56%. Dalam analisis data gabungan, akurasi yang diperoleh adalah 57,65%.
3.	Farah Salsabila Nazhifah, Safuan, Musa Alkadhim Alhabshy	Analisa Kepribadian Dengan Penerapan Sistem Aplikasi Analisa Sidik Jari (Studi Kasus Pada Pt Unique Analisa Sidik Jari)	2022	Penelitian ini menganalisa kepribadian berdasarkan sidik jari dengan penerapan sistem aplikasi yang telah dirancang. Hasil akhir penelitian menunjukkan orangtua merasa terbantu dengan adanya aplikasi ini dan dapat memberikan arahan yang tepat sejak dini.
4.	Dewi Astuti Hasibuan	Penentuan Karakter Pada Anak Sekolah Dasar Madrasah Ibtidaiyah Al Jamiyatul Washliyah Tahun 2021 Berdasarkan Sidik Jari Jempol Tangan Kanan	2021	Penelitian ini menganalisa karakter siswa sekolah dasar berdasarkan pola sidik jari jempol tangan. Hasil akhir dari penelitian ini sejalan dengan pandangan Galton, yang mengindikasikan bahwa pola <i>loop</i> memiliki frekuensi yang lebih tinggi daripada pola lainnya.

5.	Dr.Asan Petrus,MKed (for),SpF, Dr.Adrian Rival Djamil, Dr.Rahmatsyah, Dr.Novriandi Tarigan	Penentuan Karakter Mahasiswa Program Pendidikan Profesi Dokter Periode Oktober 2021 Berdasarkan Pola Sidik Jari	2021	<p>Penelitian ini mengkaji hubungan antara pola sidik jari dan karakter individu berdasarkan ilmu <i>dermatoglyphics</i>. Penulis menyimpulkan hasil penelitian Galton selaras dengan hasil akhir dimana pola <i>loop</i> lebih banyak dimiliki mahasiswa dibandingkan <i>whorl</i> dan <i>arch</i>.</p>
6.	Lukman Hakim, Hendro	Penentuan Tes Kepribadian Calon Mahasiswa Berdasarkan Sidik Jari Menggunakan <i>Minutie</i> dan <i>Support Vector Machine</i>	2020	<p>Tujuan penelitian ini adalah mengidentifikasi kepribadian siswa menggunakan aplikasi yang menggunakan algoritma <i>Minutie</i> dan <i>Support Vector Machine</i> (SVM). Hasil analisis menunjukkan bahwa akurasi data yang dihasilkan oleh algoritma <i>Minutie</i> mencapai 100%, sementara algoritma SVM mencatat akurasi sebesar 80,9%. Penulis mencatat bahwa aplikasi ini belum sepenuhnya memenuhi harapan, dan disarankan untuk menambahkan lebih banyak data pelatihan guna</p>

				meningkatkan kemampuan pengenalan pola.
7.	Jannata Arianda, Burhanuddin Dirganto, dan Casi Setianingsih	<i>Detection Of Children With Personality Through Fingerprint Random Forest And Maximum Entropy Method</i>	2019	Penelitian ini menganalisis kepribadian anak berusia 7 hingga 8 tahun melalui sidik jari. Metode yang digunakan adalah <i>random forest</i> dengan akurasi 95% sedangkan metode <i>maximum entropy</i> akurasi yang dihasilkan 44%. Pada penelitian ini, penulis menuliskan <i>maximum entropy</i> tidak bagus untuk pengklasifikasian <i>multiclass</i> .
8.	Ziqra Haniffah, Burhanuddin Dirgantoro, Casi Setianingsih	Deteksi Kepribadian Anak Dengan Sidik Jari Menggunakan Metode <i>Knearest Neighbor</i> (KNN) dan <i>Decision Tree</i>	2019	Studi ini mengkategorikan kepribadian anak-anak yang baru mulai bersekolah dengan menggunakan sidik jari dan menggunakan algoritma <i>Decision Tree</i> dan <i>K-Nearest Neighbor</i> (KNN). Hasil menunjukkan akurasi yang sangat tinggi, mencapai 100%.
9.	I Made Adi Sukariawan	Analisis Deskriptif Hubungan Sidik Jari Dengan Tes	2019	Analisis sidik jari dan Tes Potensi Akademik (TPA) adalah dua pendekatan yang digunakan oleh penelitian ini. Hasil

	Potensi Akademik (TPA)	menunjukkan adanya hubungan antara sidik jari dan hasil TPA yang diperoleh. Sidik jari dengan pola <i>loop</i> mengindikasikan potensi numerikal-logikal, sementara hasil TPA siswa menunjukkan potensi dalam aspek numerikal-logikal dan numerikal-verbal.
10. Rezqa Afraghina, Andrew Brian Osmond, Randy Erfa Saputra	Deteksi Kepribadian Anak Dengan Sistem Pakar Melalui Sidik Jari Menggunakan Metode <i>Forward Chaining</i> 2018	Tujuan penelitian ini adalah untuk membuat sistem analisis sidik jari yang menggunakan algoritma <i>forward chaining</i> untuk mengidentifikasi kepribadian dan dominasi otak anak. Dalam pengujian, data yang digunakan melibatkan 10 anak, dan sistem ini berhasil mencapai akurasi 100%.

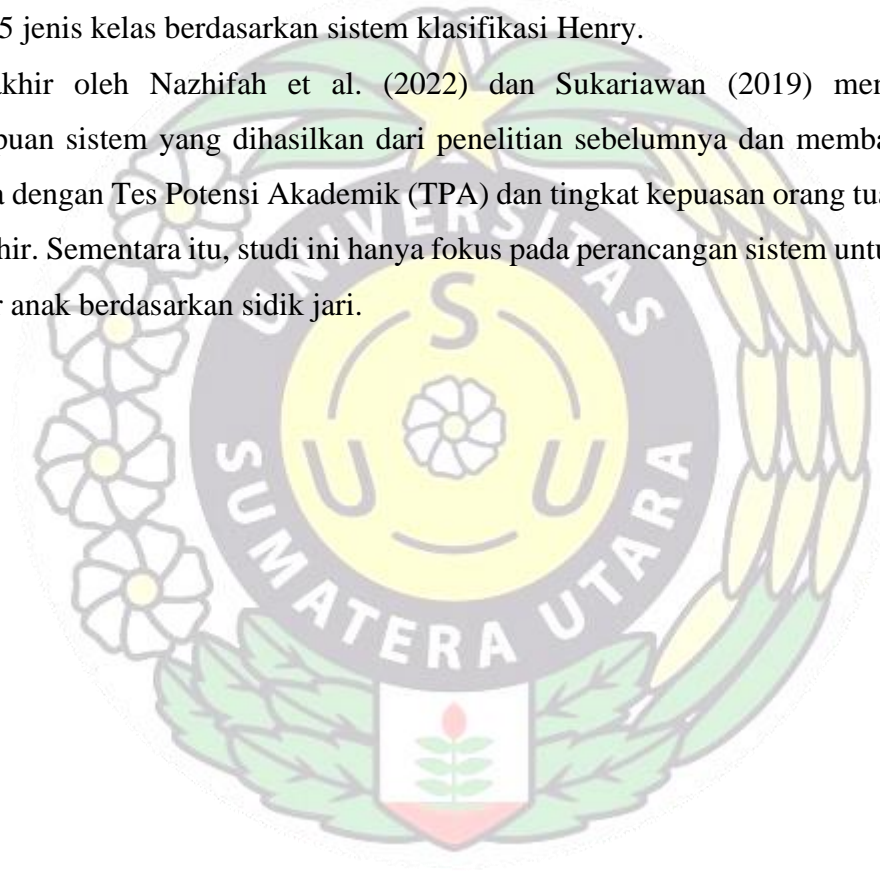
2.8 Perbedaan Penelitian

Studi ini berbeda dari studi sebelumnya, dimana Venurkar et al., 2022, menyelidiki hubungan antara *dermatoglyphics* dengan *Myers-Briggs Personality* (MBTI). Penelitian ini menganalisis data sidik jari menggunakan *chi-square test* sedangkan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) digunakan dalam penelitian serta data diuji secara digital. Kepribadian yang dianalisis merupakan jenis kepribadian bawaan.

Penelitian selanjutnya oleh Hasibuan (2021) dan Petrus et al. 2021 menganalisis hubungan antara pola sidik jari dengan karakter anak berdasarkan ilmu *dermatoglyphics*, namun analisis tersebut masih dilakukan secara manual. Berbeda dengan penelitian tersebut, penelitian ini menggunakan sistem berbasis website untuk melakukan analisis karakter anak berdasarkan sidik jari.

Berdasarkan penelitian 2, 6, 7, 8, dan 10, merancang sistem dengan menggunakan algoritma *minutiae extraction*, *support vector machine* (SVM), *random forest*, *maximum entropy*, *k-nearest neighbor* (KNN), *decision tree*, dan *forward chaining*. Sementara itu, algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) digunakan dalam penelitian ini dengan 5 jenis kelas berdasarkan sistem klasifikasi Henry.

Terakhir oleh Nazhifah et al. (2022) dan Sukariawan (2019) mengevaluasi kemampuan sistem yang dihasilkan dari penelitian sebelumnya dan membandingkan hasilnya dengan Tes Potensi Akademik (TPA) dan tingkat kepuasan orang tua terhadap hasil akhir. Sementara itu, studi ini hanya fokus pada perancangan sistem untuk analisis karakter anak berdasarkan sidik jari.



BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

3.1 Data yang digunakan

Penelitian ini memerlukan 2 jenis data yang berbeda. Data pertama merupakan data variasi pola sidik jari yang diambil dari internet. Format gambar pada citra ini adalah BMP (Bitmap), dimana akan menyimpan gambar tanpa kompresi sehingga dapat menyimpan gambar seperti aslinya. Pola sidik jari yang membutuhkan gambar detail untuk menangkap citra digital sangat membutuhkan format gambar ini. Jumlah data yang diperoleh sebanyak 300 data, 60 jenis arch, 60 jenis left loop, 60 jenis right loop, 60 jenis tentarch, dan 60 jenis whorl. Data yang diperoleh dibagi menjadi 3 bagian, diantaranya 210 data training, 60 data validation, dan 30 data testing. Dataset penelitian terlihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Dataset Penelitian

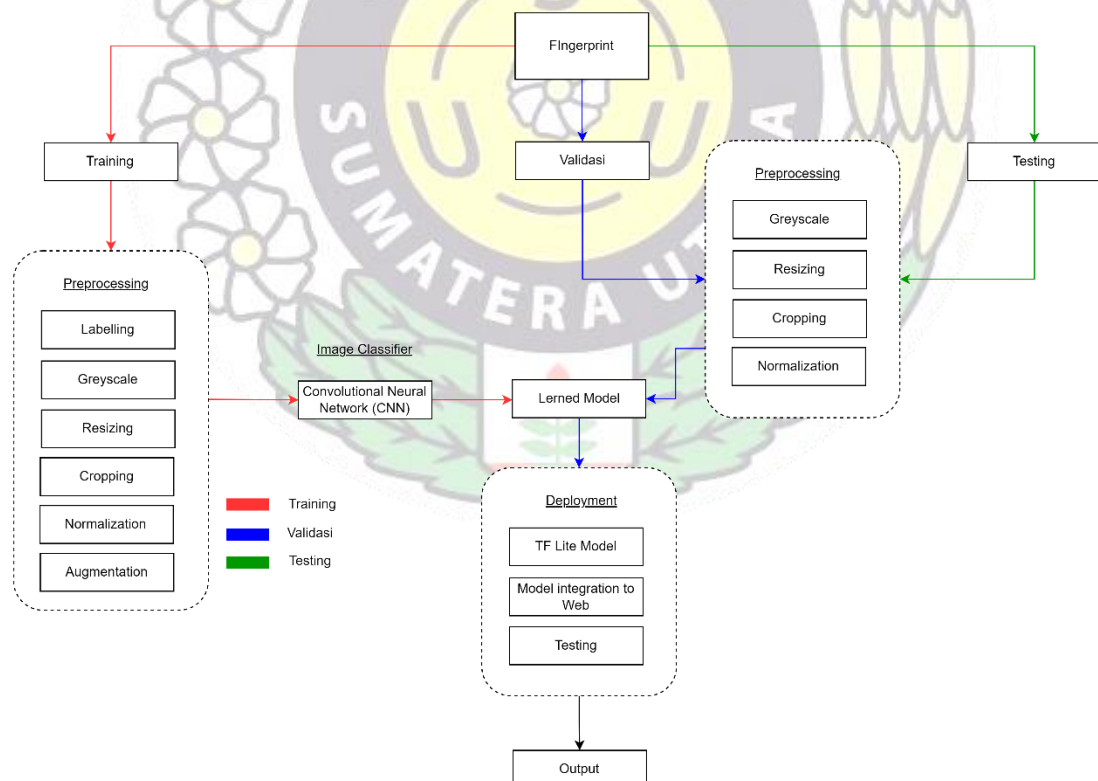
No.	Data	Data <i>Training</i>	Data <i>Validation</i>	Data <i>Testing</i>	Jumlah
1.	<i>Arch</i>	42	12	6	60
2.	<i>Left Loop</i>	42	12	6	60
3.	<i>Right Loop</i>	42	12	6	60
4.	<i>Tentarch</i>	42	12	6	60
5.	<i>Whorl</i>	42	12	6	60
Total Data		210	60	30	300

Data kedua merupakan data jenis kepribadian disetiap jenis pola sidik jari. Data diperoleh dari SD Negeri 020260 berlokasi Jl. Merbau No. 22, Jatinegara, Kec. Binjai Utara, Kota Binjai Prov. Sumatera Utara. Diperoleh 15 data dengan variasi kepribadian yang dimiliki. Klasifikasi variasi pola sidik jari di bedakan menjadi 5 jenis, yakni arch, left loop, right loop, tentarch, dan whorl. Data ini merupakan jenis data *predict* untuk memastikan karakter anak tersebut.

