

**PENERAPAN METODE TRANSFER LEARNING DENGAN
ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK
PADA PENGENALAN POLA TULISAN
AKSARA MANDAILING**

SKRIPSI

**OLEH:
NURAFNI POHAN
198160083**



**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MEDAN AREA
2024**

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

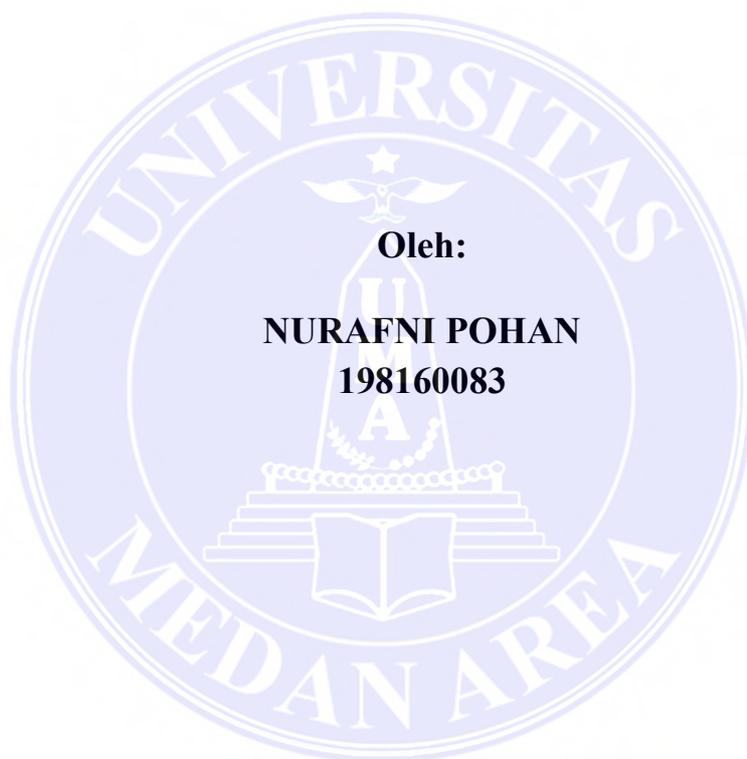
Document Accepted 27/12/24

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

**PENERAPAN METODE TRANSFER LEARNING DENGAN
ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK
PADA PENGENALAN POLA TULISAN
AKSARA MANDAILING**

SKRIPSI

*Diajukan Untuk Memenuhi Sebagian Persyaratan Dalam Memperoleh
Gelara Sarjana Universitas Medan Area*



Oleh:

NURAFNI POHAN

198160083

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MEDAN AREA
2024**

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

HALAMAN PENGESAHAN SKRIPSI

Judul : Penerapan Metode Transfer Learning Dengan Algoritma Convolutional Neural Network Pada Pengenalan Pola Tulisan Aksara Mandailing
Nama Mahasiswa : Nurafni Pohan
Nim : 198160083
Bagian : Teknik Informatika

Disetujui Oleh
Komisi Pembimbing

Pembimbing

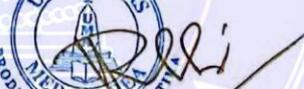

Dr. Ir. Rahmad Syah., M.Kom., IPM., Asean Eng., APEC Eng

Diketahui Oleh :

Dekan Fakultas Teknik

Ketua Prodi Teknik Informatika


Dr. H. S. Saputra, S.T., M.T
NIDN : 0109038902


Rizki Muliono, S.Kom, M.Kom
NIDN : 0109038902

Tanggal Lulus : 13 Juni 2024

HALAMAN PERNYATAAN

Saya menyatakan bahwa skripsi yang saya susun, sebagai syarat memperoleh gelar sarjana merupakan hasil karya tulis saya sendiri. Adapun bagian-bagian tertentu dalam penulisan skripsi ini yang saya kutip dari hasil karya orang lain telah dituliskan sumbernya secara jelas sesuai dengan norma, kaidah, dan etika penulisan ilmiah.

Saya bersedia menerima sanksi pencabutan gelar akademik yang saya peroleh dan sanksisanksi lainnya dengan peraturan yang berlaku, apabila di kemudian hari ditemukan adanya plagiat dalam skripsi ini.

Medan, 13 Juni 2024



METERAI
TEMPEL
39AMX043704545
Nurafni Pohan
198160083

**HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
TUGAS AKHIR/SKRIPSI/TESIS UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademik Universitas Medan Area, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Nurafni Pohan
NPM : 198160083
Program Studi : Teknik Informatika
Fakultas : Teknik
Jenis karya : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Medan Area **Hak Bebas Royalti Noneksklusif (Non-exclusive Royalty-Free Right)** atas karya ilmiah saya yang berjudul:

Penerapan Metode *Transfer Learning* Dengan Algoritma *Convolutional Neural Network* Pada Pengenalan Pola Aksara Mandailing

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Medan Area berhak menyimpan, mengalih media/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (database), merawat, dan mempublikasikan tugas akhir/skripsi/tesis saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Medan, 13 Juni 2024
Yang menyatakan



(Nurafni Pohan)

v

ABSTRAK

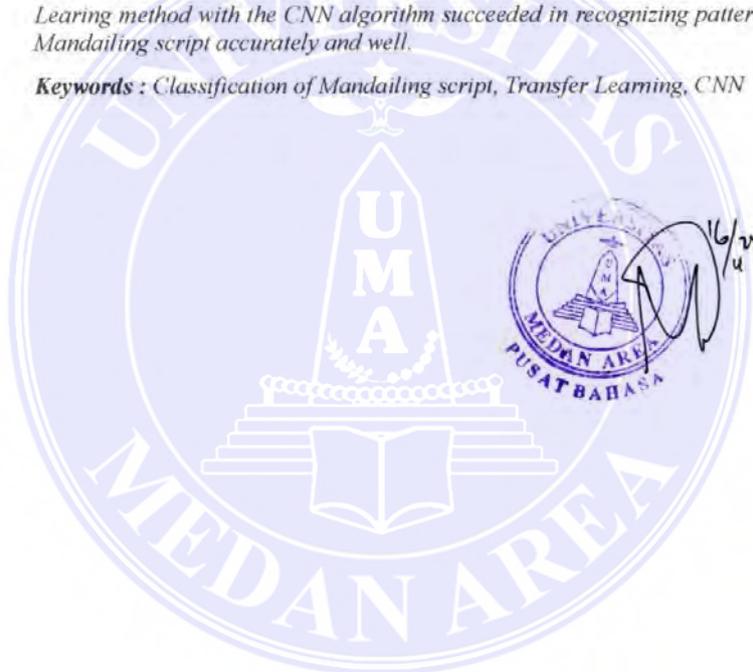
Pada pengenalan pola tulisan aksara Mandailing menjadi tantangan tersendiri karena variasi kompleks dari bentuk huruf dan gaya tulisan yang berbeda dan unik pada penulisan sehingga, peneliti menerapkan Transfer Learning dengan Algoritma CNN dalam mengklasifikasi aksara mandailing secara cepat dan akurat. Metode Transfer Learning dengan algoritma CNN dan model VGG16 mencapai tingkat akurasi sebesar 100%, menunjukkan keberhasilan dalam mengklasifikasi pola aksara mandailing. Dataset yang diperoleh dibagi menjadi data training dan testing 80:20%. Evaluasi model yang digunakan pada penelitian ini menggunakan Confusion Matrix menunjukkan bahwa model mampu mengenali setiap kelas dengan sempurna pada aksara mandailing, dan memiliki kemampuan yang sangat baik. Dengan nilai akurasi 100%, presisi 100%, recal 100% dan F1-score 100%. Penelitian menyimpulkan bahwa metode Tranfer Learning dengan Algoritma CNN berhasil melakukan pengenalan pola pada aksara Mandailing dengan akurat dan baik.

Kata kunci : Klasifikasi aksara mandailing, Transfer Learning, CNN

ABSTRACT

Recognizing the writing patterns of the Mandailing script is a challenge in itself because of the complex variations of letter shapes and different and unique writing styles, so the researchers applied Transfer Learning with the CNN algorithm to classify the Mandailing script quickly and accurately. The Transfer Learning method with the CNN algorithm and VGG16 model achieved an accuracy level of 100%, showing success in classifying Mandailing script patterns. The dataset obtained was divided into training and testing data 80:20%. Evaluation of the model used in this research using the Confusion Matrix showed that the model was able to recognize each class perfectly in the Mandailing script, and has very good capabilities. With a value of 100% accuracy, 100% precision, 100% recall and 100% F1-score. The research concluded that the Transfer Learning method with the CNN algorithm succeeded in recognizing patterns in the Mandailing script accurately and well.

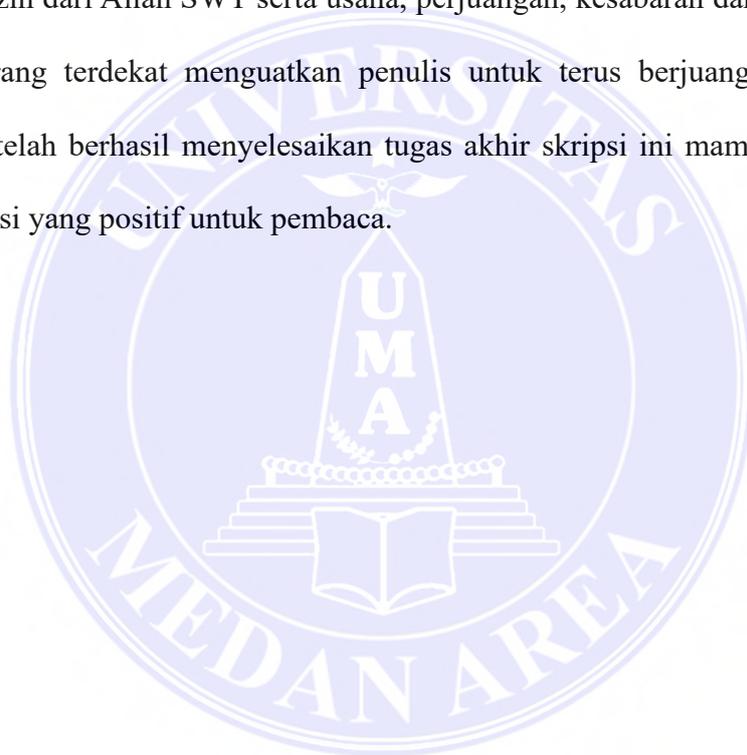
Keywords : Classification of Mandailing script, Transfer Learning, CNN



RIWAYAT HIDUP

Penulis dilahirkan di Desa Padang Laut pada tanggal 13 Mei 2001, anak dari Bapak Alm. Purba Tua Pohan dan Ibu Nurfatimah Munthe. Penulis merupakan anak ke enam dari enam bersaudara. Pada Tahun 2019 Penulis lulus dari SMA Negeri 1 Bilah Barat dan pada tahun 2019 terdaftar sebagai mahasiswa Fakultas Teknik Universitas Medan Area.

Berkat Izin dari Allah SWT serta usaha, perjuangan, kesabaran dan dukungan dari orang-orang terdekat menguatkan penulis untuk terus berjuang dan berusaha, penulis telah berhasil menyelesaikan tugas akhir skripsi ini mampu memberikan kontribusi yang positif untuk pembaca.



KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah Swt, berkat limpahan rahmat dan karunia yang telah diberikan sehingga penulis berhasil menyelesaikan skripsi ini dengan judul “Penerapan Metode *Transfer Learning* Dengan Algoritma *Convolutional Neural Network* Pada Pengenalan Pola Aksara Mandailing)”

Skripsi ini merupakan salah satu syarat untuk menyelesaikan pendidikan untuk mencapai gelar sarjana di Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Medan Area. Pada kesempatan ini peneliti mengucapkan terimakasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Dadan Ramdan, M.Eng, M.Sc. selaku Rektor Universitas Medan Area.
2. Bapak Dr.Eng Supriatno S.T, M.T sebagai Dekan Fakultas Teknik Universitas Medan Area.
3. Bapak Rizki Muliono, S.Kom., M.Kom selaku Kepala Program Studi Teknik Informatika Universitas Medan Area.
4. Bapak Dr. Ir. Rahmad Syah., M.Kom., IPM., Asean Eng., APEC Eng selaku Dosen pembimbing yang telah membantu penulis dari segi materi dan dukungan sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
5. Kepada Alm Ayahanda Purba, cinta pertama penulis beliau adalah sosok yang kuat dan bijaksana selama hidupmu telah memberikan yang terbaik dan mengusahakan apapun yang terbaik pada penulis. Peluk hangat beliau dikala masa kecil penulis dalam menenangkan dikala hisak tangis. Terimakasih

untuk cinta dan kasih sayangmu yang akan selalu senantiasa hidup dalam hati penulis.

