

**ANALISIS MODEL ARSITEKTUR *RESNET* DALAM
MENGKLASIFIKASI JENIS HIOU SIMALUNGUN**

SKRIPSI

ANNISA NST

198160088



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

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

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

Document Accepted 13/12/24

Access From (repository.uma.ac.id)13/12/24

**ANALISIS MODEL ARSITEKTUR *RESNET* DALAM MENGLASIFIKASI
JENIS HIOU SIMALUNGUN**

SKRIPSI

Diajukan Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh

Gelar Sarjana di Fakultas Teknik

Universitas Medan Area



Oleh :

ANNISA NST

198160088

FAKULTAS TEKNIK

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA

UNIVERSITAS MEDAN AREA

2024

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : Analisis Model Arsitektur *ResNet* Dalam Mengklasifikasi Jenis Hiou
Simalungun
Nama : Annisa Nst
NPM : 198160088
Fakultas : Teknik Informatika

Disetujui Oleh Komisi Pembimbing

Pembimbing



Muhathir, S.T, M.Kom
NIDN : 0101119201

Dekan Fakultas Teknik

Ketua Prodi Teknik Informatika



Matno S.T, M.T
NIDN : 0102027402



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

Tanggal Lulus : Agustus 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 sanksi-sanksi lainnya dengan peraturan yang berlaku, apabila di kemudian hari ditemukan adanya plagiat dalam skripsi ini.

Medan, 2024

Tanda Tangan



Annisa Nasution
198160088

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


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

Nama : Annisa Nst
NPM : 198160088
Program Studi : Teknik Informatika
Fakultas : Teknik
Jenis karya : Tugas Akhir/Skripsi/Tesis

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 : “**Analisis Model Arsitektur ResNet Dalam Mengklasifikasi Jenis Hiou Simalungun**” Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Medan Area berhak menyimpan, mengalihmedia/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan memublikasikan 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.

Dibuat di : Medan
Pada tanggal : 2024

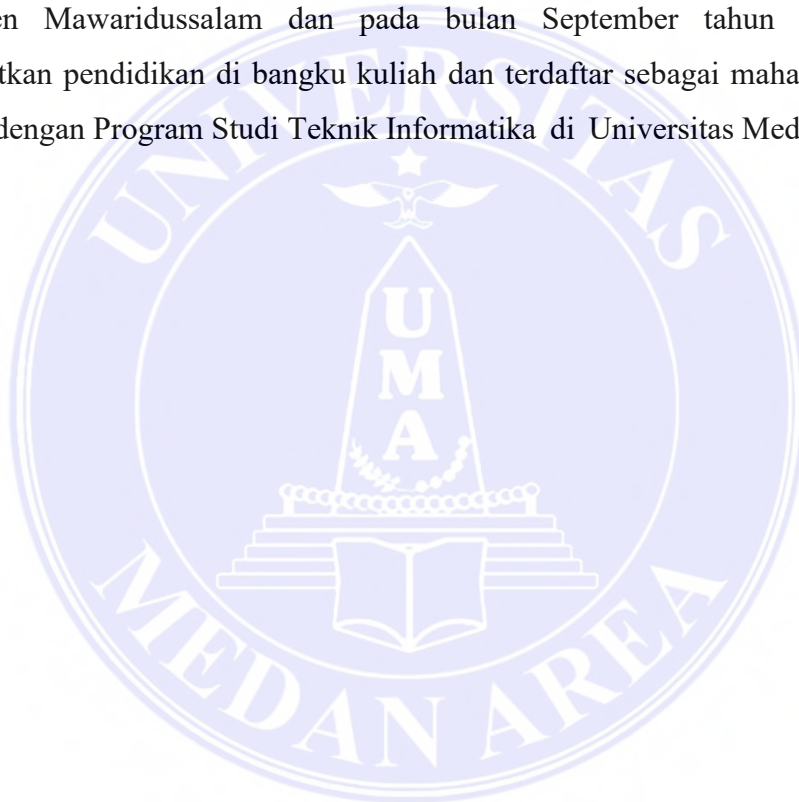
Yang menyatakan



Annisa Nst
198160088

RIWAYAT HIDUP

Penulis dilahirkan di Bandar Setia pada tanggal 17 Maret 2001 dari ayah Muhammad Fazuli Nst dan ibu Siti Aisah. Penulis merupakan anak tunggal. Penulis pertama kalinya mengenyam pendidikan di bangku SD IT Nurul Fadillah pada tahun 2007 dan lulus pada tahun 2013. Kemudian penulis melanjutkan pendidikan ke jenjang SMP pada tahun 2013 di Pondok Pesantren Mawaridussalam dan lulus pada tahun 2016. Pada tahun yang sama, penulis melanjutkan ke jenjang selanjutnya yaitu di Pondok Pesantren Mawaridussalam dan pada bulan September tahun 2019, penulis melanjutkan pendidikan di bangku kuliah dan terdaftar sebagai mahasiswa Fakultas Teknik dengan Program Studi Teknik Informatika di Universitas Medan Area.