3.2 Analisis Sistem

Beberapa tahap dilakukan pada penelitian ini. Tahap pertama dilakukan pengumpulan data sidik jari dari berbagai situs internet. Data sidik jari yang berhasil dikumpulkan harus memiliki pola sidik jari yang jelas dan cocok digunakan sebagai dataset klasifikasi variasi pola sidik jari

Tahap berikutnya adalah *pre-processing*. Tahap ini melibatkan proses *labelling*, *greyscale*, *resizing*, *cropping*, *normalization*, dan *augmentation*. Data akan diolah menjadi pola yang lebih mudah dikenali oleh sistem. Setelah tahap ini selesai, data akan diproses untuk diklasifikasikan menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). Data akan melewati proses *trial and error* dengan membentuk subset acak dari data *training* sehingga menghasilkan akurasi yang tinggi dalam menganalisis sidik jari. Akhir dari proses yang telah dilakukan adalah data yang diolah berhasil menjadi model. Data akan dimasukkan kedalam kelas-kelas yang berbeda dan diberikan label satu dengan lainnya. Tujuannya agar dapat lebih mengenali sidik jari yang akan diuji nanti. Arsitektur penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Arsitektur Umum

3.2.1 Preprocessing

Menghilangkan data yang tidak konsisten atau bermasalah dan mengubahnya menjadi data berkualitas sehingga siap untuk langkah berikutnya disebut dengan proses *preprocessing*. Data bermasalah termasuk data yang mengandung kesalahan (Alghifari et al., 2021). Pada penelitian ini akan melewati beberapa proses diantaranya: *labelling*, *greyscale*, *resizing*, *cropping*, *normalization*, *augmentation*, dan *fine tuning*.

3.2.1.1 Labelling

Labelling merupakan proses pemberian tanda, nama, atau kategori pada data untuk tujuan tertentu, seperti pelatihan model *machine learning* atau *deep learning*. Dalam konteks pengolahan citra (*image processing*), *labelling* berarti memberikan label atau anotasi pada gambar atau objek di dalam gambar sehingga mesin dapat mempelajari dan mengenali pola-pola dari data tersebut.

Pada penelitian ini proses ini mencakup pengelompokan gambar ke dalam folder, di mana setiap folder diberi nama berdasarkan klasifikasinya, yaitu *arch*, *tentarch*, *left loop*, *right loop*, dan *whorl*. Setelah itu, sistem akan memuat data gambar dari folder-folder tersebut sesuai dengan label yang ditetapkan.

3.2.1.2 Grayscale

Grayscale melibatkan konversi gambar berwarna menjadi gambar skala abu-abu, dimana setiap piksel dalam citra hanya memiliki intensitas kecerahan (*luminosity*) tanpa informasi warna. Nilai piksel dalam gambar skala abu-abu berkisar antara 0 (hitam) dan 255 (putih) dalam skala 8 bit. Proses *grayscale* menggabungkan elemen warna merah, hijau, dan biru dari citra berwarna (RGB) menjadi satu nilai intensitas.



Gambar 3.2 Citra Sidik Jari Sebelum dan Sesudah *Grayscale*

Pada Gambar 3.2 merupakan yang diambil dari dataset dikonversi dari format berwarna (RGB) menjadi *grayscale*. *Grayscale* dilakukan agar mengurangi jumlah

data yang diproses, mempercepat pelatihan, dan mempermudah ekstraksi fitur, terutama untuk gambar sidik jari yang lebih fokus pada pola intensitas daripada warna.

3.2.1.3 *Resizing*

Resizing adalah proses mengubah dimensi atau ukuran sebuah gambar agar sesuai dengan ukuran yang diinginkan model. Dalam konteks pengolahan citra dan pembelajaran mesin, *resizing* sering dilakukan untuk menstandarkan ukuran gambar, sehingga semua gambar dalam dataset memiliki dimensi yang sama sebelum diberikan sebagai input ke model.

Gambar yang telah dikonversi ke *grayscale* kemudian diubah ukurannya menjadi dimensi 128x128 piksel. Tujuan dilakukan *resizing* adalah menstandarkan ukuran gambar input agar sesuai dengan ukuran yang diharapkan oleh model dan mengurangi jumlah piksel yang harus diproses, mempercepat pelatihan.

3.2.1.4 *Cropping*

Cropping adalah cara untuk memotong gambar di bagian tertentu. Dua titik digunakan untuk memotong bagian gambar. Titik pertama merupakan titik awal gambar, dan titik kedua merupakan titik akhir gambar. Menciptakan gambar persegi panjang dengan setiap titik pada gambar di lokasi tertentu dan menyimpannya ke gambar berikutnya.



Gambar 3.3 Citra Sidik Jari Sebelum dan Sesudah Pemotongan Citra

Pada gambar 3.3 merupakan ilustrasi proses *center cropping* yang dilakukan pada penelitian ini. Pada penelitian ini akan mengambil bagian tengah dari gambar, menghilangkan bagian tepi. Ini bertujuan untuk menangkap fitur paling relevan, terutama pada sidik jari, di mana informasi paling penting biasanya berada di tengah gambar. Proses ini juga membantu dalam menghilangkan bagian gambar yang tidak relevan.

3.2.1.5 Normalization

Normalization (normalisasi) adalah proses mengubah skala nilai-nilai piksel dalam gambar agar berada dalam rentang tertentu, biasanya antara 0 dan 1, atau nilai lain yang lebih kecil. Normalisasi dilakukan untuk memastikan bahwa data input berada pada skala yang sama dan lebih mudah diproses oleh model pembelajaran mesin atau *deep learning*.

Pada penelitian ini normalisasi digunakan untuk mengubah rentang nilai piksel dari [0, 255] menjadi kisaran yang lebih kecil, dalam hal ini sekitar [0, 64]. Dengan normalisasi, model lebih mudah untuk mencapai konvergensi saat pelatihan karena nilai inputnya lebih terkendali. Nilai piksel dari gambar yang telah diproses dibagi dengan nilai 64.0.

3.2.1.6 Augmentation

Augmentation adalah teknik penting yang membantu model belajar dari berbagai variasi data tanpa harus mengumpulkan lebih banyak data asli. Dengan menciptakan gambar yang dimodifikasi secara acak dari dataset asli, *augmentation* membantu model menjadi lebih kuat dan mampu menangani variasi data dunia nyata dengan lebih baik. Pada penelitian ini augmentasi dilakukan dengan *zooming* dan *fill mode*. *Zooming* yang dilakukan dengan memperbesar gambar hingga 20%. Jika augmentasi mengakibatkan area gambar kosong (misalnya saat gambar diperbesar), maka area kosong tersebut diisi dengan nilai konstanta.

3.2.2 Image Classifier

Pengklasifikasian dilakukan dengan melewati 3 tahap yaitu *training*, *validation*, dan *testing* dengan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN), yang dapat diakses melalui platform *Kaggle*.

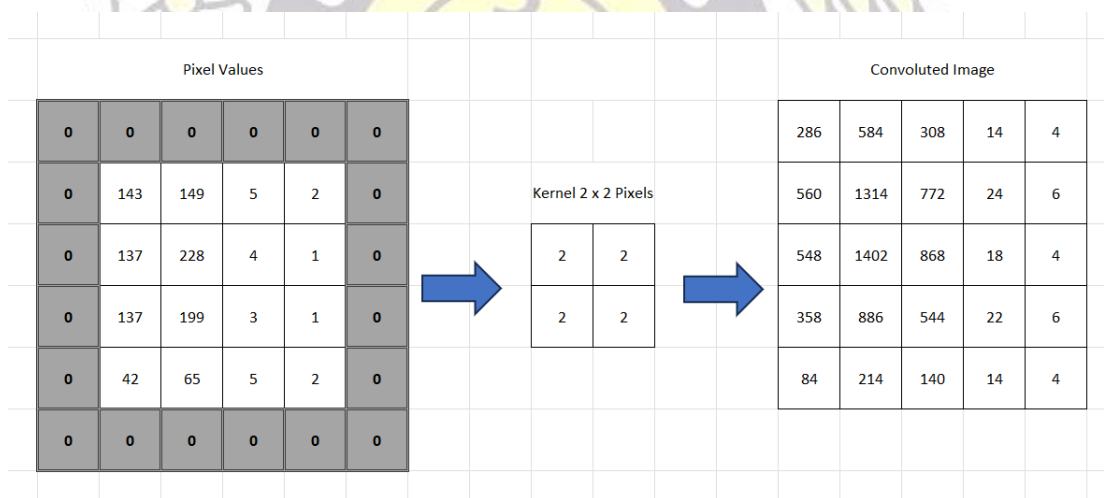
3.2.2.1 Input Layer

Input layer akan menerima data gambar dalam bentuk matriks piksel, dengan nilai *grayscale* atau RGB (merah, hijau, biru) untuk setiap piksel. Fungsi *input layer* adalah untuk mengubah data gambar dari format matriks piksel menjadi format yang dapat diterima oleh CNN, sehingga dapat digunakan untuk mengekstraksi fitur dan membuat prediksi. Lapisan input tidak melakukan pemrosesan apa pun terhadap data gambar, hanya menerima data gambar dan memberikannya ke lapisan CNN berikutnya.

3.2.2.2 Convolution Layer

Sebagai lapisan kedua dalam arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN), lapisan konvolusi digunakan untuk mengekstrak fitur dari data gambar. Proses konvolusi dilakukan dengan menggunakan kernel atau filter yang digeser sepanjang matriks piksel gambar. Setiap filter atau kernel ditempatkan di atas data gambar dan dihitung dengan setiap submatriks yang memiliki ukuran sesuai dengan kernel tersebut. Dengan cara ini, setiap filter atau kernel dapat digunakan untuk mengekstrak berbagai fitur dari data gambar. Hasil dari setiap *convolution* kemudian dikumpulkan dan disimpan dalam matriks baru yang disebut *feature map*.

Selain itu, terdapat dua teknik penting dalam proses konvolusi, yaitu *padding* dan *striding*. *Padding* menambahkan tepi pada gambar agar ukurannya tidak menyusut setelah proses konvolusi, sedangkan *striding* mengontrol jarak pergeseran filter atau kernel pada gambar. Lapisan konvolusi ini dijalankan berulang kali dengan berbagai filter, dan setiap lapisan akan mengekstrak fitur yang semakin kompleks dari data gambar.