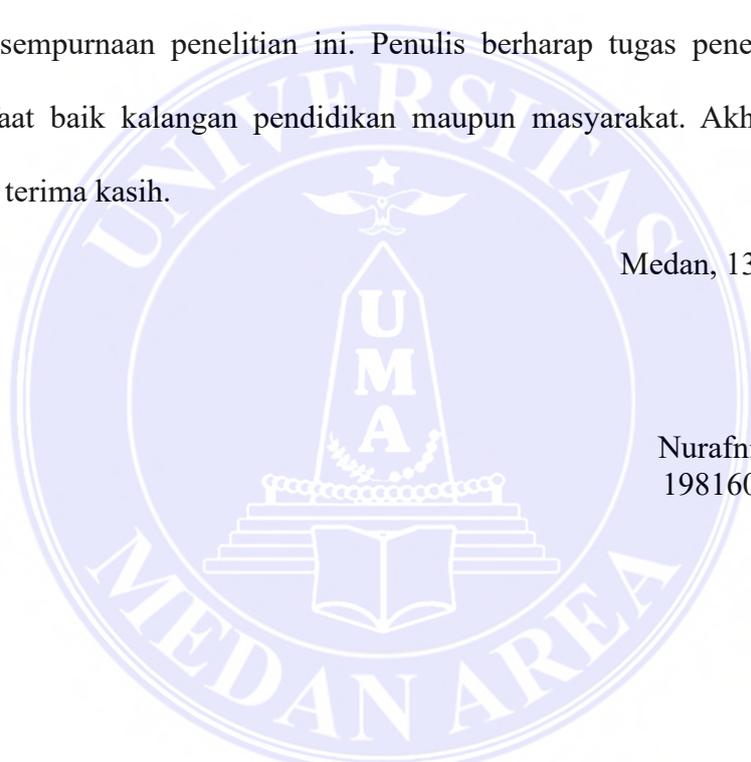
6. Teruntuk Ibunda Fatimah, terimakasih sudah melahirkan, merawat, mendidik dan mengasahi sepenuh hati. Beliau yang selalu memasak makanan kesukaan penulis, mengusahkan apa yang diperlukan oleh penulis hingga sampai saat ini. Terimakasih selalu sehat dan berkah umur serta tetap kebersamai dalam langkah penulis hingga hari ini. Terimakasih selalu senantiasa mendoakan penulis sampai lupa mendoakan pada dirinya sendiri. Terimakasih memberikan semangat dan support moral maupun moril yang tiada lelah tanpa henti. Penulis sangat mencintai beliau lebih dari apapun. Semoga Allah SWT menjaga dan melindungi ibu dalam kebaikan aamiin ya rabbal alamin.
7. Kepada Keluarga besar penulis, Fitriana Pohan S.Pd, Hendri Hasibuan, Aidil Syahputra Pohan, Samotri Naibaho S.Pd, Hamtinah Pohan S.Pdi, Budi Ritonga S.Pd, Arman Pohan S.Pd, Lya Maimunah Munthe, Hasan Siddik Pohan, Intan Nurjannah Situmorang S.Pd. Terimakasih telah senantiasa mendengarkan keluh kesah penulis dalam mengerjakan skripsi ini tanpa bosan, mendoakan serta memberikan dukungan dan senantiasa percaya bahwa penulis bisa menyelesaikan skripsi ini dengan baik.
8. Seluruh Dosen dan Staf Program Studi Teknik Informatika Universitas Medan Area.
9. Kepada sahabat penulis, Sepna Ritonga, Mira Firanti, Bella Safitri, terimakasih senantiasa menemani penulis pada proses penulisan skripsi ini. Terimakasih senantiasa memberikan dukungan dan doa sehingga penulis mampu menyelesaikan skripsi ini dengan baik.

10. Seluruh teman-teman yang sudah memberikan dukungannya selama penulisan proposal skripsi ini, khususnya teman-teman Teknik Informatika angkatan 2019.
11. Seluruh pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang membantu dalam penyelesaian skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa penelitian ini masih memiliki kekurangan, oleh karena itu kritik dan saran yang bersifat membangun sangat penulis harapkan demi kesempurnaan penelitian ini. Penulis berharap tugas penelitian ini dapat bermanfaat baik kalangan pendidikan maupun masyarakat. Akhir kata penulis ucapkan terima kasih.

Medan, 13 Juni 2024

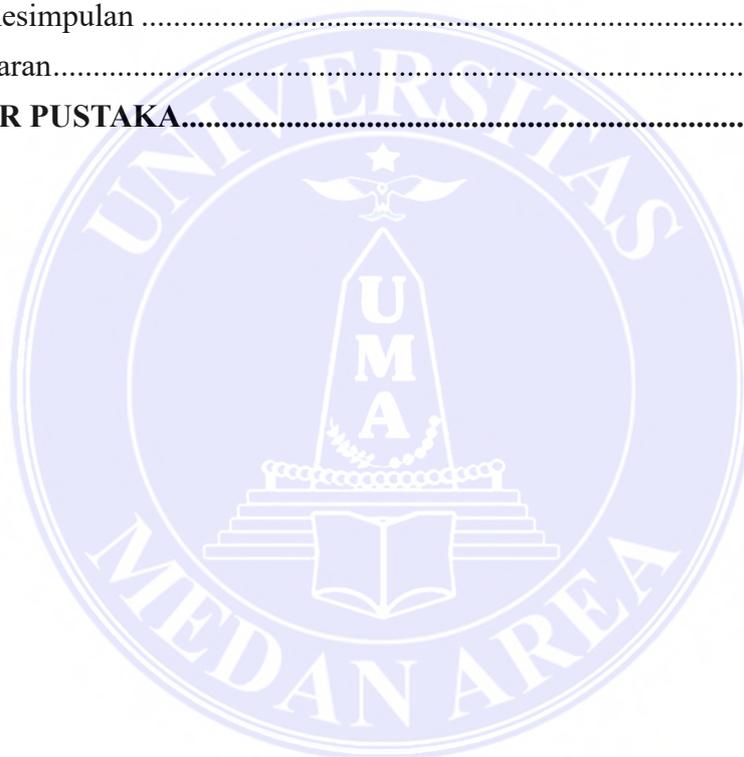
Nurafni Pohan
198160083



DAFTAR ISI

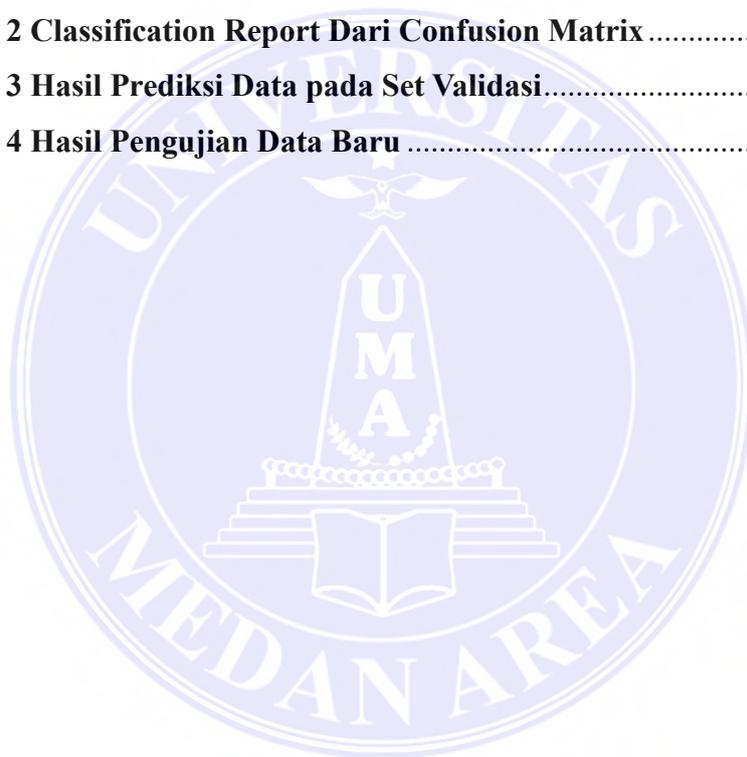
HALAMAN PENGESAHAN SKRIPSI	Error! Bookmark not defined.
HALAMAN PERNYATAAN	Error! Bookmark not defined.
HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI	Error! Bookmark not defined.
ABSTRAK	vi
ABSTRACT	vii
RIWAYAT HIDUP	viii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xii
DAFTAR TABEL	xiv
DAFTAR GAMBAR	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	4
1.3. Tujuan Penelitian.....	5
1.4. Manfaat Penelitian	5
1.5. Batasan Masalah.....	5
BAB II LANDASAN TEORI	6
2.1. Aksara Mandailing	6
2.2. Pengenalan Pola	7
2.3. <i>Transfer Learning</i>	8
2.4. <i>Convolutional Neural Network</i>	10
2.5. VGG16	11
2.6. <i>Feature Learning</i>	13
2.6.1. <i>Rectified Linear Unit (ReLU)</i>	13
2.6.2. <i>Convolution Layer</i>	13
2.6.3. <i>Pooling layer</i>	14
2.6.4. <i>Flatten</i>	16
2.6.5. <i>Fully connected layer</i>	16
2.7. <i>Confussion matrix</i>	17
2.8. <i>Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve (AUC-ROC)</i> ..	19
2.9. <i>Pyhton</i>	20

2.10. Penelitian Terdahulu.....	22
BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN	33
4.1. Hasil Dan Pembahasan.....	33
4.1.1. Evaluasi <i>Transfer Learning</i> dengan VGG16 dari CNN.....	33
4.1.2. <i>Confusion Matrix</i>	35
4.1.3. <i>Receiver Operating Characteristic (ROC)</i>	37
4.1.4. Prediksi Data Pada Set Validasi	38
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	44
5.1. Kesimpulan	44
5.2. Saran.....	44
DAFTAR PUSTAKA.....	46



DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu	22
Tabel 3. 1 Perangkat Keras (Hardware)	24
Tabel 3. 2 Perangkat Lunak (Software)	25
Tabel 3. 3 Pembagian Data Aksara Mandailing	27
Tabel 3. 4 Pembagian Data Testing & Trraining	28
Tabel 4. 1 Perkembangan Pelatihan Selama 10 Epoch	33
Tabel 4. 2 Classification Report Dari Confusion Matrix	36
Tabel 4. 3 Hasil Prediksi Data pada Set Validasi	39
Tabel 4. 4 Hasil Pengujian Data Baru	41



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Ina ni Surat.....	7
Gambar 2. 2 Proses pada Transfer Learning	9
Gambar 2. 3 Perbandingan kinerja dengan dan tanpa transfer learning	10
Gambar 2. 4 Arsitektur CNN	11
Gambar 2. 5 Arsitektur VGG16	15
Gambar 2. 6 Operasi Max Pooling	15
Gambar 2. 7 Confusion Matrix	17
Gambar 3. 1 Aksara Mandailing	26
Gambar 3. 2 Alur Metodologi Penelitian	30
Gambar 3. 3 Transfer learning VGG16 untuk aksara Mandailing.....	31
Gambar 4. 1 Grafik Training dan Validation	35
Gambar 4. 2 Confusion Matrix	36
Gambar 4. 3 ROC	38

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Indonesia adalah Negara kepulauan yang terdiri dari 34 provinsi, Dimana salah satu provinsi yang terbesar yaitu Sumatera Utara. Sumatera Utara memiliki beragam jenis suku dan budaya salah satunya ialah Suku Batak. Suku Batak terdiri Angkola, Karo, Mandailing, Pakpak/Dairi, Simalungun dan Toba. Kekayaan pada suku Batak dalam budaya salah satunya adalah dari segi bahasa yaitu aksara, yang merupakan bagian penting dari bahasa. Salah satu fungsi aksara batak yaitu menulis dokumen, naskah kuno, dan lain-lain (Simanjuntak, 2019)

Aksara nusantara hanyalah salah satu contoh dari sekian banyak bentuk ekspresi seni dan ragam budaya yang ada di Indonesia. Aksara Nusantara menjadi seni dan budaya yang harus terus dilestarikan, dimana secara garis besarnya Indonesia memiliki lima jenis Aksara nusantara yaitu Aksara Hanacaraka, Aksara Ka-Ga-Nga, Aksara Batak, Aksara Sulawesi, dan Aksara Filipina (Harahap, 2019). Menurut KBBI aksara adalah sistem tanda yang digunakan dalam komunikasi manusia yang secara kasar mewakili bahasa lisan. Aksara Mandailing adalah salah satu contoh sistem tulisan yang ada pada Masyarakat tradisonal yang khususnya beradi di Sumatera Utara (Pradana, 2018).