ABSTRAK

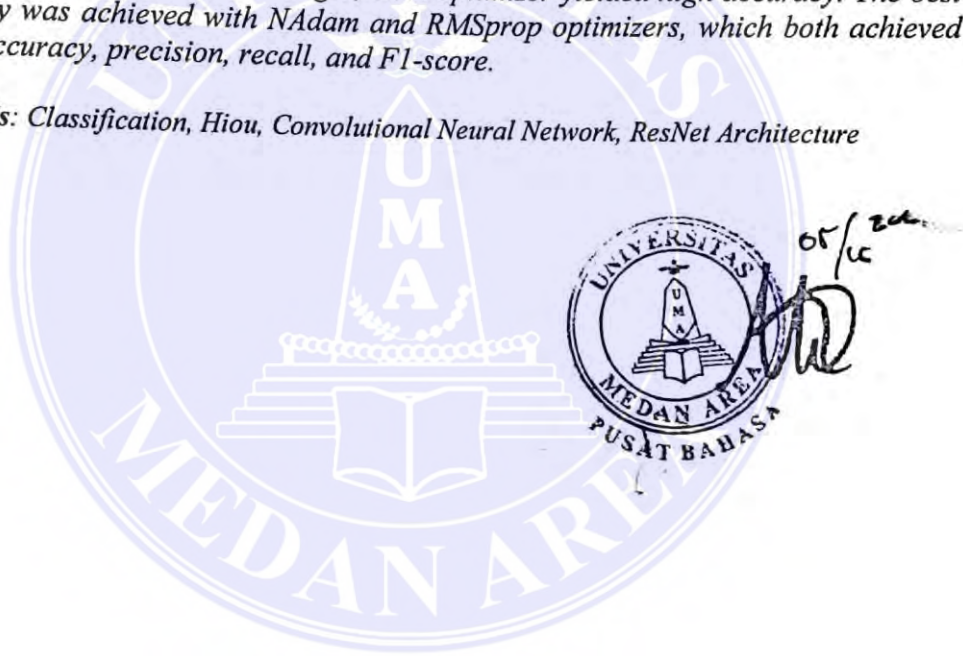
Hiou Simalungun merupakan kain tradisional budaya suatu kawasan yang memiliki ciri dan memiliki nilai sosial budaya bagi pemiliknya. Kain hiou merupakan salah satu kearifan lokal yang dimiliki oleh masyarakat suku simalungun hingga saat ini. Namun Masih banyak masyarakat Indonesia, terutama di Sumatera Utara, yang belum mengenal beragam jenis kain Hiou Simalungun. Untuk memastikan jenis ulos yang kita miliki, kita biasanya meminta keterangan langsung dari penenunnya atau orang tua yang ahli di bidang ini. Sayangnya, metode ini cukup memakan waktu dan tidak selalu menjamin keakuratan hasilnya, sehingga tidak cukup untuk mengidentifikasi jenis ulos dengan pasti karena keragaman motif dan teknik pembuatannya. Untuk memudahkan dan mempersingkat waktu maka identifikasi jenis hiou dapat dilakukan dengan pendekatan teknologi. Klasifikasi yang dilakukan dalam penelitian ini menggunakan arsitektur *ResNet* dari *CNN*. Berdasarkan hasil *training* pada lima *optimizer* yang diuji dengan menggunakan dataset *training* memanfaatkan Hypeparameter *Epoch* 20, Input Shape 224x224x3 (RGB channel), *batch size* 32 dan *Optimizer* (*Adam*, *NAdam*, *RMSprop*, *SGD*, *Adadelta*) dan Learning Rate 0.001 dengan dataset 1800 citra Hiou. Hasil yang diperoleh oleh masing-masing *Optimizer* memperoleh Akurasi yang baik, Dimana akurasi terbaik yaitu *Optimizer NAdam* Dan *RMSprop* memperoleh Akurasi sebesar 100%, *Precision* 100%, *Recall* 100%, *F1-score* 100%.