Gambar 3.4 Proses Konvolusi

Gambar 3.4 menunjukkan ilustrasi perhitungan konvolusi dilakukan. Gambar paling kiri menunjukkan input gambar dengan padding yang bernilai nol. Gambar di Tengah menunjukkan kernel, atau filter, yang akan dikalikan dengan inputnya. Gambar paling kanan menunjukkan output dari hasil perkalian input dan kernel, yang juga dikenal sebagai *feature map*. Proses penghitungan konvolusi diawali dengan perkalian antara matriks pixel dan kernel dengan pergeseran setiap filternya. Proses pergeseran filter dapat dilihat pada Gambar 3.5.

Gambar 3.5 Pergeseran *Filter*

Berdasarkan gambar 3.5 dapat dilakukan proses perhitungan *convolution layer* sebagai berikut.

$$Y1 = (0 \times 2) + (0 \times 2) + (0 \times 2) + (143 \times 2) = 0 + 0 + 0 + 286 = 286$$

$$Y2 = (0 \times 2) + (0 \times 2) + (143 \times 2) + (149 \times 2) = 0 + 0 + 286 + 298 = 584$$

$$Y3 = (0 \times 2) + (0 \times 2) + (149 \times 2) + (5 \times 2) = 0 + 0 + 298 + 10 = 308$$

$$Y4 = (0 \times 2) + (0 \times 2) + (5 \times 2) + (2 \times 2) = 0 + 0 + 10 + 4 = 14$$

$$Y5 = (0 \times 2) + (0 \times 2) + (2 \times 2) + (0 \times 2) = 0 + 0 + 4 + 0 = 4$$

$$Y6 = (0 \times 2) + (143 \times 2) + (0 \times 2) + (137 \times 2) = 0 + 286 + 0 + 274 = 560$$

$$Y7 = (143 \times 2) + (149 \times 2) + (137 \times 2) + (228 \times 2) = 286 + 298 + 274 + 456 = 1314$$

$$Y8 = (149 \times 2) + (5 \times 2) + (228 \times 2) + (4 \times 2) = 298 + 10 + 456 + 8 = 772$$

$$Y9 = (5 \times 2) + (2 \times 2) + (4 \times 2) + (1 \times 2) = 10 + 4 + 8 + 2 = 24$$

$$Y10 = (2 \times 2) + (0 \times 2) + (1 \times 2) + (0 \times 2) = 4 + 0 + 2 + 0 = 6$$

$$Y11 = (0 \times 2) + (137 \times 2) + (0 \times 2) + (137 \times 2) = 0 + 274 + 0 + 274 = 548$$

$$Y12 = (137 \times 2) + (228 \times 2) + (137 \times 2) + (199 \times 2) = 274 + 456 + 274 + 398 = 1402$$

$$Y13 = (228 \times 2) + (4 \times 2) + (199 \times 2) + (3 \times 2) = 456 + 8 + 398 + 6 = 868$$

$$Y14 = (4 \times 2) + (1 \times 2) + (3 \times 2) + (1 \times 2) = 8 + 2 + 6 + 2 = 18$$

$$Y15 = (1 \times 2) + (0 \times 2) + (1 \times 2) + (0 \times 2) = 2 + 0 + 2 + 0 = 4$$

$$Y16 = (0 \times 2) + (137 \times 2) + (0 \times 2) + (42 \times 2) = 0 + 274 + 0 + 84 = 358$$

$$Y17 = (137 \times 2) + (199 \times 2) + (42 \times 2) + (65 \times 2) = 274 + 398 + 84 + 130 = 886$$

$$Y18 = (199 \times 2) + (3 \times 2) + (65 \times 2) + (5 \times 2) = 398 + 6 + 130 + 10 = 544$$

$$Y19 = (3 \times 2) + (1 \times 2) + (5 \times 2) + (2 \times 2) = 6 + 2 + 10 + 4 = 22$$

$$Y20 = (1 \times 2) + (0 \times 2) + (2 \times 2) + (0 \times 2) = 2 + 0 + 4 + 0 = 6$$

$$Y21 = (0 \times 2) + (42 \times 2) + (0 \times 2) + (0 \times 2) = 0 + 84 + 0 + 0 = 84$$

$$Y_{22} = (42 \times 2) + (65 \times 2) + (0 \times 2) + (0 \times 2) = 84 + 130 + 0 + 0 = 214$$

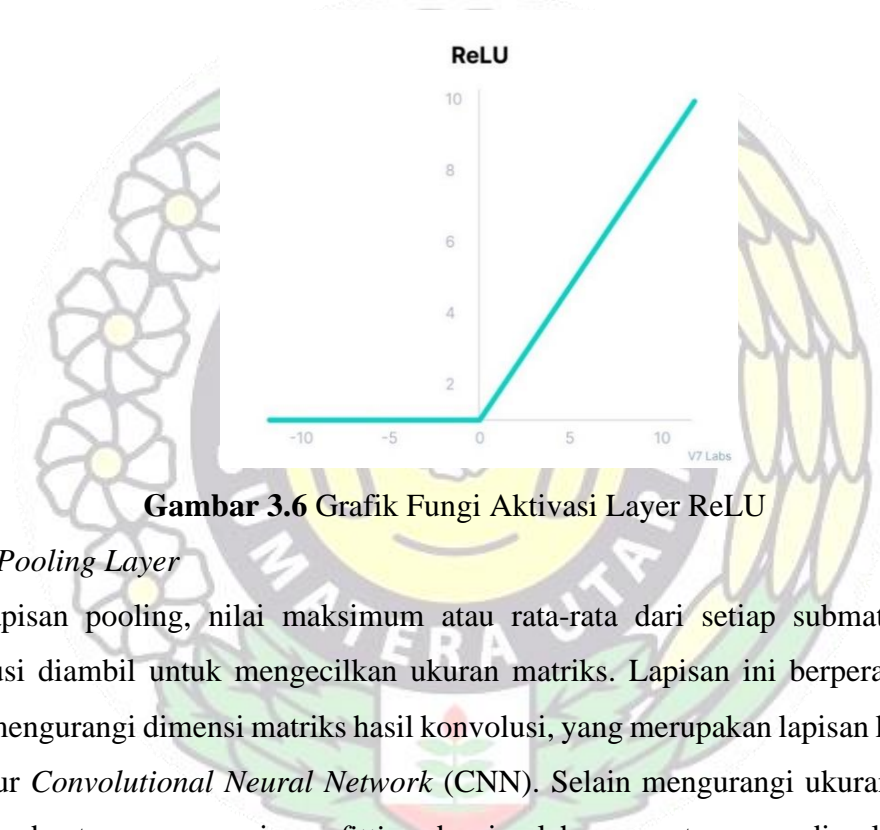
$$Y_{23} = (65 \times 2) + (5 \times 2) + (0 \times 2) + (0 \times 2) = 130 + 10 + 0 + 0 = 140$$

$$Y_{24} = (5 \times 2) + (2 \times 2) + (0 \times 2) + (0 \times 2) = 10 + 4 + 0 + 0 = 14$$

$$Y_{25} = (2 \times 2) + (0 \times 2) + (0 \times 2) + (0 \times 2) = 4 + 0 + 0 + 0 = 4$$

3.2.2.3 Input Layer Rectified Linear Unit (ReLU) activation

Layer ReLU memungkinkan penerapan fungsi aktivasi pada output hasil konvolusi. Jika input ke fungsi aktivasi bernilai negatif, outputnya akan menjadi 0 (nol). Sebaliknya, jika input bernilai positif, outputnya akan sama dengan nilai input tersebut. Grafik fungsi aktivasi layer ReLU seperti diberikan pada Gambar 3.6.



Gambar 3.6 Grafik Fungsi Aktivasi Layer ReLU

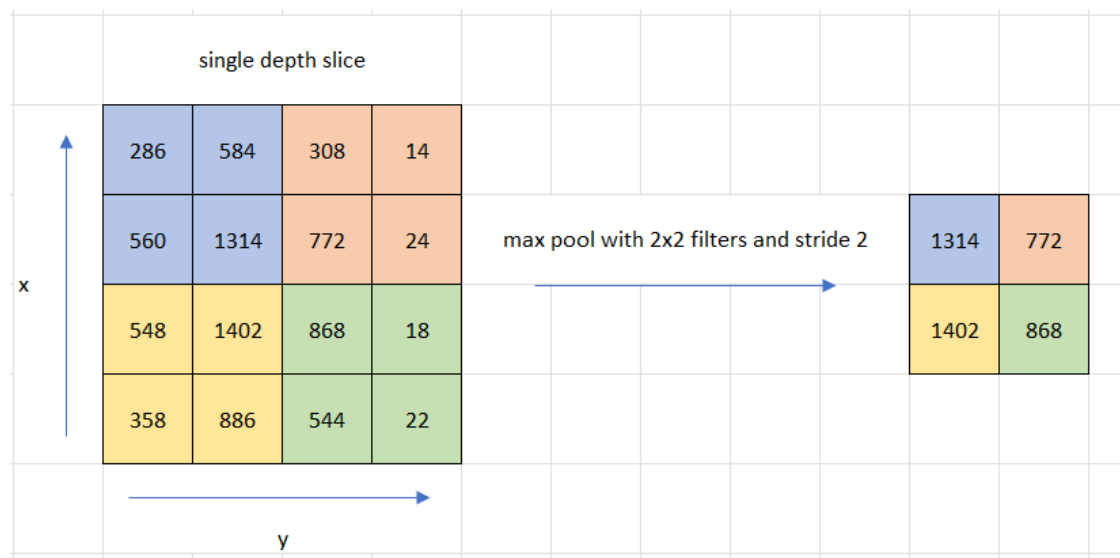
3.2.2.4 Pooling Layer

Pada lapisan pooling, nilai maksimum atau rata-rata dari setiap submatriks hasil konvolusi diambil untuk mengecilkan ukuran matriks. Lapisan ini berperan penting dalam mengurangi dimensi matriks hasil konvolusi, yang merupakan lapisan ketiga dari arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN). Selain mengurangi ukuran, *pooling* juga membantu mengurangi *overfitting* dan jumlah parameter yang diperlukan oleh model. Selain itu, *pooling* meningkatkan ketahanan model terhadap variasi transformasi gambar seperti rotasi dan perubahan skala.

Jenis pooling layer yang sering digunakan adalah *max pooling* dan *average pooling*. Pada *Max Pooling* akan mendapatkan nilai maksimum dari setiap submatriks dengan menggeser kernel sepanjang matriks, di mana setiap pergeseran menghasilkan nilai maksimum sesuai dengan ukuran kernel. Sebaliknya, *average pooling* menghitung nilai rata-rata dari setiap submatriks dengan cara yang sama, di mana kernel digeser

sepanjang matriks dan mengumpulkan nilai rata-rata dari setiap submatriks yang sesuai dengan ukuran kernel.

Pada penelitian ini jenis *pooling layer* yang digunakan adalah *max pooling*. *Max pooling* akan mengambil nilai tertinggi dari matriks input sesuai dengan cakupan filter pada filter. Gambar akan difilter dengan ukuran 2x2 dan stride 2. Ilustrasi *max pooling layer* dapat dilihat pada gambar 3.7.



Gambar 3.7 Max Pooling Layer

3.2.2.5 Fully Connected Layer

Lapisan yang terhubung sepenuhnya menghubungkan secara menyeluruh setiap node pada lapisan sebelumnya dengan setiap node pada lapisan disebut dengan *Fully Connected Layer*. Lapisan ini menerima input dari lapisan *pooling* dan bertanggung jawab untuk melakukan klasifikasi atau prediksi. Setiap node dalam lapisan ini mewakili fitur yang dihasilkan dari data gambar, dan semuanya terhubung ke setiap node di lapisan output.

Proses pembelajaran dalam lapisan ini melibatkan optimasi bobot, yang menentukan hubungan antar node. Setelah pembelajaran selesai, *fully connected layer* akan digunakan untuk melakukan prediksi pada data baru. Lapisan ini memainkan peran penting dalam klasifikasi atau prediksi dengan memanfaatkan hasil ekstraksi fitur dari lapisan konvolusi dan *pooling* sebelumnya.