Pada pengenalan pola tulisan aksara Mandailing menjadi tantangan tersendiri karena variasi kompleks dari bentuk huruf dan gaya tulisan yang berbeda dan unik pada penulisan serta menguji coba salah satu metode dan algoritma yang mampu mengklasifikasi aksara mandailing tersebut sehingga peneliti menguji coba

metode yang dapat digunakan dalam pengenalan pola aksara mandailing dengan memanfaatkan salah satu metode yaitu *Transfer Learning*. *Transfer Learning* merupakan salah satu Teknik dalam *Machine Learning* yang mana memiliki model data yang sudah dilatih yang dapat digunakan pada pengenalan suara, pengenalan objek, pengenalan pola dan pemrosesan bahasa alami dengan hasil yang efisien (Hosna dkk. 2022).

Penerapan pada model *Transfer Learning* juga diperkenalkan secara singkat. Untuk dapat membuktikan kinerja model *Transfer Learning* yang berbeda, lebih dari 20 model *Transfer Learning* digunakan berbagai eksperimen. Model ini diimplementasikan contoh pada tiga kumpulan data yang berbeda seperti pada Amazon Review, Reuters-21578, dan Office-31, hasil dari eksperimen menunjukkan bahwa pentingnya memilih model *Transfer Learning* yang tepat untuk aplikasi realitas yang berbeda (Zhuang dkk., 2021). *Transfer Learning* bekerja untuk mentransfer data yang diperoleh dari satu tugas penyelesaian yang dapat membantu meningkatkan akurasi atau mengurangi waktu pelatihan dirancang sebagai model yang dapat menyempurnakan informasi dataset yang efisien dan mendorong keberhasilan dalam penelitian maupun perindustrian (Ribani & Marengoni, 2019).

Pada klasifikasi pengenalan pola dan pengolahan citra sangat berperan penting dalam kehidupan manusia dengan kemampuannya untuk memberikan suatau informasi dan pemahaman lebih dalam mengenai data yang ada, sehingga dapat digunakan dalam mengambil keputusan yang lebih tepat. Pada teknologi pengenalan pola berbasis *Transfer Learning* telah menunjukkan tingkat efektif dan signifikan yang efektif dalam berbagai suatu pengenal objek, termasuk klasifikasi

citra. Pada penelitian (Ghozi, 2022) dengan menguji coba pada salah satu pengenalan pola vena jari. Hasil dari penelitian ini menunjukkan kinerja akurasi yang baik, sehingga metode *Transfer Learning* yang akan diterapkan pada penelitian ini dalam klasifikasi pola aksara.

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu jaringan saraf tiruan yang dapat digunakan untuk mendeteksi objek dalam gambar. Teori ini dibuktikan pada beberapa penelitian yang dilakukan, diantaranya Pada penelitian yang dilakukan oleh (Phradhana, 2020) yaitu melakukan ekstraksi dan klasifikasi fitur pengenalan aksara jawa dengan menggunakan algoritma CNN, berdasarkan hasil yang diperoleh bahwa tingkat akurasi yang didapatkan sangat tinggi yaitu mencapai sebesar 95,04%.

Kemudian *Transfer Learning* memanfaatkan salah satu arsitektur yaitu VGG16 dimana arsitektur ini dapat memperbanyak proses ekstraksi pada layer CNN sehingga mendapatkan representasi citra yang dapat diklasifikasikan untuk menghasilkan imageNet yang optimal dan akurat (Tanuwijaya & Roseanne, 2021). Arsitektur VGG16 merupakan model dengan lapisan 16 layer yang terdiri pada 13 layer konvolusi dan 3 lapisan fully-connected. Peneliti menggunakan CNN dengan model VGG16 dalam mengklasifikasi sampah botol sehingga mendapatkan hasil akurasi sebesar 90% (Ety Sutanty dkk, 2023). Selanjutnya pada penelitian (Brianorman & Munir, 2023) pengenalan huruf hijaiyah menggunakan CNN dengan model VGG16 mencapai akurasi tinggi sebesar 99,85% menunjukkan bahwa proses implementasi kinerja pengenalan sangat baik.

Kemudian penelitian yang dilakukan oleh (Kusumawati & Noorizki, 2023) dalam mengklasifikasi varietas beras dengan membandingkan kedua model CNN

yaitu VGG16 dan VGG19 bahwa VGG16 mampu lebih unggul mendapatkan hasil akurasi sebesar 98%. Penelitian yang dilakukan oleh (Anggraini & Yamasari, 2023) dengan menggunakan CNN arsitektur VGG16 dalam pengenalan usia berdasarkan wajah berhasil memperoleh akurasi mencapai 87%.

Setelah melakukan studi literatur algoritma CNN dengan model VGG16, dapat disimpulkan bahwa algoritma CNN dengan VGG16 dapat melakukan proses terhadap klasifikasi dengan baik serta dapat menghasilkan akurasi yang baik. Dengan mempertimbangkan konteks ini, penelitian ini bertujuan mengklasifikasi pola aksara mandailing dengan menggunakan algoritma CNN dengan VGG16 serta menguji kinerja algoritma tersebut pada citra pengenalan pola aksara mandailing.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan konteks yang sudah dibahas sebelumnya, pernyataan masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana menerapkan metode *Transfer Learning* dengan model VGG16 dari algoritma CNN dalam mengklasifikasi Aksara Mandailing.
2. Bagaimana tingkat akurasi yang dihasilkan metode *Transfer Learning* Dengan model VGG16 dari algoritma CNN dalam mengklasifikasi Aksara Mandailing.

1.3. Tujuan Penelitian

1. Melakukan klasifikasi Aksara Mandailing dengan menggunakan metode *Transfer Learning* dengan algoritma CNN.
2. Menganalisa performa dari tingkat akurasi model dari metode *Transfer Learning* dengan algoritma CNN sehingga dapat menghasilkan klasifikasi aksara mandailing secara akurat.

1.4. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang akan didapatkan dari penelitian ini yaitu:

1. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan pengetahuan ilmiah terkhusus dalam proses klasifikasi menggunakan metode *Transfer Learning* dengan algoritma CNN.
2. Penelitian ini dapat dijadikan sebagai landasan referensi kepada peneliti selanjutnya apabila melakukan penelitian terkait dengan *Transfer Learning* dengan CNN.
3. Penelitian ini dapat membantu dalam pengembangan aplikasi atau sistem komputer yang dapat mengklasifikasi aksara mandailing secara akurat.

1.5. Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dari penelitian ini adalah:

1. Karakter aksara mandailing yang digunakan berjumlah 21 karakter dasar.
2. Data yang digunakan dalam penelitian hanya berupa aksara mandailing.
3. Dataset yang digunakan berbentuk citra dengan format jpg.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1. Aksara Mandailing

Aksara Mandailing merupakan suatu tulisan kuno yang digunakan untuk menyampaikan suatu informasi kepada orang tertentu pada zaman dahulu. Aksara Mandailing merupakan bahasa masyarakat yang berasal dari daerah Tapanuli Selatan yang menjadi salah satu warisan leluhur yang sangat berharga dalam kebudayaan bangsa Indonesia. (Lubis dkk., 2020). Aksara Mandailing menjadi aksara yang berdiri sendiri karena memiliki karakteristik dan ciri khasnya sendiri, terpisah dan berbeda dengan bahasa-bahasa etnik lainnya. Penggunaannya sangat terbatas karena jarang digunakan dalam penulisan cerita, kecuali dalam bentuk ungkapan perasaan yang ditulis pada sepotong bambu yang disebut Ratapan (Harahap, 2019).

Aksara Mandailing juga dikenal sebagai Aksara Tulak-tulak, dimana pada umumnya digunakan untuk keperluan ilmu perdukunan, ilmu nجوم, menyurat-surat, dan ratapan. Masyarakat zaman dulu mengukir aksara mandailing di atas lembaran kulit kayu alim yang disebut pustaha lalak. Aksara Tulak-tulak terdiri dari beberapa huruf yang disebut ina ni surat, dengan jumlah 21 huruf (Nasution, 2019). Berikut pada gambar 2.1 yaitu Ina ni Surat dimana merupakan salah satu dari pada aksara mandailing.

No	Mandailing	Latin	No	Mandailing	Latin
1	ꨀ	A	12	ꨀ	Pa
2	ꨁ	Ha	13	ꨁ	Sa
3	ꨂ	Na	14	ꨂ	Da
4	ꨃ	Ra	15	ꨃ	Ga
5	ꨄ	Ta	16	ꨄ	Ja
6	ꨅ	Ba	17	ꨅ	Ya
7	ꨆ	Wa	18	ꨆ	U
8	ꨇ	I	19	ꨇ	Ka
9	ꨈ	Ma	20	ꨈ	Ca
10	ꨉ	Nga	21	ꨉ	Nya
11	ꨊ	La			

Gambar 2. 1 Ina ni Surat

(Sumber: Harahap, 2019)

2.2. Pengenalan Pola

Pengenalan pola atau pattern recognition merupakan metode statistik & engineering. Pada prosesnya digunakan dengan menerapkan algoritma *machine learning* dan *deep learning*. Pada prosesnya, mesin dilatih untuk mengenali suatu dataset dan mengklasifikasikannya ke dalam kelompok (*class*) tertentu. Fokus pada pengenalan pola adalah pengukuran dari ciri entitas untuk dikenali (Budiawan dkk, 2023).

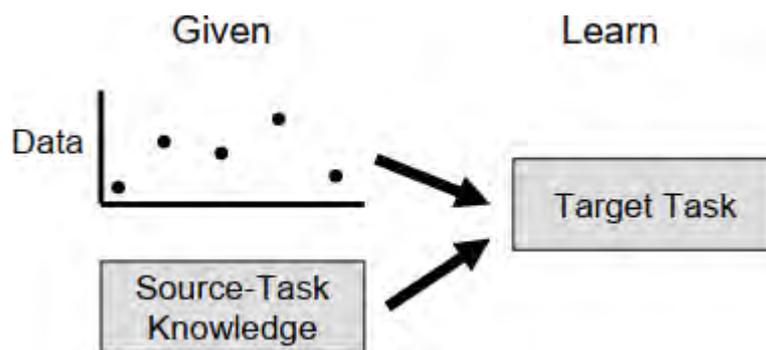
Pengenalan pola dapat dikelompokkan menjadi 3 yaitu: Pendekatan pola statistik, pendekatan pola sintaktik, dan pendekatan pola neural. Pendekatan pola statistik menggunakan pengukuran karakteristik statistikal untuk mengidentifikasi pola berdasarkan probabilitas. Pendekatan pola sintaktik fokus pada analisis

struktur tepi batas objek dalam citra. Sementara itu, pendekatan pola neural menggabungkan aspek statistik dan sintaktik dengan menggunakan jaringan saraf tiruan untuk mengidentifikasi pola, menawarkan pendekatan yang lebih kompleks dan adaptif (Tanjung & Muhathir, 2020).

2.3. *Transfer Learning*

Transfer learning merupakan suatu metode yang menggunakan model yang sudah dilatih terhadap suatu dataset yang bertujuan untuk menyelesaikan permasalahan yang serupa dengan cara menggunakannya sebagai starting point, memodifikasi dan mengupdate parameternya sehingga sesuai dengan dataset yang terbaru. Ide utama di balik transfer learning yaitu memanfaatkan pengetahuan yang diperoleh dari satu domain (tugas atau dataset) dan menerapkannya pada domain yang berbeda, seringkali dengan tujuan untuk meningkatkan kinerja atau mengurangi waktu pelatihan pada tugas baru. *Transfer Learning* merupakan metode yang efektif dalam meningkatkan efisiensi pelatihan dan kinerja model pada tugas-tugas yang memiliki keterbatasan data atau kompleksitas tinggi. Keberhasilan implementasi *Transfer Learning* sangat tergantung pada kemampuan model untuk mengidentifikasi pola yang umum di antara kedua tugas yang terlibat (Aneja & Aneja, 2019).

Transfer learning bertujuan untuk meningkatkan hasil pembelajaran pada suatu pelatihan dengan memanfaatkan pengetahuan yang diperoleh dari pelatihan lainnya (Firmansyah, 2021). Berikut pada gambar 2.2 ialah proses dari pada metode *Transfer Learning*.

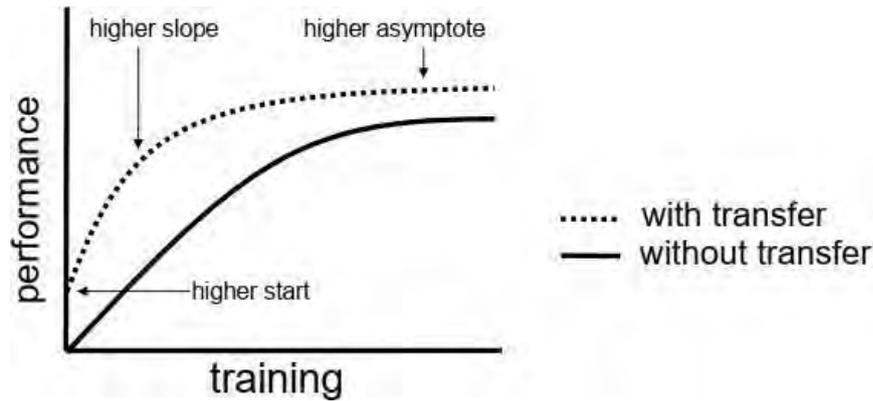


Gambar 2. 2 Proses pada Transfer Learning

(Sumber: Firmansyah, 2021)

Proses penerapan *transfer learning* umumnya dimulai dengan menggunakan lapisan-lapisan dari model yang telah dilatih sebelumnya. Selanjutnya, melibatkan pembekuan lapisan model untuk mencegah kehilangan informasi selama proses pelatihan. Tahap berikutnya adalah menambahkan beberapa lapisan baru di atas lapisan yang telah dibekukan, sehingga model dapat mempelajari transformasi fitur lama menjadi kemampuan prediksi yang lebih sesuai dengan dataset baru. Langkah terakhir yaitu melibatkan pelatihan lapisan baru tersebut menggunakan dataset yang baru. (Wijaya dkk., 2021).

Transfer learning memiliki tiga kelebihan utama. Pertama, kinerja awal dengan pengetahuan yang ditransfer lebih baik dibandingkan dengan tanpa *transfer learning*. Kedua, waktu pembelajaran dapat lebih cepat dengan *transfer learning*. Ketiga, tingkat kinerja akhir cenderung lebih optimal ketika menggunakan *transfer learning* (Firmansyah, 2021). Pada gambar 2.3 merupakan perbandingan dari pada kinerja dengan dan tanpa *Transfer Learning*.



Gambar 2. 3 Perbandingan kinerja dengan dan tanpa transfer learning

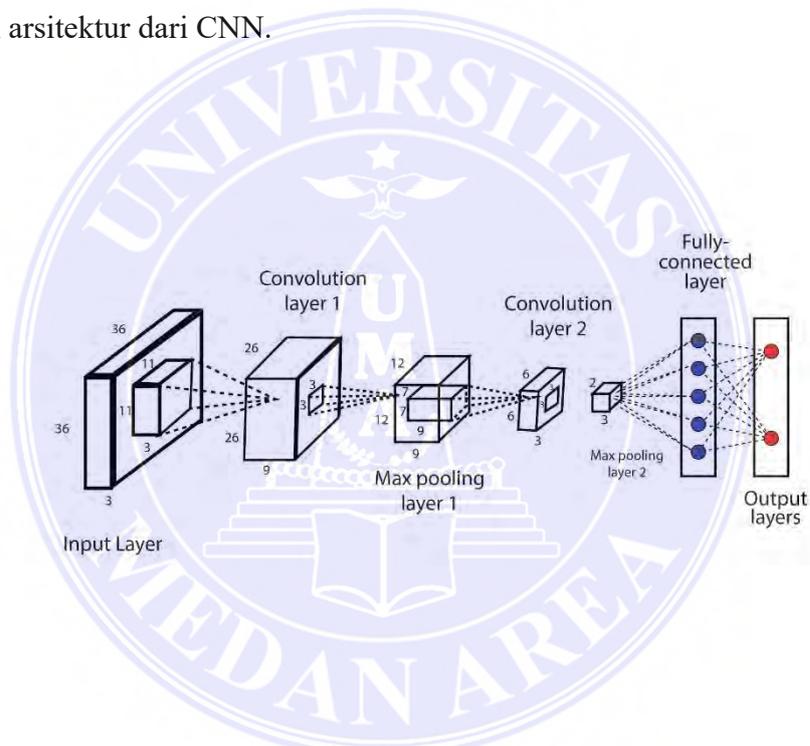
(Sumber: Firmansyah, 2021)

2.4. Convolutional Neural Network

Algoritma CNN merupakan salah satu dari bagian deep learning dan merupakan jenis jaringan feedforward atau biasa disebut jenis arsitektur jaringan saraf tiruan (neural network). Dimana alur arus data melalui jaringan, di mana informasi mengalir dari lapisan input menuju lapisan output tanpa ada siklus atau umpan balik. Pada saat ini algoritma CNN berkembang pesat sehingga mampu digunakan untuk tujuan pengenalan pola (Khoirul & Delica, 2019).

CNN merupakan sebuah algoritma yang memiliki kemampuan untuk mengenali citra digital, CNN memiliki kemampuan untuk mengantisipasi relasi spasial antar pixel dengan cara memahami fitur internal dalam data menggunakan sebuah elemen input yang disebut kernel, yang berupa kotak kecil. Proses ini melibatkan pergeseran kernel hingga mencakup seluruh data atau pixel. Keunggulan ini membuat CNN lebih resisten terhadap pergeseran atau perubahan posisi pada data (Dayat, 2019).

Arsitektur CNN terdiri dari proses ekstraksi fitur yang melibatkan *Convolutional layer*, *pooling layer*, dan diikuti oleh lapisan *softmax* untuk klasifikasi. *Convolutional layer* berfungsi sebagai ekstraksi fitur dari gambar, sementara *pooling layer* berfungsi untuk mengurangi dimensi dan meningkatkan efisiensi komputasi. Struktur ini secara otomatis memberikan efek regularisasi. Fitur-fitur yang diekstraksi kemudian di masukkan dalam lapisan *softmax* untuk proses klasifikasi dan pengenalan pola (Firmansyah, 2021). Berikut pada gambar 2.4 ialah arsitektur dari CNN.



Gambar 2. 4 Arsitektur CNN

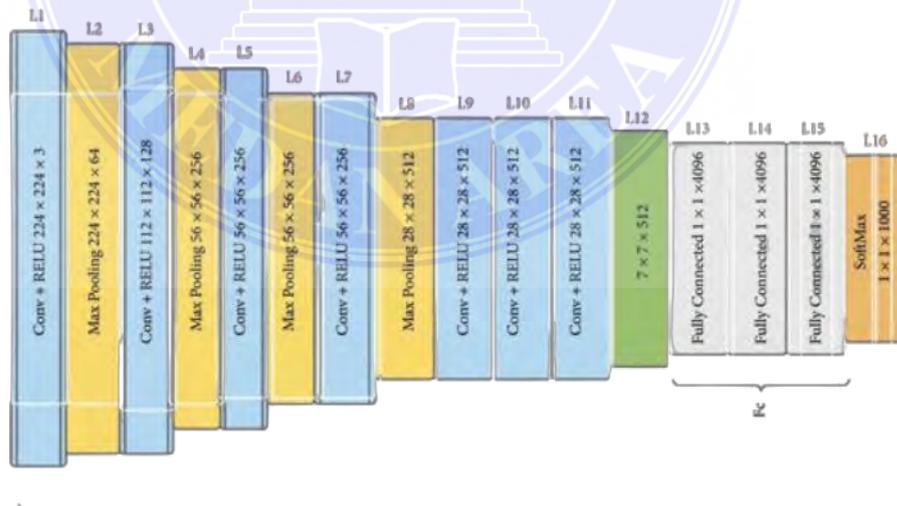
(Firmansyah, 2021)

2.5. VGG16

Visual Geometry Group 16 atau yang sering kali disebut VGG16 adalah salah satu arsitektur dari CNN yang diperkenalkan oleh *Visual Geometry Group* di Universitas Oxford pada tahun 2014. Pada umumnya VGG16 memiliki 16 lapisan, yang menciptakan tingkat kompleksitas yang tinggi

dalam model. VGG16 memiliki 16 lapisan yang dapat dipelajari yaitu 13 lapisan konvolusi dan 3 lapisan *fully connected*. Arsitektur ini menggunakan filter konvolusi kecil (3x3) dengan stride 1 dan *padding* yang mempertahankan resolusi gambar. *Pooling* dilakukan menggunakan *MaxPooling* dengan ukuran filter 2x2 dan stride 2. Setiap lapisan dapat mempelajari representasi-fitur yang semakin abstrak dari data input, yang memungkinkan model untuk memahami dataset secara lebih mendalam (Ahmed dkk., 2023).

VGG16 telah mencapai tingkat keberhasilan yang tinggi dalam mengenali gambar dalam berbagai tugas, termasuk dalam menghadapi dataset ImageNet yang mengandung jutaan gambar dari ribuan kelas yang beragam (Adiningsi & Saputra, 2023). Berikut ini merupakan arsitektur VGG16 yang ditampilkan pada gambar 2.5



Gambar 2.5 Arsitektur VGG16

(Adiningsi & Saputra, 2023)

2.6. Feature Learning

Feature Learning merupakan proses pembelajaran di mana model mengubah input menjadi sejumlah fitur, baik berupa angka atau vektor, dengan menggunakan beberapa lapisan ekstraksi seperti convolutional layer, Rectified Linear Unit (ReLU), dan juga pooling layer (Wahyudi, 2023).

2.6.1. Rectified Linear Unit (ReLU)

ReLU atau yaitu salah satu activation function yang membuat pembatas pada bilangan nol. Dimana apabila $x \leq 0$ maka $x = 0$ dan apabila $x > 0$ maka $x = x$. Hal ini digunakan untuk menghindari neuron mati selama proses backpropagation (Wijaya dkk., 2021).

ReLU layer mampu meningkatkan sifat non linearitas dari fungsi keputusan dan jaringan yang ada secara keseluruhan tanpa memberikan pengaruh pada bagian reseptif yang terdapat pada convolution layer. Fungsi aktivasi ReLU juga dapat mempercepat proses pada training data (Mulyani, 2023).

2.6.2. Convolution Layer

Convolutional Layer adalah lapisan pertama CNN, parameter yang terdapat pada di convolutional layer diperoleh melalui seluruh filter atau kernel yang digunakan pada operasi convolutional, sehingga melalui data masukan tersebut selanjutnya convolutional layer akan mengolah sebuah data citra feature yang berbeda (Putra, 2023). Pada tahapan convolutional layer filter akan memiliki nilai tertentu maupun random. Pada setiap citra yang menjadi inputan akan menghasilkan sebuah angka yaitu hasil konvolusi dan membentuk matriks output tertentu (activation map) (Wijaya dkk., 2021).