3.2.2.6 Output Layer

Output layer merupakan lapisan terakhir dalam arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN), di mana hasil akhir dari model dihasilkan. Setiap node pada lapisan ini mewakili kelas yang mungkin diberikan kepada data input. *Output layer* menghasilkan

nilai probabilitas untuk setiap kelas, yang menunjukkan seberapa besar kemungkinan data tersebut termasuk dalam kelas tertentu. Kelas yang memiliki kemungkinan tertinggi akan ditentukan sebagai hasil prediksi akhir untuk data tersebut.

3.2.3 *Training Data*

Training data adalah proses di mana sistem mempelajari pola dari input gambar dan membangun model menggunakan algoritma CNN. Karena jumlah data pelatihan lebih besar dibandingkan dengan data pengujian, pemahaman sistem terhadap pemetaan data menjadi lebih mendalam dan kompleks. Data pelatihan mencakup 70% dari total dataset penelitian, yaitu sebanyak 300 data. Proses pelatihan dilakukan selama 100 epoch dengan batch size 32. Pelatihan ini menghasilkan model yang nantinya digunakan dalam proses pengujian. Di bawah ini disajikan pseudocode untuk proses pelatihan data.

```

START
  IMPORT libraries
  DEFINE data as ImageDataGenerator with greyscale, resizing, cropping, and
normalization
  SPLIT data into train_images, train_labels, temp_images, temp_labels using
stratification
  SPLIT temp_images and temp_labels into validation_images, validation_labels,
testing_images, testing_labels
  DEFINE datagen as ImageDataGenerator with zoom_range and fill_mode parameters
  FIT datagen on train_images with seed
  CREATE Sequential model by adding layers: Conv2D layer, Dropout layer,
MaxPooling2D layer, Flatten layer, Dense layer, and Dense output layer with softmax
activation
  PRINT model summary
  SET optimizer as Adam
  COMPILE model with sparse_categorical_crossentropy loss and accuracy metric
  DEFINE checkpoint_callback using ModelCheckpoint: SET filepath to save the best
model, MONITOR validation loss, SAVE the best model only if val_loss improves
  DEFINE reduce_lr_callback using ReduceLROnPlateau: MONITOR validation loss,
REDUCE learning rate when val_loss stagnates, and SET patience epoch

```

```

DEFINE early_stopping_callback using EarlyStopping: MONITOR validation loss,
SET patience epoch, and RESTORE best model when early stopping is triggered

TRAIN the model with: Using datagen to augment training data, SET validation_data
using validation_images and validation_labels, SET the number of epoch, and Use
callbacks [checkpoint, reduce_lr, early_stopping]

LOAD the best model from the checkpoint path
END

```

3.2.4 Testing Data

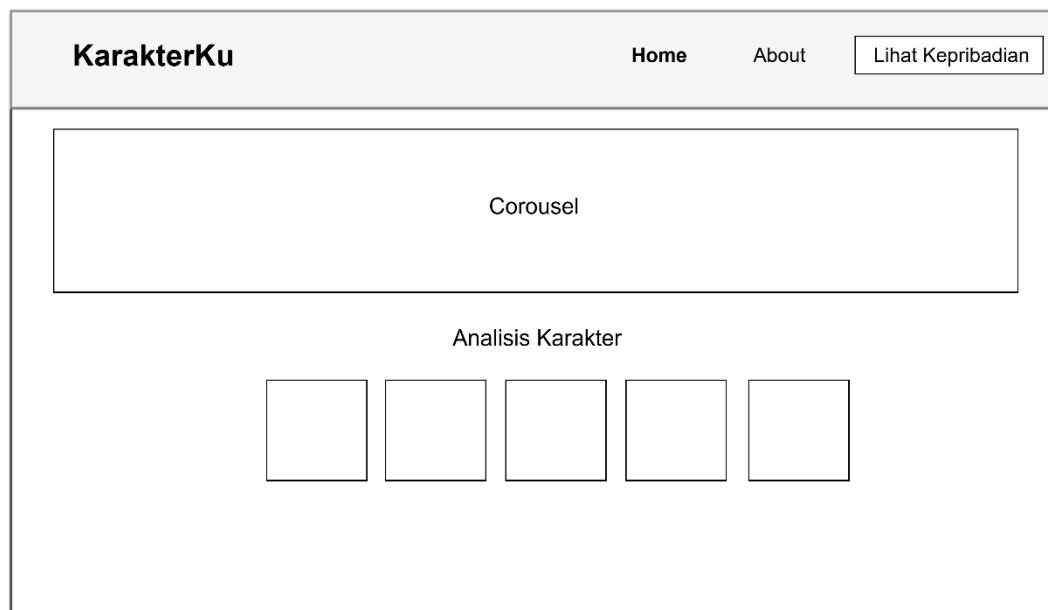
Testing data merupakan langkah evaluasi model yang mengukur kemampuan model dalam membuat prediksi akurat terhadap data baru yang belum pernah terlihat sebelumnya. Proses ini akan menghasilkan sistem analisis karakter berdasarkan sidik jari yang disediakan. Diharapkan dapat memberikan hasil yang sangat akurat dalam mengklasifikasikan data sidik jari yang di masukkan.

3.3 Perancangan Sistem

Proses penyusunan kerangka antarmuka sistem untuk memudahkan pengguna dalam menggunakan aplikasi disebut dengan perancangan sistem. Dalam penelitian ini, sistem dirancang dalam bentuk *platform* berbasis web dan dirancang berfokus pada analisis karakter berdasarkan melalui sidik jari.

3.3.1 Rancangan Tampilan Halaman Beranda

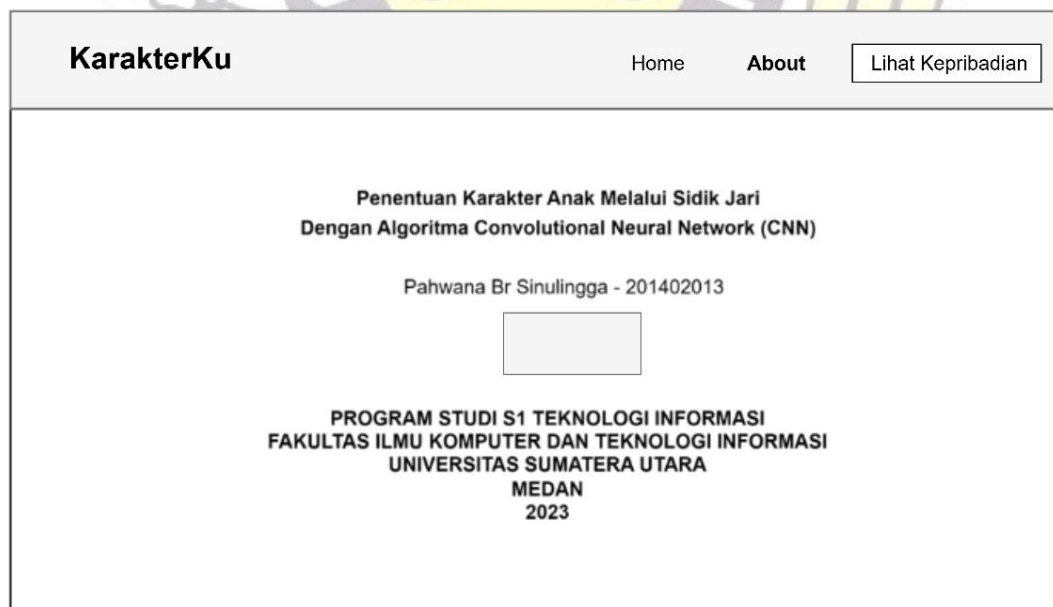
Halaman ini adalah antarmuka situs web ketika pengguna pertama kali mengakses platform. Pengembang akan menyajikan beberapa informasi mengenai website yang akan digunakan. Pada halaman ini, pengguna akan disuguhkan dengan tampilan *corousel* disertai dengan analisis karakter berdasarkan sidik jari yang akan diinput oleh pengguna. Rancangan tampilan seperti diberikan pada Gambar 3.8.



Gambar 3.8 Rancangan Tampilan Halaman Beranda

3.3.2 Rancangan Tampilan Halaman *About*

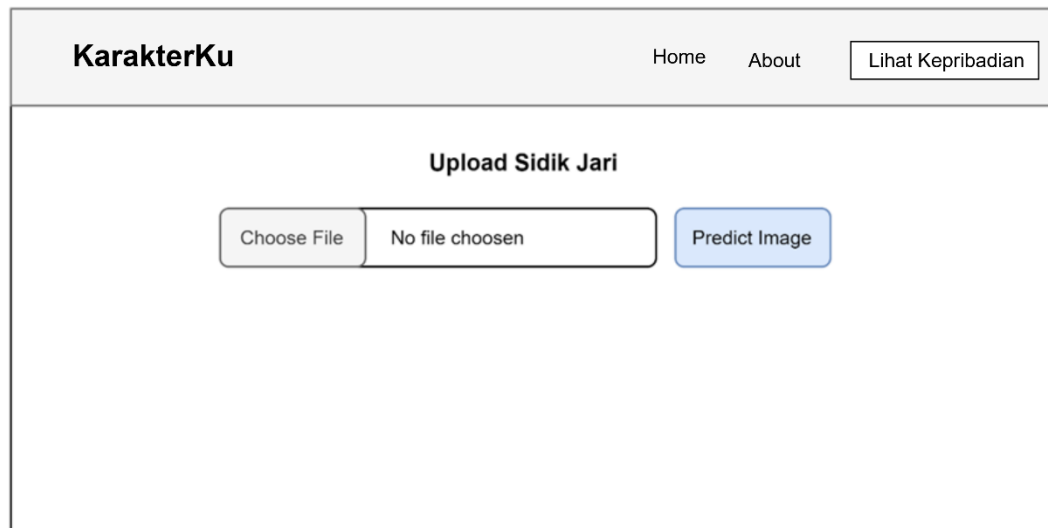
Tampilan berikutnya adalah halaman yang akan menampilkan data diri pengembang. Pada halaman ini, pengguna akan melihat beberapa identitas, diantaranya judul penelitian, nama pengembang, serta jenjang pendidikan yang sedang ditempuh. Rancangan tampilan halaman karakter terdapat pada Gambar 3.9.



Gambar 3.9 Rancangan Tampilan Halaman *About*

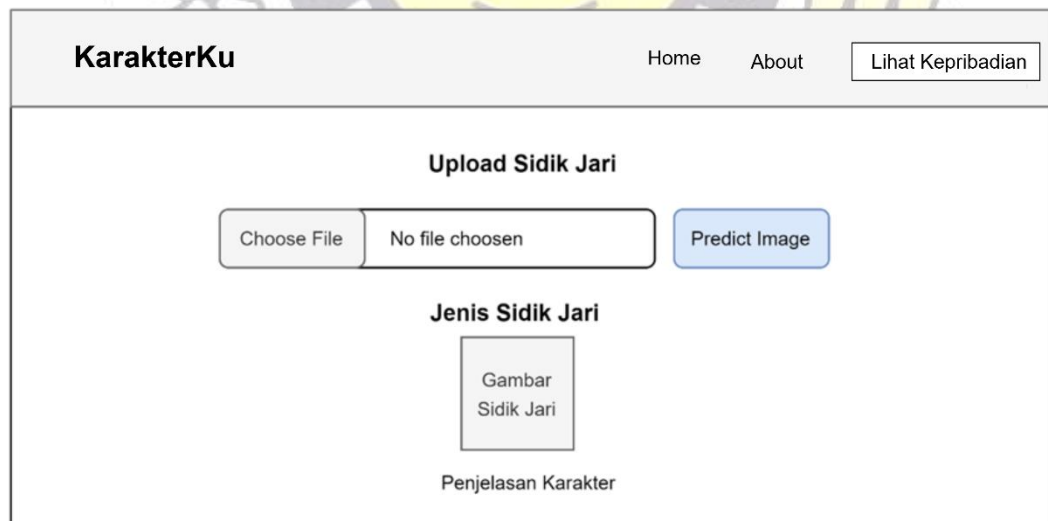
3.3.3 Rancangan Tampilan Halaman User Input

Terakhir tampilan website yang akan menganalisis karakter melalui sidik jari. Tampilan ini berada pada bagian halaman user input. Tampilan didesain dengan memberikan *field file* untuk mengupload gambar dan tombol “*Predict Image*” untuk menganalisis karakter anak melalui sidik jari yang telah diberikan oleh pengguna. Rancangan tampilan halaman user input dan prediksi sidik jari terdapat pada Gambar 3.10 dan Gambar 3.11.



The image shows a web interface for 'KarakterKu'. At the top, there is a navigation bar with 'Home', 'About', and a button 'Lihat Kepribadian'. Below this, the main heading is 'Upload Sidik Jari'. Underneath, there is a file upload section with a 'Choose File' button, a text box displaying 'No file choosen', and a blue 'Predict Image' button.

Gambar 3.10 Rancangan Tampilan Halaman User Input



The image shows the same web interface as Gambar 3.10, but with additional content below the 'Predict Image' button. Below the button, there is a heading 'Jenis Sidik Jari' followed by a box containing the text 'Gambar Sidik Jari'. At the bottom, there is a heading 'Penjelasan Karakter'.

Gambar 3.11 Rancangan Tampilan Halaman Hasil Prediksi Sidik Jari

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

4.1 Implementasi Sistem

Analisis jenjang karir berdasarkan kepribadian melalui sidik jari dirancang dan diimplementasikan ke dalam sistem membutuhkan beberapa komponen perangkat keras, lunak, serta pendukung.

4.1.1 Perangkat Lunak dan Perangkat Keras

Penelitian ini membutuhkan spesifikasi perangkat keras untuk mengembangkan sistem aplikasi diantaranya:

1. *Notebook Asus Aspire 5 A515-45-R5XD*
2. *Processor: AMD Ryzen 5 5500U (2.1GHz; Up To 4.0GHz; 8MB Cache)*
3. *Penyimpanan: 512 GB SSD NVMe (Dual Storage Support with HDD Kit)*
4. *RAM 8GB*

Sementara itu, perangkat lunak yang digunakan untuk mengembangkan sistem aplikasi diantaranya:

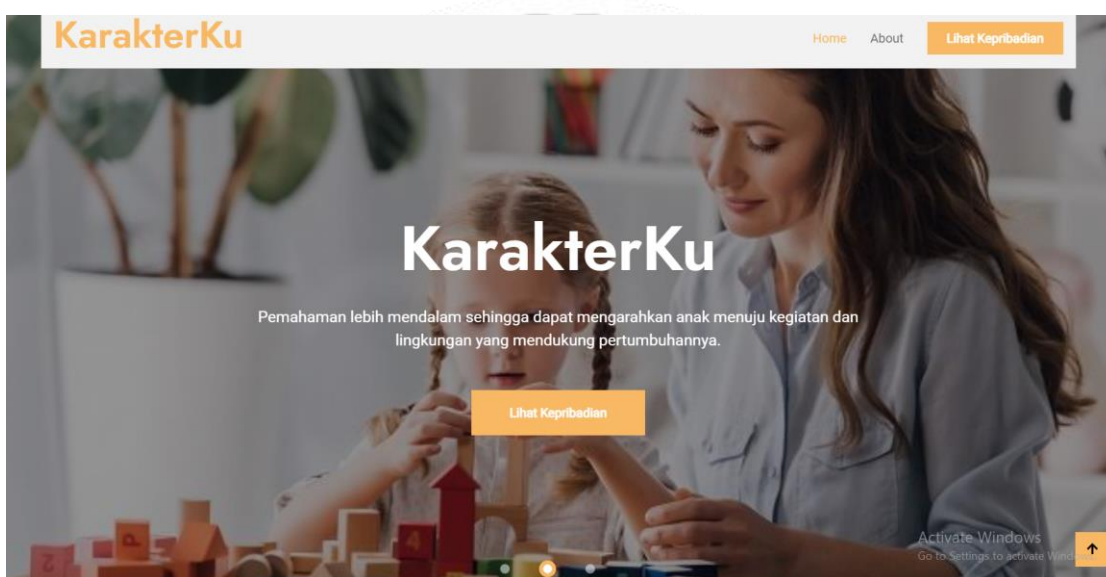
1. *Windows 11 Home Single Language 64-bit*
2. *Python version 3.12.3*
3. *IDE: Visual studio code*
4. *Library Python:*
 - *numpy versi 2.1.1*
 - *tensorflow versi 2.17.0*
 - *Pillow (PIL) versi 2.17.0*
 - *matplotlib versi 3.9.2*
 - *scikit-learn versi 1.5.1*
 - *seaborn versi 0.13.2*

4.1.2 Penerapan Desain Antarmuka Pengguna

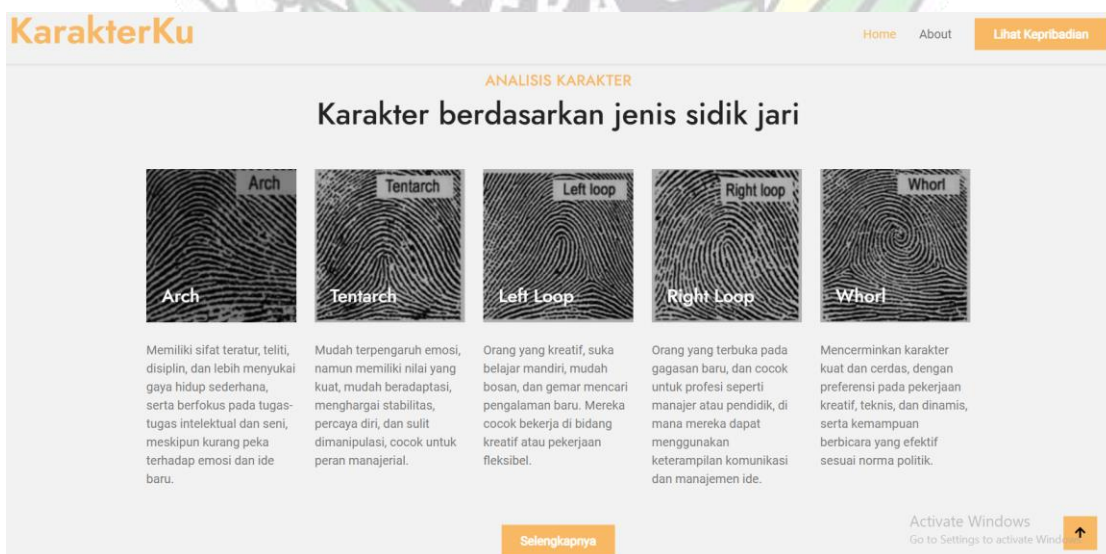
Penerapan desain antarmuka diaplikasikan berdasarkan kerangka sistem yang telah dirancang pada bab 3 dan diterapkan sebagai berikut.

4.1.2.1 Tampilan Halaman Beranda

Tampilan awal situs merupakan halaman beranda. Halaman ini akan menampilkan awal situs web yang terlihat oleh pengguna saat mereka mengunjungi platform tersebut. Di halaman ini, pengembang meletakkan beberapa informasi terkait website. Disediakan *corousel* dengan informasi tujuan penggunaan website. Selanjutnya, disediakan beberapa *card* mengenai sidik jari yang akan dianalisis beserta karakter yang terkait. Terakhir adalah beberapa manfaat yang dapat dirasakan oleh pengguna setelah menggunakan website. Tampilan halaman beranda divisualkan pada Gambar 4.1, Gambar 4.2, dan Gambar 4.3.



Gambar 4.1 Tampilan Halaman Beranda 1



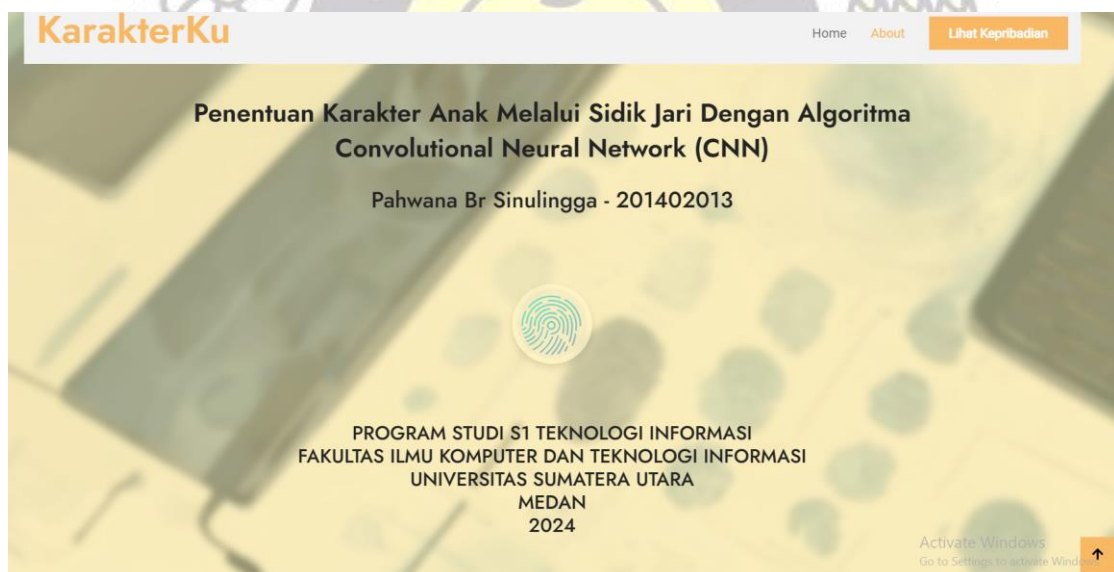
Gambar 4.2 Tampilan Halaman Beranda 2



Gambar 4.3 Tampilan Halaman Beranda 3

4.1.2.2 Tampilan Halaman *About*

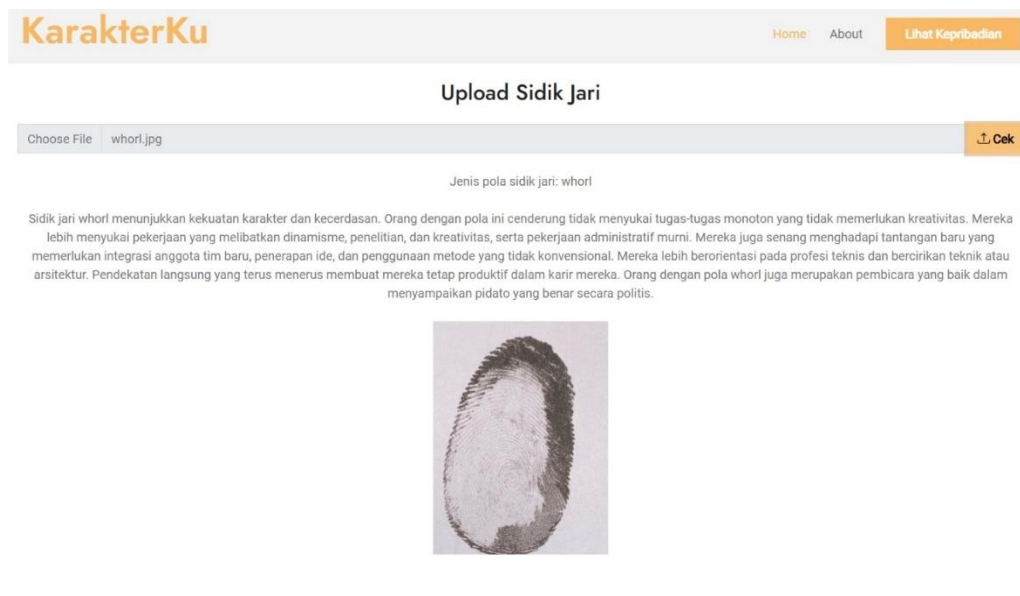
Halaman *about* berisikan informasi terkait judul penelitian dan identitas pengembang. Pengguna dapat melihat informasi ini dengan mengklik *about* pada navigasi menu aplikasi. Tampilan halaman *about* divisualkan pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4 Tampilan Halaman *About*

4.1.2.3 Tampilan Halaman User Input

Terakhir halaman *user input* yang berisikan field input gambar untuk menganalisis jenis sidik jari yang diberikan pengguna. Setelah memberikan gambar, pengguna mengklik tombol “cek” untuk dimulai proses analisis karakter pengguna. Pada halaman ini akan menampilkan jenis sidik jari pengguna serta karakternya. Tampilan halaman user input divisualkan pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Tampilan Halaman User Input