Terdapat dua komponen penting lainnya dalam convolutional layer yaitu Strides dan padding. Dimana Stride merupakan jumlah yang digunakan oleh filter untuk menggeser gambar. Padding merupakan operasi untuk menambah ukuran dari data yang input. Dalam data satu dimensi, cukup menambahkan array dengan konstanta; dalam data dua dimensi, data dapat ditambahkan dengan mengelilingi matriks dengan konstanta (Firmansyah, 2021). Berikut ini merupakan rumus untuk menentukan convolutional layer:

$$n_{(w,h)} = \left\lceil \frac{n_{in} + 2p - k}{stride} \right\rceil + 1 \quad (0.1)$$

Keterangan:

$n_{(w,h)}$ = Hasil inputan citra

k = Ukuran kernel yang digunakan

$stride$ = ukuran n stride yang digunakan

$2p$ = ukuran padding

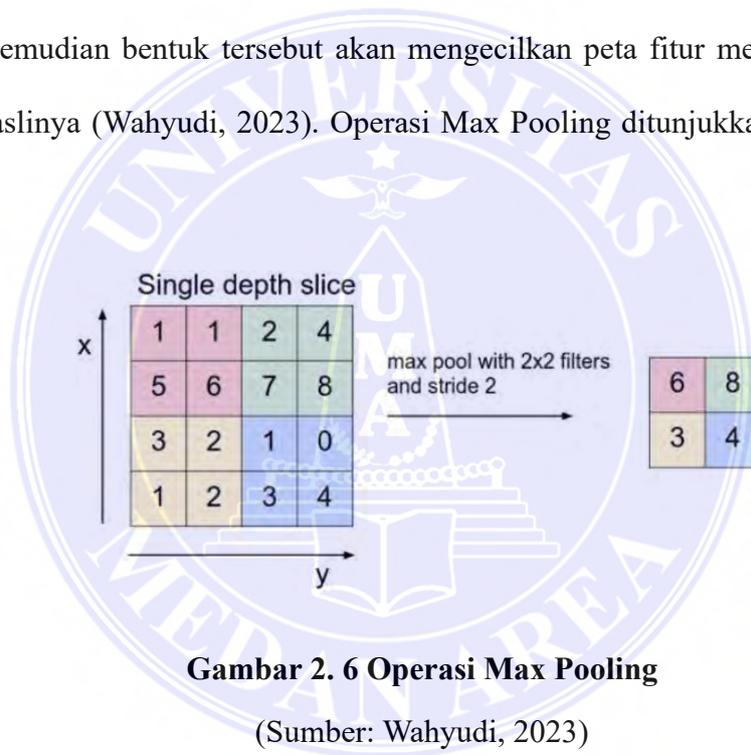
n_{in} = nilai ukuran citra yang di gunakan

2.6.3. Pooling layer

Pooling layer merupakan tahapan untuk memperkecil nilai ukuran piksel pada convolutional layer sebelumnya yang bertujuan membuat image feature lebih kecil, kemudian pooling layer akan melakukan ekstraksi feature, tahapan pooling layer mengurangi proses komputasi yang kompleks pada setiap network. Setelah

melakukan proses pooling layer, maka features akan menampilkan hasil features yang terjadi selama proses pooling layer (Putra, 2023).

Pooling layer dilakukan untuk mengurangi atau mereduksi dimensi inputan dengan melakukan operasi down-sampling yang bertujuan mempermudah dan mempercepat komputasi selama proses pada CNN berjalan dan juga mengatasi overfitting (Wijaya dkk., 2021). Filter 2x2 merupakan lapisan penyatuan tipikal, yang diterapkan dalam langkah selanjutnya sehingga beroperasi pada setiap irisan input. Kemudian bentuk tersebut akan mengecilkan peta fitur menjadi 75% dari ukuran aslinya (Wahyudi, 2023). Operasi Max Pooling ditunjukkan pada gambar berikut :



Ukuran dimensi pooling layer ditentukan sesuai stride dan ukuran dimensi kernel seperti yang ditunjukkan pada persamaan berikut :

$$0 = i - \frac{k}{S} + 1 \tag{0.2}$$

Sebagai fungsi aktivasi, nilai 0 ditetapkan sebagai ganti nilai negatif di peta fitur dan nilai input peta fitur neuron disimpan jika lebih besar dari atau sama dengan 0.

2.6.4. Flatten

Flatten merupakan teknik yang digunakan untuk mengubah hasil dari format dua dimensi menjadi satu dimensi. Yang berfungsi untuk menyiapkan data input agar dapat dimasukkan ke *neural network* pada tahap selanjutnya, seperti lapisan tersembunyi (*hidden layers*) dan lapisan output (*output layers*).

Hal ini memungkinkan informasi dari struktur dua dimensi untuk diolah secara efisien oleh *neural network* (Adiningsi & Saputra, 2023).

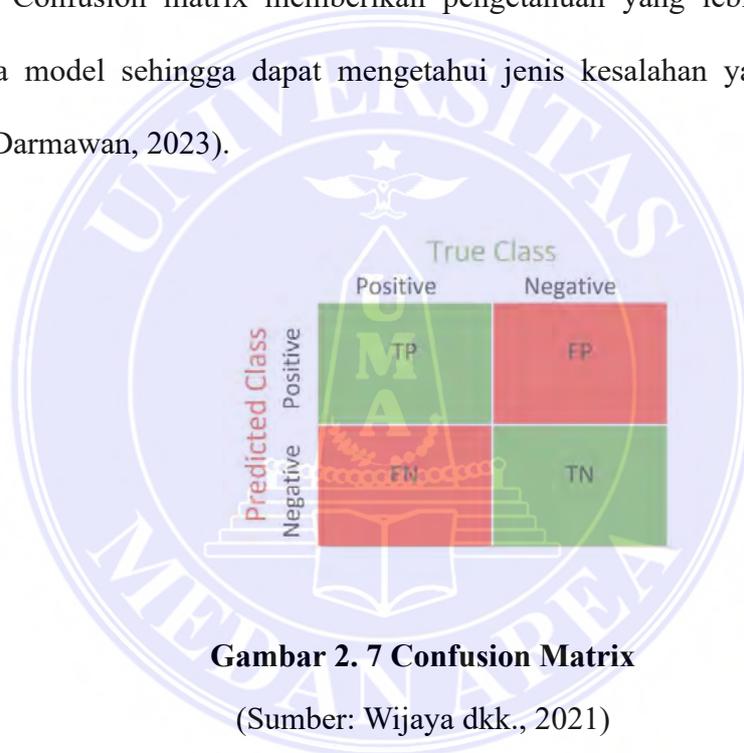
2.6.5. Fully connected layer

Fully connected layer merupakan sebuah tahapan dari multi layer perceptron (MLP), yaitu algoritma yang termasuk ke neural network yang terdapat input layer, neuron sebagai hidden layer, activation function, output layer dan loss function. (Mulyani, 2023). Fully connected layer hanya dapat dilakukan pada akhir jaringan karena dapat menyebabkan kehilangan informasi spasialnya dan tidak dapat kembali ke kondisi semula. convolution layer yang hanya berukuran 1 x 1 dapat melakukan fungsi yang sama dengan fully connected layer dan tetap mempertahankan karakter spasial data. Hal ini yang menyebabkan fully connected layer tidak lagi banyak digunakan pada CNN (Darmawan, 2023).

2.7. Confussion matrix

Confusion Matrix merupakan sebuah metode analisis prediktif dalam machine learning yang digunakan untuk mengevaluasi performa model klasifikasi (Karimi, 2021).

Confusion matrix menghasilkan nilai aktual dan nilai prediksi setelah proses klasifikasi. Efektivitas sistem dinilai berdasarkan nilai-nilai yang dihasilkan dalam matriks. Confusion matrix memberikan pengetahuan yang lebih rinci tentang performa model sehingga dapat mengetahui jenis kesalahan yang dibuat oleh model (Darmawan, 2023).



True Positive (TP)= Jumlah prediksi yang benar ketika kelas sebenarnya positif.

True Negative (TN)= Jumlah prediksi yang benar ketika kelas sebenarnya negatif.

False Positive (FP)= Jumlah prediksi yang salah ketika kelas sebenarnya positif.

False Negative (FN)= Jumlah prediksi yang salah ketika kelas sebenarnya negatif.

Pengukuran yang sering digunakan untuk mengukur hasil klasifikasi yaitu akurasi, precision, *recall*, dan F1-Score (Annisa & Ulama, 2022)

Akurasi dari proses klasifikasi dihitung menggunakan Overall Accuracy, yaitu dengan membagi jumlah prediksi yang benar dengan total jumlah baris dan kolom pada confusion matrix. Akurasi dapat diperoleh menggunakan persamaan berikut:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (0.3)$$

Precision dihitung sebagai perbandingan True Positif terhadap seluruh hasil yang diprediksi positif. Precision dapat di peroleh menggunakan persamaan berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (0.4)$$

Recall menggambarkan keberhasilan model dalam menemukan data yang benar, dihitung sebagai perbandingan True Positif terhadap seluruh data yang sebenarnya positif. Recall dapat di peroleh menggunakan persamaan berikut:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (0.5)$$

F1-Score merupakan gambaran keseimbangan antara precision dan recall. F1-Score dapat diperoleh menggunakan persamaan berikut:

$$f1 - score = \frac{2 * (Precision * Recall)}{Precision + Recall} \quad (0.6)$$

2.8. Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve (AUC-ROC)

Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve (AUC-ROC) merupakan sebuah pengukuran yang dilakukan untuk melihat ketepatan klasifikasi yang dapat digunakan pada saat data imbalanced. AUC merupakan sebuah titik berbentuk persegi yang nilainya berada diantara 0-1 dan merupakan indikator dari performansi kurva ROC (Annisa & Ulama, 2022).

Hasil dari AUC-ROC menunjukkan tingkat keakuratan dari model. AUROC akan mengevaluasi seberapa baik model membedakan antara kelas-kelas yang ada dengan memanfaatkan probabilitas yang diberikan oleh model. Dengan kata lain, AUROC akan memberikan gambaran tentang seberapa baik model membedakan huruf-huruf pada aksara mandailing berdasarkan probabilitas yang di klasifikasi. Fungsi ini dihitung menggunakan metode perhitungan yang disebut *Area Under Curve* (AUC). Sebuah model yang memiliki kinerja acak atau random performance akan menghasilkan nilai AUC sekitar 0.5. Ini disebabkan oleh kurva ROC yang berbentuk garis diagonal antara titik (0,0) dan titik (1,1) (Nugroho & Nugroho, 2020).

Jika nilai AUC yang dihasilkan oleh model statistik < 0.5 , itu menandakan bahwa model tersebut memiliki tingkat keakuratan yang sangat rendah dan tidak

dapat diandalkan. Sebaliknya, semakin tinggi nilai AUC, semakin baik kinerja model tersebut. Penilaian AUC digunakan untuk mengkategorikan model prediksi sesuai dengan kinerjanya. Semakin tinggi nilai AUC, semakin baik kinerja model tersebut. Ukuran AUCROC dapat dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$AUC = \frac{1 + TPrate - FPrate}{2} \quad (0.7)$$

2.9. Python

Python menjadi bahasa pemrograman yang populer pada saat ini. Python pertama kali di kemukakan oleh Guido van Rossum yang dirilis pada tahun 1991. Python digunakan untuk mengembangkan sebuah web, mengembangkan perangkat lunak maupun untuk proses membuat aplikasi maupun *software* (Ma'arif, 2020).

Python juga menyediakan berbagai fitur yang dapat dimanfaatkan untuk berbagai keperluan, seperti pemrosesan teks, basis data, multimedia, dan kecerdasan komputasional (Mulyani, 2023).

2.10. Epoch

Epoch merupakan salah satu parameter penting dalam pemrosesan citra yang digunakan untuk melatih data pelatihan, data validasi, atau data pengujian dengan tujuan menghasilkan nilai akurasi. Setiap *epoch* mewakili satu siklus penuh di mana model *neural network* memproses seluruh dataset sekali. Dalam proses ini, model belajar dari data dengan memperbarui bobot-bobotnya berdasarkan kesalahan yang dihasilkan selama pelatihan, yang bertujuan untuk meningkatkan akurasi prediksi. Pengaturan jumlah *epoch* yang tepat sangat penting untuk

memastikan bahwa model tidak *overfitting* atau *underfitting*, sehingga dapat memberikan performa yang optimal pada data baru (Isa & Junedi, 2022).