4.2 Pelatihan Sistem

Dataset sidik jari yang diperoleh berasal dari berbagai situs web. Dataset dibagi menjadi beberapa kelas yang telah ditentukan, diantaranya *arch*, *left loop*, *right loop*, *tentarch*, dan *whorl*. Jumlah data diperoleh sebanyak 510 citra sidik jari. Pembagian dataset pelatihan sistem setelah proses *augmentasi* seperti pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 *Training Data, Validation Data, dan Testing Data Setelah Augmentasi*

No.	Data	Data <i>Training</i>	Data <i>Validation</i>	Data <i>Testing</i>	Jumlah
1.	<i>Arch</i>	84	12	6	102
2.	<i>Left Loop</i>	84	12	6	102
3.	<i>Right Loop</i>	84	12	6	102
4.	<i>Tentarch</i>	84	12	6	102
5.	<i>Whorl</i>	84	12	6	102
Total Data		420	60	30	510

Berbagai percobaan dilakukan dalam penelitian ini, termasuk *tuning hyperparameter* dengan mencari model yang cocok. *Hyperparameter* dapat dikategorikan kedalam bentuk parameter model (seperti *pooling size*, nilai *hidden layer*) dan training parameter (*learning rate*, *epoch*, dan *batch size*). Tujuannya adalah untuk menemukan model terbaik berdasarkan akurasi validasi yang kemudian akan diimplementasikan ke dalam bentuk web. Adapun *tuning hyperparameter* dengan mencari model terbaik sebagaimana terlihat Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Percobaan *tuning hyperparameter model*

<i>Hyperparameter</i>	<i>Initial Range</i>
<i>Conv2D Layer</i>	32-256, <i>activation</i> ='relu', <i>padding</i> ='valid', <i>input_shape</i> = (128, 128, 1))
<i>Dropout_1 Layer</i>	0.0-0.5
<i>MaxPooling2D Layer</i>	2,2
<i>Dense Layer</i>	128-512
<i>Dropout_2 Layer</i>	0.0-0.5
<i>output Layer</i>	5, <i>activation</i> ='softmax'
<i>Accuracy</i>	94%

Pada Tabel 4.2 percobaan parameter model yang dilakukan menghasilkan model terbaik dengan akurasi 94%. Percobaan ini menghasilkan parameter terbaik dengan nilai 224 *Conv2D layer*, 0.1 *dropout_1 layer*, 0.4 *dropout_2 layer*, dan *learning rate* 0.000055576. pengoptimasian dicapai dengan menggunakan ukuran input gambar 128x128 piksel dengan jenis activation *ReLU* dan *output layer* adalah 5 dengan *activation softmax*. Maka dari itu, input gambar dan output layer dikecualikan dari optimasi ini.

Percobaan selanjutnya melihat parameter training terbaik. Percobaan pertama dilakukan menggunakan ukuran *batch size* 8. Percobaan ini menghasilkan akurasi sebesar 86% pada epoch 9. Kemudian dilakukan uji coba dengan menambahkan *batch size* sebesar 16, memperoleh akurasi sebesar 91% pada *epoch* 24. Percobaan ketiga dengan *batch size* 32, memperoleh akurasi 94% dengan *epoch* 53. Terakhir, *batch size* ditambah menjadi 64, akurasi yang diperoleh sebesar 53% pada *epoch* 36. Adapun hasil percobaan training sebagaimana terlihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Percobaan *Training*

No.	<i>Epoch</i>	<i>Batch Size</i>	Training Akurasi
1	9	8	86%
2	24	16	91%
3	53	32	94%
4	36	64	53%

Percobaan yang dilakukan menghasilkan parameter model terbaik dengan akurasi sebesar 94%. Akurasi tersebut diperoleh dengan *batch size* 32 dan *epoch* 53. Pada batch

size lainnya model tidak digunakan dikarenakan tidak ada perubahan signifikan pada loss model tersebut. Adapun nilai tiap *epoch* dengan *batch* sebagaimana terlihat pada Tabel 4.4.

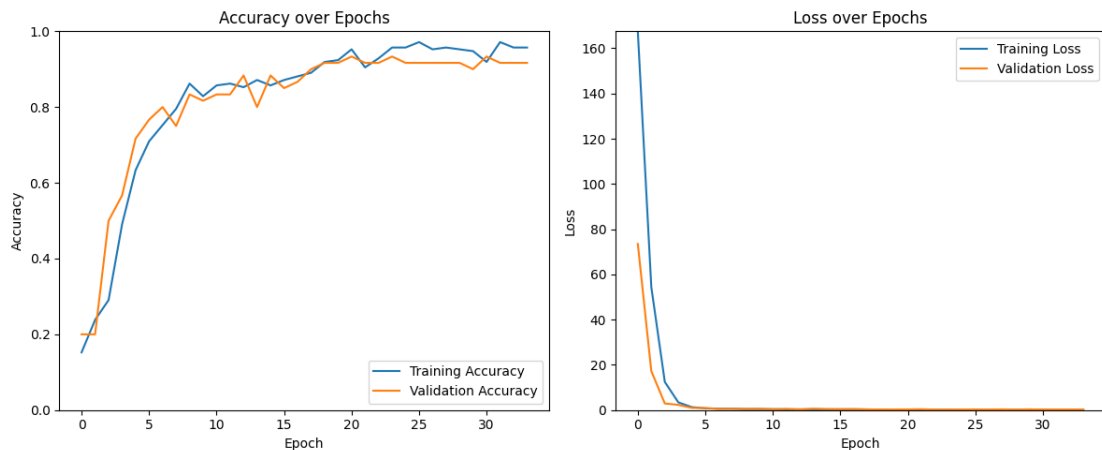
Tabel 4.4 *Epoch*

<i>epoch</i>	<i>accuracy</i>	<i>loss</i>	<i>val_accuracy</i>	<i>val_loss</i>
1	0.1998	205.1786	0.2000	99.5404
2	0.2028	103.5469	0.2000	68.6005
3	0.1809	64.9094	0.4500	19.2059
4	0.2368	33.3214	0.4167	2.6083
5	0.3443	10.0354	0.5000	2.0060
6	0.4003	3.2692	0.6833	1.1356
7	0.5719	1.2623	0.6667	1.0472
8	0.5897	1.1027	0.7167	0.8114
9	0.6956	0.8231	0.7833	0.6748
10	0.7565	0.6805	0.7833	0.6129
11	0.7257	0.7373	0.8000	0.6730
12	0.7512	0.6697	0.8000	0.5167
13	0.8232	0.5625	0.8333	0.5754
14	0.8168	0.5473	0.8167	0.5370
15	0.8223	0.5085	0.8333	0.6264
16	0.7995	0.4953	0.8833	0.4921
17	0.8623	0.3914	0.8000	0.6445
18	0.8411	0.4692	0.8667	0.4644
19	0.8217	0.4066	0.8667	0.5204
20	0.7696	0.5227	0.8833	0.3848
21	0.9200	0.2979	0.8833	0.4461
22	0.8937	0.3400	0.8667	0.4222
23	0.9175	0.2875	0.8833	0.4027
24	0.9051	0.2567	0.8833	0.4810
25	0.8889	0.2843	0.8833	0.4577
26	0.8878	0.3737	0.8667	0.5001
27	0.9026	0.2575	0.8833	0.5044

28	0.8971	0.3013	0.8833	0.4717
29	0.8829	0.2851	0.9000	0.4145
30	0.8967	0.2600	0.9000	0.3811
31	0.9383	0.2290	0.9000	0.4137
32	0.9098	0.2832	0.8833	0.4176
33	0.9367	0.2271	0.9000	0.4137
34	0.9143	0.2038	0.9000	0.3870
35	0.9149	0.2256	0.9000	0.4047
36	0.9409	0.1761	0.9167	0.3847
37	0.9330	0.1928	0.9000	0.3947
38	0.9268	0.2135	0.9000	0.3977
39	0.9162	0.1810	0.9000	0.3777
40	0.9465	0.1799	0.9000	0.3698
41	0.9561	0.1538	0.9000	0.3826
42	0.9406	0.2030	0.9000	0.3487
43	0.9616	0.1715	0.9000	0.3436
44	0.9555	0.1733	0.9167	0.3389
45	0.9688	0.1493	0.9000	0.3754
46	0.9492	0.1637	0.8833	0.4237
47	0.9458	0.1700	0.9167	0.3748
48	0.9383	0.1474	0.9167	0.3343
49	0.9096	0.2327	0.9167	0.3422
50	0.9305	0.1828	0.9167	0.3442
51	0.9789	0.1367	0.9167	0.3508
52	0.9107	0.2078	0.9167	0.3319
53	0.9405	0.1905	0.9167	0.3235
54	0.9543	0.2007	0.9167	0.3262
55	0.9519	0.1716	0.9167	0.3400
56	0.9459	0.1625	0.9167	0.3694
57	0.9569	0.1654	0.9167	0.3712
58	0.9393	0.1824	0.9167	0.3533
59	0.9406	0.1891	0.9167	0.3381

60	0.9498	0.1626	0.9167	0.3362
61	0.9478	0.1647	0.9167	0.3356
62	0.9348	0.1848	0.9167	0.3396
63	0.9257	0.2071	0.9167	0.3480

Hasil pelatihan model pada Tabel 4.4 dapat divisualisasikan dalam bentuk grafik dapat dilihat pada Gambar 4.6.



Gambar 4.6 Grafik Akurasi *Training* dan *Validation*





Proses pelatihan model menggunakan *callback ReduceLROnPlateau*, di mana *callback* ini memantau nilai *val_loss* (*loss* pada data validasi) untuk mengidentifikasi apakah terjadi penurunan performa model. Pada penelitian ini diberikan rentang 3 *epoch* pada nilai *patience*. Jika tidak ada penurunan signifikan maka *learning rate* akan dikurangi hingga mendapatkan nilai yang terbaik.





Penurunan *learning rate* bertujuan untuk mengendalikan kecepatan pembelajaran model. Dengan mengurangi *learning rate*, model dapat lebih teliti dalam mencari nilai yang lebih optimal dan akurat selama pelatihan. Ini dapat membantu mempercepat *konvergensi* model dan meningkatkan performanya.





4.3 Pengujian Sistem




Pengujian sistem dilaksanakan dengan memanfaatkan 30 sampel sidik jari yang berasal dari data *testing*. Sistem akan mengidentifikasi pola sidik jari kedalam 5 klasifikasi. Klasifikasi tersebut diantaranya *arch*, *tentarch*, *left loop*, *right loop*, dan *whorl*. Pengujian sistem yang telah dilakukan dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Hasil Pengujian Analisis Pola Sidik Jari

No.	Citra	Manual	Sistem	Status
1		<i>whorl</i>	<i>whorl</i>	benar
2		<i>arch</i>	<i>arch</i>	benar
3		<i>left loop</i>	<i>arch</i>	salah
4		<i>right loop</i>	<i>right loop</i>	benar

5		<i>whorl</i>	<i>whorl</i>	benar
6		<i>left loop</i>	<i>left loop</i>	benar
7		<i>whorl</i>	<i>whorl</i>	benar
8		<i>tentarch</i>	<i>tentarch</i>	benar

9		<i>left loop</i>	<i>left loop</i>	benar
10		<i>left loop</i>	<i>left loop</i>	benar
11		<i>tentarch</i>	<i>tentarch</i>	benar
12		<i>tentarch</i>	<i>tentarch</i>	benar

13		<i>tentarch</i>	<i>tentarch</i>	benar
14		<i>arch</i>	<i>tentarch</i>	salah
15		<i>tentarch</i>	<i>tentarch</i>	benar

Tabel di atas menunjukkan hasil dari 15 pengujian aplikasi. Dari 15 data terdapat 13 data dianalisis dengan benar sedangkan 2 data lainnya salah. Pengujian lengkapnya dapat dilihat di lampiran penelitian. Dari pengujian dengan 30 data, 26 data diklasifikasikan dengan benar dan 4 data lainnya salah. *Confusion matrix* dari penelitian ini disajikan pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 *Confusion Matrix Testing Data*

		Prediksi				
Aktual		<i>Arch</i>	<i>Left loop</i>	<i>Right loop</i>	<i>Tentarch</i>	<i>Whorl</i>
	<i>Arch</i>	5	0	0	1	0
	<i>Left loop</i>	2	4	0	0	0
	<i>Right loop</i>	0	0	6	0	0
	<i>Tentarch</i>	0	0	0	6	0
	<i>Whorl</i>	0	0	1	0	5

Pada Tabel 4.6 terdapat 4 citra sidik jari mengalami kesalahan prediksi. Nilai *true positive* (TP), *false positive* (FP), *false negative* (FN), dan *true negative* (TN) tabel diatas ditunjukkan pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Nilai TP, FP, FN, dan TN

	TP	FP	FN	TN
<i>Arch</i>	5	2	1	22
<i>Left loop</i>	4	0	2	24
<i>Right loop</i>	6	1	0	23
<i>Tentarch</i>	6	1	0	23
<i>Whorl</i>	5	0	1	24
Total	26	4	4	116

Pada Tabel 4.7 proses *testing* data yang telah dilakukan, terdapat 26 data bernilai *true positif*, 4 data bernilai *false positif*, 4 data bernilai *false negative*, dan 116 data bernilai *true negative*. Nilai-nilai ini akan digunakan untuk menghitung *precision*, *recall*, dan *F1-score* pada setiap tingkatan klasifikasi.

a. *Precision*

Rumus untuk menghitung *precision* dapat ditemukan pada persamaan 2.2.

$$\text{Precision pola arch} = \frac{5}{5+2} \times 100\% = 71\%$$

$$\text{Precision pola left loop} = \frac{4}{4+0} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Precision pola right loop} = \frac{6}{6+1} \times 100\% = 86\%$$

$$\text{Precision pola tentarch} = \frac{6}{6+1} \times 100\% = 86\%$$

$$\text{Precision pola whorl} = \frac{5}{5+0} \times 100\% = 100\%$$

b. *Recall*

Rumus menghitung nilai *recall* terdapat pada persamaan 2.3.

$$\text{Recall pola sidik jari arch} = \frac{5}{5+1} \times 100\% = 83\%$$

$$\text{Recall pola sidik jari left loop} = \frac{4}{4+2} \times 100\% = 67\%$$

$$\text{Recall pola sidik jari right loop} = \frac{6}{6+0} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Recall pola sidik jari tentarch} = \frac{6}{6+0} \times 100\% = 100\%$$

$$\text{Recall pola sidik jari whorl} = \frac{5}{5+1} \times 100\% = 83\%$$

c. *F-1 score*

Rumus untuk menghitung *F-1 score* dapat ditemukan pada persamaan 2.4.

$$\text{F-1 score pola sidik jari arch} = 2 \times \frac{0.71 \times 0.83}{0.71 + 0.83} \times 100\% = 71\%$$

$$\text{F-1 score pola sidik jari left loop} = 2 \times \frac{1.00 \times 0.67}{1.00 + 0.67} \times 100\% = 80\%$$

$$\text{F-1 score pola sidik jari right loop} = 2 \times \frac{0.86 \times 1.00}{0.86 + 1.00} \times 100\% = 92\%$$

$$\text{F-1 score pola sidik jari tentarch} = 2 \times \frac{0.86 \times 1.00}{0.86 + 1.00} \times 100\% = 92\%$$

$$\text{F-1 score pola sidik jari whorl} = 2 \times \frac{1.00 \times 0.83}{1.00 + 0.83} \times 100\% = 91\%$$

Berdasarkan perhitungan diatas, dapat disajikan kedalam bentuk tabel sebagai berikut:

Tabel 4.8 Nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>
<i>Arch</i>	71%	83%	71%
<i>Left loop</i>	100%	67%	80%
<i>Right loop</i>	86%	100%	92%
<i>Tentarch</i>	86%	100%	92%
<i>Whorl</i>	100%	83%	91%

Berdasarkan hasil pengujian, dari total 30 data, sebanyak 26 data berhasil diklasifikasikan dengan benar. Berdasarkan hasil klasifikasi ini, nilai akurasi dapat ditentukan dengan menggunakan persamaan 2.1.




$$\text{Accuracy} = \frac{26 + 116}{26 + 4 + 4 + 116} \times 100\% = 94\%$$





Perhitungan akurasi diatas menghasilkan akurasi 94% dengan penerapan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Kesalahan dalam pengklasifikasian gambar terjadi akibat variasi tekstur sidik jari yang ditangkap oleh kamera. Tekstur sidik jari

dapat dipengaruhi dengan halus dan kasarnya tekstur sidik jari. Selain itu, gambar harus memiliki intensitas cahaya ketika mengambil citra gambar sidik jari.





Para peneliti melakukan pengujian model menggunakan data uji yang buram serta data uji dengan variasi intensitas cahaya. Pada penelitian ini, model akan di uji dengan 30 data. Beberapa contoh hasil pengujian pada kondisi gambar yang buram terdapat pada Tabel 4.9, dengan intensitas cahaya terang terdapat pada Tabel 4.10, serta citra gelap dapat dilihat pada Tabel 4.11 berikut.




Tabel 4.9 Hasil Pengujian Analisis Pola Sidik Jari Dengan Citra Buram

No.	Citra	Manual	Sistem	Status
1		<i>whorl</i>	<i>right loop</i>	salah
2		<i>arch</i>	<i>right loop</i>	salah
3		<i>left loop</i>	<i>left loop</i>	benar


4		<i>right loop</i>	<i>right loop</i>	benar
5		<i>whorl</i>	<i>right loop</i>	salah
6		<i>left loop</i>	<i>left loop</i>	benar
7		<i>whorl</i>	<i>tentarch</i>	salah





Tabel 4.10 Hasil Pengujian Analisis Pola Sidik Jari Dengan Citra Terang



No.	Citra	Manual	Sistem	Status
1		<i>whorl</i>	<i>tentarch</i>	salah
2		<i>arch</i>	<i>tentarch</i>	salah
3		<i>left loop</i>	<i>arch</i>	salah
4		<i>right loop</i>	<i>tentarch</i>	salah

5		<i>whorl</i>	<i>tentarch</i>	salah
6		<i>left loop</i>	<i>tentarch</i>	salah
7		<i>whorl</i>	<i>tentarch</i>	salah

Tabel 4.11 Hasil Pengujian Analisis Pola Sidik Jari Dengan Citra Gelap

No.	Citra	Manual	Sistem	Status
1		<i>whorl</i>	<i>right loop</i>	salah

2		<i>arch</i>	<i>right loop</i>	salah
3		<i>left loop</i>	<i>right loop</i>	salah
4		<i>right loop</i>	<i>right loop</i>	benar
5		<i>whorl</i>	<i>right loop</i>	salah

6		<i>left loop</i>	<i>tentarch</i>	salah
7		<i>whorl</i>	<i>tentarch</i>	salah

Hasil pengujian tersebut merupakan beberapa hasil yang dipaparkan dalam bentuk tabel. Untuk keseluruhan hasil pengujian didapatkan sebagai berikut:

1. Pengujian Analisis Pola Sidik Jari Dengan Citra Buram

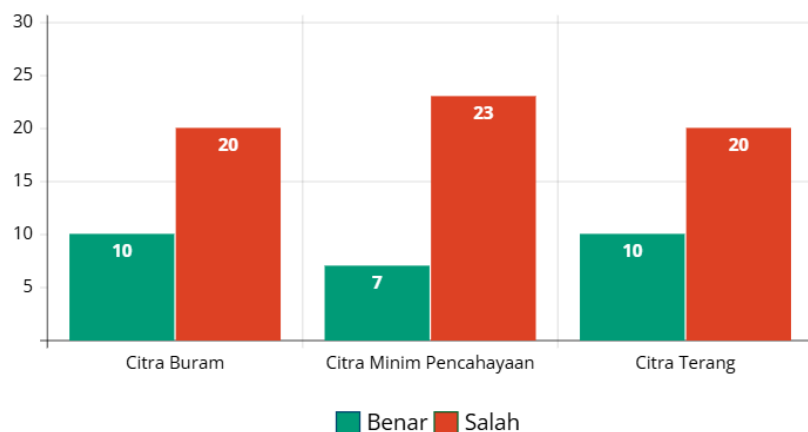
Pengujian dilakukan dengan 30 citra data sidik jari. Dari pengujian tersebut, 10 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar dan 20 data salah. Hal ini dapat disimpulkan, efek blur dapat mempengaruhi analisis citra sidik jari.

2. Pengujian Analisis Pola Sidik Jari Dengan Citra Terang

Berdasarkan pengujian yang dilakukan dengan 30 citra data sidik jari, menghasilkan 10 data sidik jari benar dan 20 data salah dalam menganalisis pola sidik jari. Hal ini dapat diartikan dengan efek pencahayaan yang terlalu terang dapat mempengaruhi analisis citra sidik jari.

3. Pengujian Analisis Pola Sidik Jari Dengan Citra Gelap

Pengujian terakhir dengan menggunakan citra gelap. Data yang digunakan sebanyak 30 citra sidik jari. Hasil pengujian menunjukkan bahwa 7 gambar sidik jari berhasil diklasifikasikan dengan tepat, sementara 23 gambar lainnya tidak terklasifikasi dengan benar. Dari pengujian ini, dapat ditarik Kesimpulan bahwa kondisi Cahaya yang minim dapat mempengaruhi model dalam menganalisis pola sidik jari.



Gambar 4.7 Grafik Pengujian Citra Buram, Minim Pencahayaan, dan Terang

4.4 Konsultasi Pakar

Aplikasi penentuan karakter anak melalui sidik jari sudah didiskusikan dengan ahli oleh Dr. Dewi Astuti Hasibuan, seorang dokter forensik. Berdasarkan hasil diskusi penulis dengan ahli psikolog menilai sistem dapat membantu mengenali karakter anak dengan faktor internal melalui indikator sidik jari. Namun, pemeriksaan lanjutan tetap perlu dilakukan untuk memastikan karakter anak dengan berbagai faktor.

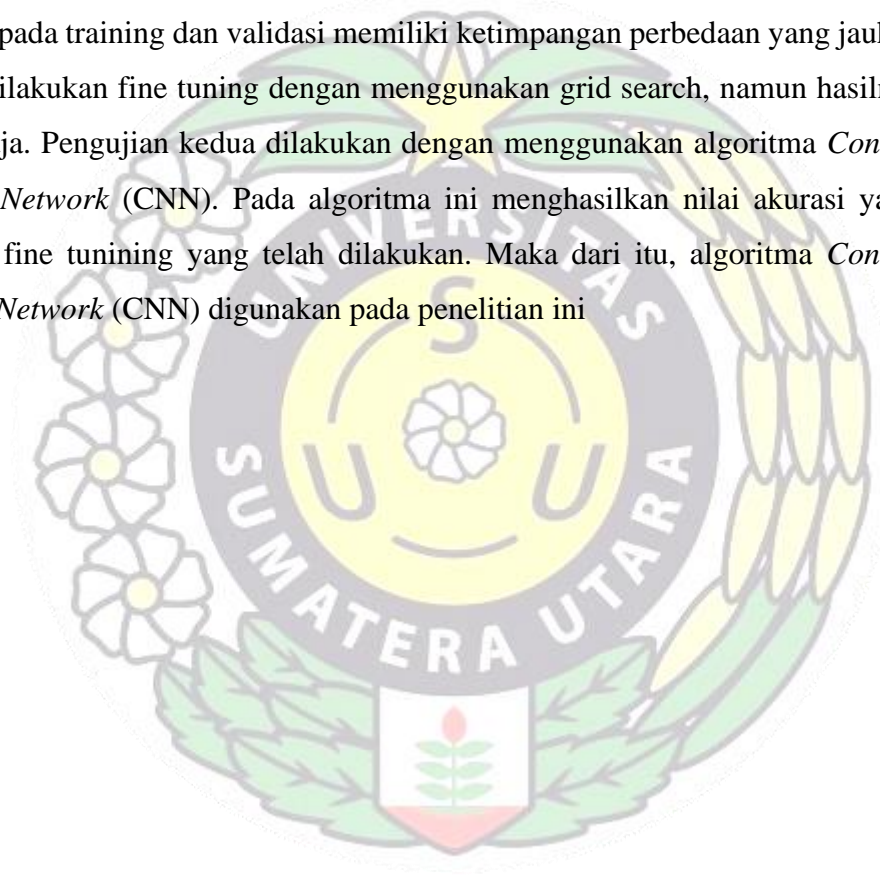
4.5 Diskusi

Aplikasi penentuan karakter anak telah dilakukan pengujian sistem dengan menggunakan data anak sekolah dasar. Dilakukan beberapa pengujian sistem dengan menggunakan sidik jari. Selain itu, dilakukan pendekatan kepada orang tua anak terhadap hasil yang diberikan. Banyak dari mereka sepakat dengan hasil tersebut dikarenakan sesuai dengan karakter yang dimilikinya. Hal ini dapat dilihat dari passion, karakter, hingga karir yang digeluti oleh mereka. Sementara itu, beberapa lainnya tidak setuju dengan hasil tersebut dikarenakan pengaruh lingkungan yang telah mempengaruhi perkembangan karakter mereka.