Epoch dalam proses klasifikasi citra menggunakan *deep learning* yaitu CNN merupakan langkah yang sangat penting untuk mencapai akurasi optimal dan mengurangi *loss*. Penentuan jumlah epoch akan memengaruhi pembentukan bobot (*weight*) pada neural network serta berdampak pada bentuk kurva hasil pelatihan. Proses pelatihan dataset citra pada *neural network* melibatkan rangkaian perhitungan dari awal hingga akhir, yang kemudian diulang kembali dari awal dalam satu putaran atau disebut sebagai satu *epoch*. Selama setiap epoch, model melihat keseluruhan dataset pelatihan, menggunakan metode *backpropagation* untuk menghitung *gradien* dari fungsi *loss*, dan memperbarui bobot *neural network* sesuai dengan *gradien* ini. Lebih dari satu *epoch* diperlukan untuk hasil optimal, karena memungkinkan model mempelajari pola lebih kompleks (Masykur dkk., 2022)

2.11. Penelitian Terdahulu

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

Peneliti	Judul	Kesimpulan
(Saputra dkk., 2022)	Implementasi Algoritma CNN Untuk Klasifikasi Senjata Tradisional Di Jawa Tengah Dengan Metode Transfer Learning	Penelitian ini menggunakan model Pre-Trained dari MobileNetV2 dengan pengujian dilakukan sebanyak 50 kali dan batch size sebesar 32. Akurasi yang dicapai yaitu 98,64%, meskipun memiliki nilai loss sebesar 0,16.
(Khoirul & Delica, 2019)	Penerapan transfer learning pada CNN dalam deteksi covid-19.	Penelitian ini menggunakan model MobileNet dan mencapai akurasi 98.11% pada dataset skala besar, sementara model ResNet50 hanya mencapai 41.94% pada dataset skala kecil. MobileNet lebih efektif untuk dataset berukuran besar, sementara ResNet50 lebih sesuai untuk dataset berukuran kecil. penggunaan dataset skala besar cenderung meningkatkan akurasi pada model transfer learning yang diuji
(Febriawan, 2022)	Klasifikasi Gender Pada Citra Wajah Menggunakan CNN	Hasil dari penelitian ini nilai akurasi pada dataset Indonesia lebih tinggi pada model transfer learning, terutama pada

	Dan Transfer Learning	model CNN dengan VGG16 yang mencapai akurasi tertinggi 92.59%.
(Wijaya dkk., 2021)	Implementasi Transfer Learning Pada CNN Untuk Diagnosis Covid-19 Dan Pneumonia Pada Citra X-Ray	Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Xception dengan Transfer Learning memiliki performa yang lebih baik dibandingkan dengan model tanpa Transfer Learning. Meskipun keenam model tanpa Transfer Learning mencapai akurasi di atas 85%, model tersebut tidak mampu mengenali Pneumonia pada citra x-ray dada pasien.
(Aneja & Aneja, 2019)	Transfer Learning using CNN for Handwritten Devanagari Character Recognition	Hasil penelitian menunjukkan bahwa Inception V3 memiliki akurasi 99% dan waktu epoch rata-rata 16.3 menit. Sementara itu, model AlexNet mencapai akurasi 98% dengan waktu paling cepat, yaitu 2.2 menit per epoch.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Studi Literatur

Pada tahap studi literatur ini, tujuannya adalah mendalami teori dan metode terkait dengan penerapan Metode Transfer Learning menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dalam pengenalan aksara Mandailing. Teori dan metode yang relevan diperoleh melalui sumber-sumber ilmiah, terutama jurnal, untuk memperkuat landasan teoretis dan metodologis penelitian ini.

3.2. Spesifikasi Sistem

Spesifikasi sistem bertindak sebagai dasar rekayasa untuk perangkat keras, perangkat lunak, database, dan interaksi manusia dalam konteks penelitian ini. Penelitian akan dilaksanakan di lingkungan Google Colab, sebuah platform cloud computing berbasis Python. Berikut adalah rincian spesifikasi perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan:

Tabel 3. 1 Perangkat Keras (Hardware)

No	Hardware	Spesifikasi
1	Laptop	LAPTOP Acer Z476-31TB
2	Processor	Intel(R) core(TM) i3-10110U CPU @ 2.10GHz. 2.59 GH.z
3	Ram	4 GB

Tabel 3. 2 Perangkat Lunak (Software)

No	Software	Spesifikasi
1	Operating System Laptop	Windows 10
2	Cloud Computing	Google Colab
3	Bahasa Pemograman	Python
4	Penyimpanan Data	Google Drive
5	Desain Grafis Data	PicsArt

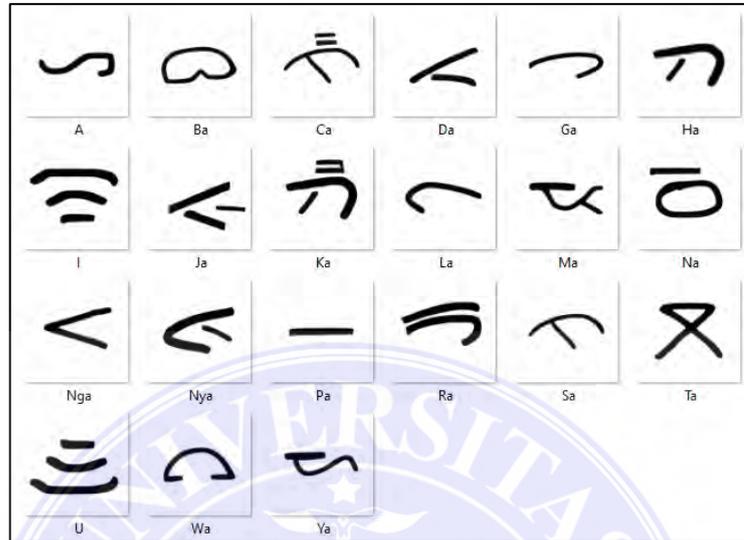
3.3. Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data aksara Mandailing dengan menggunakan aplikasi PicsArt untuk menggambar aksara Mandailing, teknik pengumpulan data menjadi kunci untuk memahami karakter aksara secara visual. Dari 21 karakter, seperti Wa, Ya, Nya, Na, Pa, Sa, Nga, U, Ra, Ta, Ga, Ka, Ja, Ha, Ma, La, Ba, Da, I, Ca, dan A.

Tahap proses penggambaran dilakukan dengan menggunakan warna hitam pada latar belakang putih, menciptakan representasi visual yang jelas dan kontras dari masing-masing karakter aksara.

Hasil penggambaran disimpan dalam dua format gambar yang berbeda, yaitu PNG dan JPG, untuk memberikan variasi. Resolusi gambar yang tinggi (1080x1080) dan rendah (30x30) dipilih untuk memberikan fleksibilitas dalam analisis detail visual serta untuk memenuhi kebutuhan yang lebih kecil. Setiap karakter aksara Mandailing direpresentasikan oleh total 20 gambar. Resolusi 1080x1080 terdiri dari 10 gambar dalam format JPG, sementara resolusi 30x30

terdiri dari 10 gambar dalam format PNG. Dengan demikian, jumlah keseluruhan data adalah sebanyak 420 gambar.



Gambar 3. 1 Aksara Mandailing

3.4. Pembagian Data

Proses pembagian data memiliki tujuan utama, yaitu untuk memisahkan dataset menjadi dua bagian data training dan data testing. Data training berperan penting dalam melatih model agar dapat memahami pola dan fitur dari gambar representasi aksara Mandailing. Di sisi lain, data testing digunakan untuk menguji kinerja model pada gambar sehingga dapat mengukur sejauh mana model dapat mengeneralisasi informasi.

Setelah berhasil mengumpulkan 420 gambar representasi aksara Mandailing yang mencakup berbagai karakter, langkah berikutnya adalah membagi dataset tersebut untuk keperluan training dan testing. Proses pembagian data ini mengikuti rasio standar, yaitu 80% untuk data training dan 20% untuk data testing. Adapun rincian pembagian jumlah data dapat dilihat pada tabel 3.3

Tabel 3. 3 Pembagian Data Aksara Mandailing

Kelompok Data Aksara	Jumlah Data
Aksara Wa	20
Aksara Ya	20
Aksara Nya	20
Aksara Pa	20
Aksara Sa	20
Aksara Nga	20
Aksara U	20
Aksara Ra	20
Aksara Ta	20
Aksara Ga	20
Aksara Ka	20
Aksara Ja	20
Aksara Ha	20
Aksara Ma	20
Aksara La	20
Aksara Ba	20
Aksara Da	20
Aksara I	20
Aksara Ca	20
Aksara A	20
Total	420

Tabel 3. 4 Pembagian Data Testing & Training

Pembagian Data untuk Testing & Training	Jumlah Data
Training 80%	336
Testing 20%	84

3.5. Metode Evaluasi

Dalam penilaian kinerja model pengenalan aksara Mandailing, kita akan menggunakan beberapa metode evaluasi utama, yakni Accuracy, Precision, Recall, dan F1-score. Accuracy adalah metrik yang paling intuitif, mengukur sejauh mana model mampu memprediksi dengan benar secara keseluruhan. Dinyatakan sebagai rasio pengamatan yang diprediksi benar terhadap total pengamatan. Precision memberikan gambaran tentang kemampuan model meminimalkan jumlah positif palsu. Ini mengukur rasio pengamatan positif yang diprediksi benar terhadap total pengamatan positif yang diprediksi. Recall menilai seberapa baik model dapat mendeteksi seluruh kasus positif. Dinyatakan sebagai rasio pengamatan positif yang diprediksi benar terhadap seluruh pengamatan positif yang sebenarnya. F1-score adalah rata-rata tertimbang dari Precision dan Recall. Metrik ini memberikan gambaran seimbang antara kemampuan model dalam menghindari positif palsu dan mendeteksi semua kasus positif yang sebenarnya.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3.1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3.3)$$

$$F1-Score = 2x \frac{Precision \times Recall}{Precision+Recall} \quad (3.4)$$

Keterangan :

TP = *true positive*,

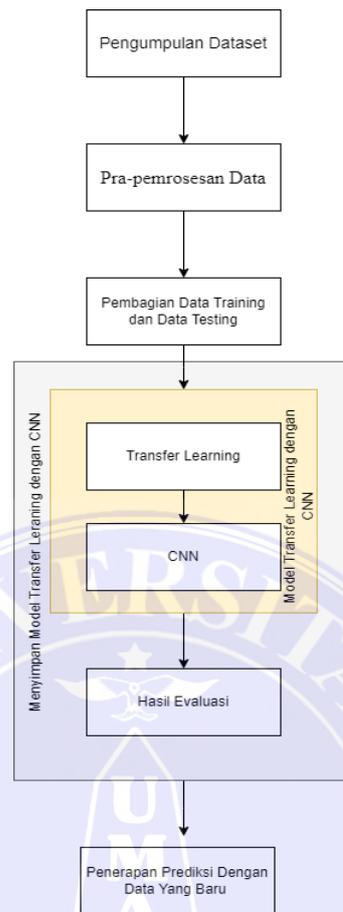
FP = *false positive*

FN = *false negative*,

TN = *true negative*

3.6. Arsitektur Penelitian

Penelitian ini mencakup tahapan-tahapan penting mulai dari Pengumpulan Dataset, Pra-pemrosesan Data, Pembagian Data Training dan Data Testing, Penerapan Metode Transfer Learning dengan *Convolutional Neural Network* (CNN), hingga Penerapan (Prediksi). Berikut penjelasan lebih lanjut mengenai arsitektur penelitian ini pada Gambar 3.2

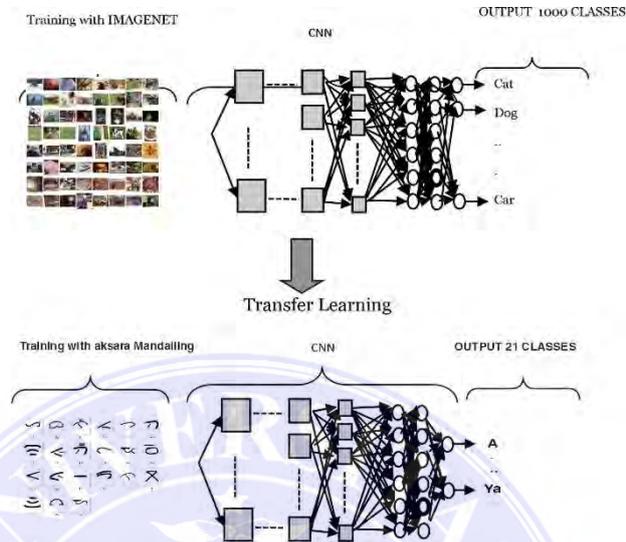


Gambar 3. 2 Alur Metodologi Penelitian

Penelitian ini dimulai dengan pengumpulan dataset, yang terdiri dari 420 data aksara Mandailing. Proses berikutnya adalah pra-pemrosesan dataset, di mana gambar-gambar disesuaikan ukurannya menjadi (150x150) piksel. Selain itu, label aksara Mandailing diubah menjadi representasi numerik untuk memfasilitasi pemrosesan oleh model, yang mencakup karakter seperti Wa, Ya, Nya, Na, Pa, Sa, Nga, U, Ra, Ta, Ga, Ka, Ja, Ha, Ma, La, Ba, Da, I, Ca, dan A.

Setelah pra-pemrosesan dan pembagian dataset menjadi Data Training (80%) dan Data Testing (20%), selanjutnya melakukan eksplorasi Transfer Learning, memanfaatkan arsitektur VGG16 dari CNN. Transfer learning memanfaatkan pengetahuan dari model VGG16 yang telah dilatih pada ImageNet

yang mencakup lebih dari 1,2 juta gambar dalam 1000 kelas yang di jelaskan pada gambar 3.3.



Gambar 3. 3 Transfer learning VGG16 untuk aksara Mandailing

Model baru dibangun dengan menambahkan lapisan-lapisan untuk pengenalan aksara Mandailing. Lapisan konvolusi VGG16 dipertahankan atau disesuaikan untuk mengekstrak fitur-fitur lokal. Lapisan Flatten digunakan untuk meratakan output sebelum lapisan-lapisan Dense dengan aktivasi ReLU, yang memperkenalkan kompleksitas dan kapasitas pembelajaran.

Setelah melalui penyesuaian pada lapisan Output Dense terakhir, model berhasil diaktifkan menggunakan fungsi aktivasi softmax untuk menghasilkan prediksi probabilitas kelas. Proses ini melibatkan penggabungan pengetahuan yang diperoleh dari ImageNet, dengan tujuan agar model dapat memahami pola-pola yang signifikan dalam konteks aksara Mandailing. Selain itu, dilakukan penyesuaian terhadap karakteristik khusus dan variasi yang ada dalam dataset

aksara Mandailing, sehingga model memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengklasifikasikan aksara yang bervariasi.

Kemudian hasil evaluasi model mencakup beberapa metrik penting, seperti akurasi model, presisi, recall, dan F1 Score. Akurasi memberikan gambaran umum tentang sejauh mana model berhasil dalam tugas klasifikasi. Presisi mengukur keberhasilan model dalam membuat prediksi positif yang benar, sementara recall menilai kemampuan model dalam mendeteksi seluruh kasus positif yang ada. F1 Score adalah metrik yang menggabungkan presisi dan recall, memberikan gambaran menyeluruh tentang kinerja model dalam tugas klasifikasi.

Tahap terakhir, evaluasi model juga melibatkan pengujian pada sejumlah gambar aksara Mandailing yang belum pernah digunakan di dataset. Proses ini bertujuan untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data yang baru

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

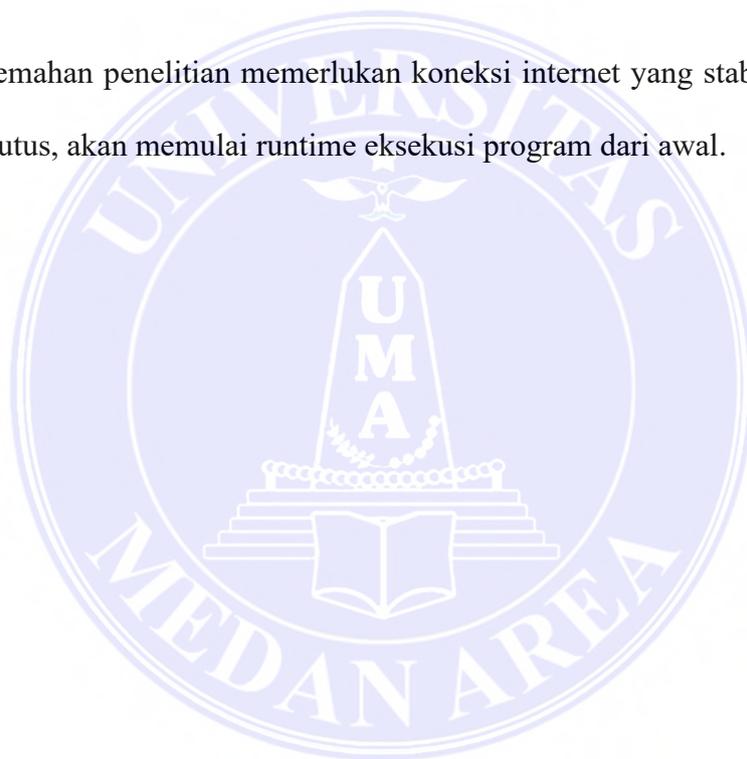
Berdasarkan hasil penelitian yang telah dipaparkan pada bab sebelumnya maka penelitian ini dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Transfer learning dengan menggunakan model VGG16 dari CNN berhasil melakukan pengenalan pola pada aksara Mandailing dengan baik.
2. Pengujian pada penelitian ini berhasil melakukan pengenalan pola dengan menggunakan data baru serta model dapat mengenali aksara Mandailing dengan akurat pada beberapa contoh gambar yang belum pernah dilihat sebelumnya.
3. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengklasifikasikan aksara Mandailing.
4. Confusion Matrix menunjukkan bahwa model mampu mengenali setiap kelas dengan sempurna, sebagaimana ditunjukkan oleh nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang tinggi dengan hasil 1.00 untuk setiap kelas.
5. Kurva ROC menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang optimal, dengan nilai AUC sebesar 1.00 untuk setiap kelasnya.

5.2. Saran

1. Untuk peneliti selanjutnya disarankan untuk melakukan pengembangan model, dengan mempertimbangkan peningkatan dalam hal arsitektur, teknik preprocessing, dan penanganan data yang lebih baik.

2. Untuk peneliti selanjutnya lakukan studi perbandingan atau penelitian lanjutan untuk membandingkan kinerja beberapa algoritma machine learning yang berbeda dengan tujuan menentukan algoritma yang memberikan hasil terbaik untuk proses pengenalan pola maupun tulisan tangan.
3. Melakukan penelitian lebih lanjut untuk menerapkan model ini pada aplikasi praktis, seperti aplikasi pengenalan aksara Mandailing secara real-time atau integrasi dalam sistem pengenalan tulisan tangan.
4. Kelemahan penelitian memerlukan koneksi internet yang stabil. Jika koneksi terputus, akan memulai runtime eksekusi program dari awal.



DAFTAR PUSTAKA

- Adiningsi, S., & Saputra, R. A. (2023). *IDENTIFIKASI JENIS DAUN TANAMAN OBAT MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DENGAN MODEL VGG16*. 451–460.
- Ahmed, F., Asif, M., Saleem, M., Mushtaq, U. F., & Imran, M. (2023). *Identification and Prediction of Brain Tumor Using VGG-16 Empowered with Explainable Artificial Intelligence*. June.
- Aneja, N., & Aneja, S. (2019). *Transfer Learning using CNN for Handwritten Devanagari Character Recognition*. 2–5.
- Anggraini, L., & Yamasari, Y. (2023). *Klasifikasi Citra Wajah Untuk Rentang Usia Menggunakan Metode Artificial Neural Network*. *Journal of Informatics and ...*, 05, 185–192.
- Annisa, Z., & Ulama, B. S. S. (2022). *Analisis Sentimen Data Ulasan Pengguna Aplikasi “ PeduliLindungi ” pada Google Play Store Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Model Multinomial*. 11(6).
- Brianorman, Y., & Munir, R. (2023). *Perbandingan Pre-Trained CNN: Klasifikasi Pengenalan Bahasa Isyarat Huruf Hijaiyah*. *J. Sistem Info. Bisnis*, 13(1), 52–59. <https://doi.org/10.21456/vol13iss1pp52-59>
- Budiawan, R., Ichwani, A., Munir, R., & Mahayana, D. (2023). *Pergeseran Paradigma pada Penelitian Pengenalan Tulisan Tangan Berdasarkan Teori Pemikiran Thomas Kuhn*. *Jurnal Filsafat Indonesia*, 6(2), 170–179.
- Darmawan, D. (2023). *IMPLEMENTASI METODE CONVOLUTIONAL NEURAL*

NETWORK (CNN) DALAM MENDETEKSI JENIS SAMPAH.

- Dayat, H. (2019). *Pengenalan Angka Pada Aksara Sunda Menggunakan Convolutional Neural Network.* January. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.26744.08960>
- Ety Sutanty, Maukar, Dina Kusuma Astuti, & Handayani. (2023). Penerapan Model Arsitektur VGG16 Untuk Klasifikasi Jenis Sampah. *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, 3(2), 407–419. <https://doi.org/10.51454/decode.v3i2.331>
- Febriawan, R. (2022). Klasifikasi Gender Pada Citra Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network Dan Transfer Learning. *Uinjkt*, 59.
- Firmansyah, R. (2021). Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolution neural Network Untuk Klasifikasi Bunga. *Paper Knowledge . Toward a Media History of Documents*, 3(2), 6.
- Ghozi, M. (2022). *IDENTIFIKASI POLA CITRA VENA JARI MENGGUNAKAN TRANSFER LEARNING RESIDUAL NETWORK* GHOZI MURTADHO, Ir. Nazrul Effendy, S.T., M.T., Ph.D., IPM. 98–99.
- Harahap, A. (2019). *DAN BINARY SEARCH PADA APLIKASI MANDAILING BERBASIS WEB (Studi Kasus : SDN 0309 Pagaran Bira) MANDAILING BERBASIS WEB (Studi Kasus : SDN 0309 Pagaran Bira)*.
- Hosna, A., Merry, E., Gyalmo, J., Alom, Z., Aung, Z., & Azim, M. A. (2022). Transfer learning: a friendly introduction. *Journal of Big Data*, 9(1). <https://doi.org/10.1186/s40537-022-00652-w>

Isa, I. G. T., & Junedi, B. (2022). *HYPERPARAMETER TUNING EPOCH DALAM MENINGKATKAN AKURASI DATA LATIH DAN DATA VALIDASI PADA CITRA PENGENDARA*. 12, 619–624.

Karimi, Z. (2021). *Confusion Matrix*. October.

Khoirul, B., & Delica, V. (2019). *Penerapan transfer learning pada convolutional neural networks dalam deteksi covid-19*.

Lubis, B. O., Ghofar Taufiq, Agus Salim, & Budi Santoso. (2020). Penerapan Model Iteratif pada Animasi Edukatif Pengenalan Aksara Mandailing sebagai Pelestarian Warisan Budaya Bangsa. *SATIN - Sains dan Teknologi Informasi*, 6(2), 34–45. <https://doi.org/10.33372/stn.v6i2.665>

Ma'arif, A. (2020). *BUKU AJAR PEMROGRAMAN LANJUT BAHASA PEMROGRAMAN PYTHON*. UNIVERSITAS AHMAD DAHLAN YOGYAKARTA.

Masykur, F., Setyawan, M. B., KuntangWinangun, & Kumalasari, E. (2022). *Penentuan Epoch pada Arsitektur Convolutional Neural Network Klasifikasi Citra Daun Tanaman Padi*.

Mulyani, Z. L. (2023). *IMPLEMENTASI METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PADA KLASIFIKASI CITRA SERAT KAYU*.

Nasution, S. (2019). *Pedoman Ringkas Menulis Aksara Mandailing di Microsoft Word*. 1–9.

Nugroho, D. D., & Nugroho, H. (2020). *Analisis Kerentanan Tanah Longsor Menggunakan Metode Frequency Ratio di Kabupaten Bandung Barat , Jawa*

Barat. 16(1), 8–18.

Phradhana, C. A. (2020). Pengenalan Aksara Jawa dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *e-Proceeding of Engineering, 7(1), 2558–2567.*

Pradana, I. (2018). *PENGENALAN POLA TULISAN TANGAN AKSARA JAWA DENGAN JARINGAN SYARAF TIRUAN METODE PERCEPTRON. 44(8), 1–8.* <https://doi.org/10.1088/1751-8113/44/8/085201>

Putra, N. S. (2023). *IMPLEMENTASI ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK IDENTIFIKASI JENIS KELAMIN DAN RAS PADA CITRA WAJAH.*

Ribani, R., & Marengoni, M. (2019). A Survey of Transfer Learning for Convolutional Neural Networks. *Proceedings - 32nd Conference on Graphics, Patterns and Images Tutorials, SIBGRAPI-T 2019, 47–57.* <https://doi.org/10.1109/SIBGRAPI-T.2019.00010>

Saputra, O., Mulyana, D. I., & Yel, M. B. (2022). Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Senjata Tradisional Di Jawa Tengah Dengan Metode Transfer Learning. *Jurnal SISKOM-KB (Sistem Komputer dan Kecerdasan Buatan), 5(2), 45–52.* <https://doi.org/10.47970/siskom-kb.v5i2.282>

Simanjuntak, R. M. (2019). *EKSPLORASI ETNOMATEMATIKA PADA AKSARA BATAK. 02(01), 9–10.* <https://doi.org/10.4324/9780203169483-3>

Tanjung, J. P., & Muhathir. (2020). *Classification of facial expressions using*

SVM and HOG. 3(2), 210–215.

Tanuwijaya, E., & Roseanne, A. (2021). Modifikasi Arsitektur VGG16 untuk Klasifikasi Citra Digital Rempah- Rempah Indonesia Classification of Indonesian Spices Digital Image using Modified VGG 16 Architecture. *Jurnal Manajemen, Teknik Informatika, dan Rekayasa Komputer*, 21(1), 191–198. <https://doi.org/10.30812/matrik.v21i1.xxx>

Wahyudi, A. (2023). *PENERAPAN METODE DEEP LEARNING UNTUK IDENTIFIKASI WAYANG INDONESIA*.