Hal ini sesuai dengan hasil diskusi yang telah dilakukan oleh ahli psikolog, beliau mengatakan bahwa karakter seseorang sangat berpengaruh dengan lingkungannya. Maka dari itu, penentuan karakter seseorang perlu dianalisis dengan memberikan beberapa pertanyaan atau wawancara kepada orang tersebut. Lingkungan sosial memegang peranan penting dalam pembentukan karakter seseorang, baik lingkungan keluarga, sekolah, teman sebaya, dan sosial masyarakat. Seluruh aspek tersebut merupakan satu kesatuan yang tidak dapat dipisahkan untuk menciptakan

perkembangan karakter dan potensi yang baik pada orang tersebut (Zahroh dan Na'imah, 2020)

Penentuan algoritma sangat penting dalam penelitian ini. Penulis melakukan beberapa riset terhadap kelayakan algoritma yang digunakan. Riset ini dilakukan dengan menguji 2 algoritma yang berbeda, diantaranya *Random Forest* dan *Convolutional Neural Network* (CNN). *Random Forest* menghasilkan hasil yang tidak optimal, dimana model yang dihasilkan menghasilkan *overfitting*. Adapun beberapa kemungkinan yang menyebabkan hal ini terjadi dikarenakan pola yang dikenali memiliki kesamaan, dimana pola *arch* dan *tentarch* yang hampir mirip. Disisi lain, nilai akurasi pada training dan validasi memiliki ketimpangan perbedaan yang jauh. Padahal sudah dilakukan fine tuning dengan menggunakan grid search, namun hasilnya masih sama saja. Pengujian kedua dilakukan dengan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Pada algoritma ini menghasilkan nilai akurasi yang bagus dengan fine tuning yang telah dilakukan. Maka dari itu, algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) digunakan pada penelitian ini



BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian sistem identifikasi karakter anak menggunakan sidik jari dengan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) ditarik kesimpulan:

1. Pengklasifikasian pola sidik jari dengan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) menghasilkan tingkat akurasi 94%.
2. Parameter yang berbeda dapat mempengaruhi performa klasifikasi sistem dan meningkatkan akurasi model
3. Model paling optimal yang digunakan dalam aplikasi berdasarkan fine tuning yang telah dilakukan dengan 53 epochs, dan batch size 32 menghasilkan akurasi 94%
4. Kesalahan analisis pola sidik jari disebabkan karena citra yang tidak terlihat jelas. Bisa disebabkan dengan minimnya pencahayaan, ketajaman citra, dan keburaman citra.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian sistem identifikasi karakter anak menggunakan sidik jari dengan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) memiliki beberapa saran untuk penelitian selanjutnya agar sistem dapat bekerja secara maksimal, antara lain:





1. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat mengembangkan sistem secara real-time dalam menganalisis citra sidik jari
2. Penelitian berikutnya diharapkan dapat menambahkan variasi pola sidik jari lainnya untuk menentukan karakter anak
3. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat menggunakan algoritma lain untuk membandingkan akurasi yang diperoleh dari penelitian ini





DAFTAR PUSTAKA





- Andryana, S., Gunaryati, A., & Putra, B. S. (2021). Aplikasi Mobile Your Job MBTI (Myers-Briggs Indicator) Menggunakan Algoritma Fisher-Yates Shuffle. In JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA (Vol. 5, Issue 3, p. 971). STMIK Budi Darma. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i3.3095>
- Arianda, J., Dirgantoro, B., & Setianingsih, C. (2019). Detection of Children with Personality Through Fingerprint Random Forest And Maximum Entropy Method. In 2019 International Conference on Advanced Mechatronics, Intelligent Manufacture and Industrial Automation (ICAMIMIA). 2019 International Conference on Advanced Mechatronics, Intelligent Manufacture and Industrial Automation (ICAMIMIA). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icamimia47173.2019.9223383>
- Azmi, K., Defit, S., & Sumijan, S. (2023). Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat. In JURNAL UNITEK (Vol. 16, Issue 1, pp. 28–40). Jurnal UNITEK, Sekolah Tinggi Teknologi Dumai. <https://doi.org/10.52072/unitek.v16i1.504>
- Bui, V., & Chang, L. (2016). Deep Learning Architectures for Hard Character Classification.
- Eka Putra, Wayan Suartika. "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101." Jurnal Teknik ITS, vol. 5, no. 1, 2016.
- Hakim, L. (2020). Penentuan Tes Kepribadian Calon Mahasiswa Berdasarkan Sidik Jari Menggunakan Minutie dan Support Vector Machine. In Journal of Applied Informatics and Computing (Vol. 4, Issue 1, pp. 28–32). Politeknik Negeri Batam. <https://doi.org/10.30871/jaic.v4i1.1883>
- Haniffah, Z., Dirgantoro, B., & Setianingsih, C. (2019). Detection of Children's Personality with Fingerprint Using K-Nearest Neighbor (Knn) and Decision Tree Methods. In 2019 International Conference on Advanced Mechatronics, Intelligent Manufacture and Industrial Automation (ICAMIMIA). 2019 International Conference on Advanced Mechatronics, Intelligent Manufacture and Industrial Automation (ICAMIMIA). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icamimia47173.2019.9223387>
- Harahap, F. A. A., Nafisa, A. N., Purba, E. N. D. B., & Putri, N. A. (2023). Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Arsitektur Model MobileNetV2 dalam Klasifikasi Penyakit Tumor Otak Glioma, Pituitary dan Meningioma. Jurnal Teknologi Informasi, Komputer, dan Aplikasinya (JTika), 5(1), 53-61.
- Hasanah, U., & Fajri, N. (2022). Konsep pendidikan karakter anak usia dini. EDUKIDS: Jurnal Inovasi Pendidikan Anak Usia Dini, 2(2), 116-126.
- Hasibuan, D. A. (2021). Penentuan Karakter Pada Anak Sekolah Dasar Madrasah Ibtidaiyah Al Jamiyatul Washliyah Tahun 2021 Berdasarkan Sidik Jari Jempol Tangan Kanan. Universitas Sumatera Utara, Medan, Indonesia
- Imanda, F., Setianingsih, C., & Paryasto, M. W. (2022). Child Personality Detection by Fingerprint Using Support Vector Machine Method. In 2022 6th International Conference on Informatics and Computational Sciences (ICICoS). 2022 6th





- International Conference on Informatics and Computational Sciences (ICICoS). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icicos56336.2022.9930575>
- Miranda, N. D., Novamizanti, L., & Rizal, S. (2020). CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK PADA KLASIFIKASI SIDIK JARI MENGGUNAKAN RESNET-50. In Jurnal Teknik Informatika (Jutif) (Vol. 1, Issue 2, pp. 61–68). Infinite Corporation. <https://doi.org/10.20884/1.jutif.2020.1.2.18>
- Nazhifah, F. S., Safuan, S., & Alhabshy, M. A. (2022). Analisa Kepribadian Dengan Penerapan Sistem Aplikasi Analisa Sidik Jari (Studi Kasus Pada PT Unique Analisa Sidik Jari). In Syntax Literate ; Jurnal Ilmiah Indonesia (Vol. 7, Issue 2, p. 663). CV. Syntax Corporation Indonesia. <https://doi.org/10.36418/syntax-literate.v7i2.6312>
- Petrus, A., Djamil, A. R., Rahmatsyah., Tarigan A. (2021). Penentuan Karakter Mahasiswa Program Pendidikan Profesi Dokter Periode Oktober 2021 Berdasarkan Pola Sidik Jari. Universitas Sumatera Utara, Medan, Indonesia
- Puspita, R., & Widodo, A. (2021). Perbandingan Metode KNN, Decision Tree, dan Naïve Bayes Terhadap Analisis Sentimen Pengguna Layanan BPJS. In Jurnal Informatika Universitas Pamulang (Vol. 5, Issue 4, p. 646). Universitas Pamulang. <https://doi.org/10.32493/informatika.v5i4.7622>
- Sukariawan, I. M. A. (2019). ANALISIS DESKRIPTIF HUBUNGAN SIDIK JARI DENGAN TES POTENSI AKADEMIK (TPA) DARI KELAS X SMAN 3 DENPASAR. In Jurnal Pendidikan Kimia Indonesia (Vol. 3, Issue 2, p. 52). Universitas Pendidikan Ganesha. <https://doi.org/10.23887/jpk.v3i2.17308>
- Tilasefana, R. A., & Putra, R. E. (2023). Penerapan Metode Deep Learning Menggunakan Algoritma CNN Dengan Arsitektur VGG NET Untuk Pengenalan Cuaca. Journal of Informatics and Computer Science (JINACS), 5(01), 48-57.
- Venurkar, S., Srivastava, T., Shukla, S., Acharya, S., Saha, S., & Deshpande, V. (2022). Decoding Human Personality Through Dermatoglyphics. In Cureus. Cureus, Inc. <https://doi.org/10.7759/cureus.30445>
- Yahya, K. K., Tan, F. Y., Johari, J., & Fawehinmi, O. (2019). Career Adaptability Among Undergraduate Students: Do Self-Esteem and Proactive Personalities Play a Role? In Proceedings of the Second International Conference on the Future of ASEAN (ICoFA) 2017 - Volume 1 (pp. 61–72). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-10-8730-1_7
- Zahroh, S., & Na'imah, N. (2020). Peran Lingkungan Sosial terhadap Pembentukan Karakter Anak Usia Dini di Jogja Green School. In Jurnal PG-PAUD Trunojoyo : Jurnal Pendidikan dan Pembelajaran Anak Usia Dini (Vol. 7, Issue 1, pp. 1–9). University of Trunojoyo Madura. <https://doi.org/10.21107/pgpauddtrunojoyo.v7i1.6293>





LAMPIRAN





No.	Citra	Manual	Sistem	Status
1		<i>whorl</i>	<i>whorl</i>	benar
2		<i>arch</i>	<i>arch</i>	benar
3		<i>left loop</i>	<i>arch</i>	salah
4		<i>right loop</i>	<i>right loop</i>	benar





5		<i>whorl</i>	<i>whorl</i>	benar
6		<i>left loop</i>	<i>left loop</i>	benar
7		<i>whorl</i>	<i>whorl</i>	benar
8		<i>tentarch</i>	<i>tentarch</i>	benar



9		<i>left loop</i>	<i>left loop</i>	benar
10		<i>left loop</i>	<i>left loop</i>	benar
11		<i>tentarch</i>	<i>tentarch</i>	benar
12		<i>tentarch</i>	<i>tentarch</i>	benar

13		<i>tentarch</i>	<i>tentarch</i>	benar
14		<i>arch</i>	<i>tentarch</i>	salah
15		<i>tentarch</i>	<i>tentarch</i>	benar
16		whorl	whorl	benar

17		arch	arch	benar
18		tentarch	tentarch	benar
19		right loop	right loop	benar
20		left loop	left loop	benar

21		whorl	right loop	salah
22		arch	arch	benar
23		arch	arch	benar
24		right loop	right loop	benar

25		arch	arch	benar
26		whorl	whorl	benar
27		left loop	arch	salah
28		tentarch	tentarch	benar

29		right loop	right loop	benar
30		right loop	right loop	benar