Weny Indah Kusumawati, & Adisaputra Zidha Noorizki. (2023). Perbandingan Performa Algoritma VGG16 Dan VGG19 Melalui Metode CNN Untuk Klasifikasi Varietas Beras. *Journal of Computer, Electronic, and Telecommunication*, 4(2). <https://doi.org/10.52435/complete.v4i2.387>

Wijaya, A. E., Swastika, W., & Kelana, O. H. (2021). Implementasi Transfer Learning Pada Convolutional Neural Network Untuk Diagnosis Covid-19 Dan Pneumonia Pada Citra X-Ray. *Sainsbertek Jurnal Ilmiah Sains & Teknologi*, 2(1), 10–15. <https://doi.org/10.33479/sb.v2i1.125>

Zhuang, F., Qi, Z., Duan, K., Xi, D., Zhu, Y., Zhu, H., Xiong, H., & He, Q. (2021). A Comprehensive Survey on Transfer Learning. *Proceedings of the IEEE*, 109(1), 43–76. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2020.3004555>

Source Code

```

# 1. Import Library yang Dibutuhkan
from keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D, Flatten,
Dense
from keras.applications import VGG16
from keras.models import Sequential
from google.colab import drive
import os
import cv2
from tqdm import tqdm
import numpy as np
from keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from sklearn.model_selection import train_test_split
from keras.utils import to_categorical
import seaborn as sns
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from sklearn.metrics import classification_report,
confusion_matrix, roc_curve, auc
import matplotlib.pyplot as plt
import warnings

# 2. Mount Google Drive
drive.mount('/content/drive')

# 3. Variabel untuk data gambar
X = []
Z = []
IMG_SIZE = 150

# 4. Direktori untuk masing-masing kategori aksara
direktori_aksara = {
    'Wa': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/Wa/',
    'Ya': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/Ya/',
    'Nya': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/Nya/',
    'Na': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/Na/',
    'Pa': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/Pa/',
    'Sa': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/Sa/',
    'Nga': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/Nga/',
    'U': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/U/',
    'Ra': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/Ra/',
    'Ta': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/Ta/',
    'Ga': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/Ga/',
    'Ka': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/Ka/',
    'Ja': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/Ja/',
    'Ha': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/Ha/',

```

```

'Ma': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/Ma/',
'La': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/La/',
'Ba': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/Ba/',
'Da': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/Da/',
'I': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/I/',
'Ca': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/Ca/',
'A': '/content/drive/MyDrive/Mandailing Final/A/'
}

# 5. Fungsi untuk menetapkan label pada gambar
def assign_label(img, aksara):
    return aksara

# 6. Fungsi untuk membuat data pelatihan
def make_train_data(aksara, DIR):
    count = 0
    for img in tqdm(os.listdir(DIR)):
        label = assign_label(img, aksara)
        path = os.path.join(DIR, img)
        img = cv2.imread(path, cv2.IMREAD_COLOR)
        img = cv2.resize(img, (IMG_SIZE, IMG_SIZE))
        X.append(np.array(img))
        Z.append(str(label))
        count += 1
    print(f"Aksara: {aksara}, Jumlah data: {count}")

# 7. Mengumpulkan data untuk setiap aksara
for label, directory in direktori_aksara.items():
    make_train_data(label, directory)

# 8. Total data keseluruhan
print(f"Total Data Aksara: {len(Z)}")

# 9. Mengonversi label ke nilai numerik
le = LabelEncoder()
Z = le.fit_transform(Z)

# 10. Membagi data menjadi set pelatihan dan pengujian
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, Z,
    test_size=0.2, random_state=42)

# 11. Normalisasi data gambar
X_train = np.array(X_train) / 255.0
X_test = np.array(X_test) / 255.0

# 12. Konversi label ke one-hot encoding

```

```

y_train = to_categorical(y_train,
num_classes=len(np.unique(Z)))
y_test = to_categorical(y_test,
num_classes=len(np.unique(Z)))

# 13. Model Transfer Learning menggunakan VGG16
base_model = VGG16(weights='imagenet', include_top=False,
input_shape=(IMG_SIZE, IMG_SIZE, 3))
model = Sequential()
model.add(base_model)
model.add(Flatten())
model.add(Dense(256, activation='relu'))
model.add(Dense(len(np.unique(Z)), activation='softmax'))

# 14. Mengunci lapisan pre-trained agar tidak di-update
for layer in base_model.layers:
    layer.trainable = False

# 15. Kompilasi model
model.compile(optimizer='adam',
loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])

# 16. Pelatihan model
history = model.fit(X_train, y_train, epochs=10,
validation_data=(X_test, y_test))

# 17. Evaluasi model
accuracy = model.evaluate(X_test, y_test)[1]
print(f"Akurasi Pengujian: {accuracy * 100:.2f}%")

# 18. Prediksi pada set validasi
predictions = model.predict(X_test)

# 19. Membuat Confusion Matrix
y_pred = np.argmax(predictions, axis=1)
y_true = np.argmax(y_test, axis=1)
conf_matrix = confusion_matrix(y_true, y_pred)
plt.figure(figsize=(8, 6))
sns.heatmap(conf_matrix, annot=True, fmt='d', cmap='Blues',
xticklabels=le.classes_, yticklabels=le.classes_)
plt.title('Confusion Matrix')
plt.xlabel('Predicted')
plt.ylabel('True')
plt.show()

# 20. Visualisasi Kurva ROC untuk tiap kelas
plt.figure(figsize=(10, 8))

```

```
for i in range(len(le.classes_)):
    fpr, tpr, _ = roc_curve(y_test[:, i], predictions[:, i])
    roc_auc = auc(fpr, tpr)
    plt.plot(fpr, tpr, label=f'{le.classes_[i]} (AUC =
{roc_auc:.2f})')

plt.plot([0, 1], [0, 1], 'k--', lw=2)
plt.xlabel('False Positive Rate')
plt.ylabel('True Positive Rate')
plt.title('Kurva ROC')
plt.legend(loc="lower right")
plt.show()

# 21. Prediksi pada gambar baru
new_data_path = '/content/drive/MyDrive/example-Ca.jpg'
new_img = cv2.imread(new_data_path, cv2.IMREAD_COLOR)
new_img = cv2.resize(new_img, (IMG_SIZE, IMG_SIZE))
new_img = np.expand_dims(new_img / 255.0, axis=0)
prediksi_new_data = model.predict(new_img)
kelas_prediksi =
le.inverse_transform([np.argmax(prediksi_new_data)])
print(f"Aksara Prediksi untuk Gambar Baru:
{kelas_prediksi}")
```



UNIVERSITAS MEDAN AREA

FAKULTAS TEKNIK

Kampus I : Jalan Kolam Nomor 1 Medan Estate/Jalan PBSI Nomor 1 (061) 7366878, 7360168, 7364348, 7366781, Fax (061) 7366998 Medan 20223
Kampus II : Jalan Setia Budi Nomor 79 / Jalan Sei Serayu Nomor 70 A, (061) 8225602, Fax. (061) 8226331 Medan 20122
Website: www.teknik.uma.ac.id E-mail: univ_medanarea@uma.ac.id

Nomor : 79/FT.6/01.10/1/2024
Lamp : -
Hal : Perubahan Judul Tugas Akhir

30 Januari 2024

Yth, Pembimbing Tugas Akhir
Dr. Rahmad Syah, S.Kom, M. Kom
di
Tempat

Dengan hormat, Sehubungan dengan adanya perubahan judul tugas akhir maka perlu diterbitkan kembali SK Pembimbing Skripsi baru atas nama mahasiswa tersebut :

Nama : Nurafni Pohan
N P M : 198160083
Jurusan : Teknik Informatika

Maka dengan hormat kami mengharapkan kesediaan saudara :

Dr. Rahmad Syah, S.Kom, M. Kom (Sebagai Pembimbing)

Adapun Tugas Akhir Skripsi berjudul :

"Penerapan Metode *Transfer Learning* dengan Algoritma *Convolutional Neural Networks* pada Pengenalan Pola Tulisan Aksara Mandailing".

SK Pembimbing ini berlaku selama enam bulan terhitung sejak SK ini diterbitkan. Jika proses pembimbing melebihi batas waktu yang telah ditetapkan, SK ini dapat ditinjau ulang.

Demikian kami sampaikan, atas kesediaan saudara diucapkan terima kasih.

Dekan,

Dr. Eng. Supriatno, ST, MT
FAKULTAS TEKNIK





UNIVERSITAS MEDAN AREA FAKULTAS TEKNIK

Kampus I : Jalan Kolam Nomor 1 Medan Estate/Jalan PBSI Nomor 1 (061) 7366878, 7360168, 7364348, 7366781, Fax.(061) 7366998 Medan 20223
Kampus II : Jalan Setiabudi Nomor 79 / Jalan Sei Serayu Nomor 70 A, (061) 8225602, Fax. (061) 8226331 Medan 20122
Website: www.teknik.uma.ac.id E-mail: univ_medanarea@uma.ac.id

Nomor : 673 /FT.6/01.10/IX/2023
Lamp : -
Hal : Penelitian Dan Pengambilan Data Tugas Akhir

2 September 2023

Yth. Kepala Dinas Perpustakaan dan Kearsipan Kab. Labuhanbatu
Jln. Meranti No. 04
Di
Rantauprapat

Dengan hormat,
Kami mohon kesediaan Bapak/Ibu berkenan untuk memberikan izin dan kesempatan kepada mahasiswa kami tersebut dibawah ini :

NO	NAMA	NPM	PRODI
1	Nurafni Pohan	198160083	Teknik Informatika

Untuk melaksanakan Penelitian dan Pengambilan Data Tugas Akhir pada perusahaan/Instansi yang Bapak/Ibu Pimpin.

Perlu kami jelaskan bahwa Pengambilan Data tersebut adalah semata-mata untuk tujuan ilmiah dan Skripsi yang merupakan salah satu syarat bagi mahasiswa tersebut untuk mengikuti ujian sarjana pada Fakultas Teknik Universitas Medan Area dan tidak untuk dipublikasikan, dengan judul penelitian :

Penerapan Metode *Transfer Learning* dengan Algoritma *Convolutional Neural Networks* pada Pengenalan Pola Tulisan Aksara Mandailing

Atas perhatian dan kerja sama yang baik diucapkan terima kasih.

Tembusan :
1. Ka. BAMAI
2. Mahasiswa
3. File

Dekan,

Dr. Rahmat Syah, S. Kom, M. Kom





PEMERINTAH KABUPATEN LABUHANBATU
DINAS PERPUSTAKAAN DAN ARSIP
Alamat : Jalan Meranti No. 04 Rantauprapat
Telp. (0624) 693328 Fax : (0624) 693328

Nomor : 041/413/Dpk-III/2024
Lamp : -
Hal : Selesai Riset

Berdasarkan surat dalam Fakultas Teknik Universitas Medan Area No : 673/FT.6/01.10/IX/2023 tanggal 2 September 2023 tentang izin pengambilan data untuk tugas akhir mahasiswa atas nama:

Nama : Nurafni Pohan
No. Pokok Mahasiswa : 198160083
Fakultas : Teknik
Program Studi : Teknik Informatika

Benar telah selesai Pengambilan Data Tugas Akhir di Dinas Perpustakaan dan Kearsipan Kabupaten Labuhanbatu dengan judul skripsi “ Penerapan Metode Transfer Learning dengan Algoritma Convolutional Neural Networks pada Pengenalan Pola Tulisan Aksara Mandailing”

Dan kami harapkan data tersebut kiranya dapat membantu yang bersangkutan dalam penyusunan skripsi dan dapat bermanfaat bagi mahasiswa khususnya Fakultas Teknik Universitas Medan Area.

Demikian surat ini diterbitkan untuk dapat digunakan seperlunya.

Medan, 10 Oktober 2023

Kepala Dinas Perpustakaan dan Kearsipan
Kabupaten Labuhanbatu



Agnita Rehulina S.Pd
198212012011012008

TURNITIN NURAFNI.pdf

ORIGINALITY REPORT

23%	21%	9%	8%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	repositori.uma.ac.id Internet Source	3%
2	123dok.com Internet Source	2%
3	vdocuments.pub Internet Source	1%
4	repository.unja.ac.id Internet Source	1%
5	journals.nauka-nanrk.kz Internet Source	1%
6	ejurnal.its.ac.id Internet Source	1%
7	digilib.unila.ac.id Internet Source	1%
8	jurnal.uhn.ac.id Internet Source	1%
9	repo.itera.ac.id Internet Source	1%