Kata Kunci: Klasifikasi, Hiou, *Convolutional Neural Network*, Arsitektur *ResNet*

ABSTRACT

Hiou Simalungun is a traditional fabric of a region that has distinctive characteristics and cultural value for its owners. The hiou cloth is one of the local wisdoms preserved by the Simalungun ethnic community to this day. However, many people in Indonesia, especially in North Sumatra, are not yet familiar with the various types of Hiou Simalungun fabric. To verify the type of hiou, one typically seeks direct information from the weaver or an elder expert. Unfortunately, this method is time-consuming and does not always guarantee accuracy, making it insufficient for definitive identification of hiou types due to the diversity of motifs and weaving techniques. To simplify and expedite the identification process, a technological approach can be used. The classification in this research employed the ResNet architecture from CNN. Based on training results using five optimizers with a training dataset and applying the hyperparameters Epoch 20, Input Shape 224x224x3 (RGB channel), batch size 32, and optimizers (Adam, NAdam, RMSprop, SGD, Adadelta) with a Learning Rate of 0.001 using a dataset of 1800 hiou images, each optimizer yielded high accuracy. The best accuracy was achieved with NAdam and RMSprop optimizers, which both achieved 100% accuracy, precision, recall, and F1-score.

Keywords: *Classification, Hiou, Convolutional Neural Network, ResNet Architecture*



KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis haturkan kehadirat Allah SWT, karena berkat rahmat dan hidayah-Nya-lah saya dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “**Analisis Model Arsitektur ResNet Dalam Mengklasifikasi Jenis Hiou Simalungun**”. Skripsi ini dibuat untuk memnuhi tugas akhir perkuliahan dan sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana Strata 1 di program studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Medan Area. Selain itu skripsi ini juga dibuat sebagai salah satu wujud implementasi dari ilmu yang didapatkan selama masa perkuliahan di Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Medan Area. Penulis menyadari bahwa skripsi masih jauh darisempurna. Oleh karna itu, penulis berharap dapat belajar lebih banyak lagi dalam mengimplementasikan ilmu yang didapatkan. Skripsi ini tentunya tidak lepas dari bimbingan, masukan, dan arahan dari berbagai pihak. Oleh karna itu, pada kesempatan inisaya ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada :

- 1) Bapak Dr. Eng. Supriatno, ST., M.T. sebagai Dekan Fakultas Teknik Universitas Medan Area.
- 2) Bapak Muhathir, ST., M.Kom. sebagai dosen pembimbing utama yang telah meluangkan waktu memberikan dukungan, bimbingan, dan motifasi dalam menyelesaikan skripsi ini.
- 3) Bapak Rizki Muliono, S.Kom, M.Kom. sebagai Ketua Program Studi Teknik Informatika yang telah memberikan dukungan selama masa perkuliahan di TeknikInformatika Universitas Medan Area.

- 4) Terima kasih yang sebesar-besarnya kepada kedua orangtua saya tercinta, Ayahanda Muhammad Fazuli Nst dan Ibunda Siti Aisah. Yang selalu memberikan cinta, doa, dukungan, dan semangat yang tiada henti. Semoga skripsi ini menjadi wujud kecil dari rasa terima kasih saya atas perjuangan dan pengorbanan yang telah di berikan.
- 5) Seluruh Dosen dan Staf Program Studi Teknik Informatika Universitas Medan Area.
- 6) Seluruh teman-teman yang sudah memberikan dukungannya selama penulisan proposal skripsi ini, khusus nya teman-teman Teknik Informatika angkatan 2019.
- 7) Teruntuk teman-teman seperjuangan saya, Ainun Fadhillah, Nurul Almadinah Pane, dan Deanisa Luthfy Casenda. Teima kasih telah menjadi teman dalam suka dan duka selama menjalani perkuliahan, penelitian, hingga penyusunan skripsi ini. Terima kasih atas semangat, motivasi, dan saling bantu yang kalian berikan selama perkuliahan ini. Semoga semua perjuangan dan kebersamaan kita selama masa kuliah ini membawa manfaat dan keberkahan bagi kita semua, dan semoga pertemanan kita tetap terjaga.
- 8) Terakhir, terima kasih untuk diri sendiri, karena telah mampu berusaha keras dan berjuang sejauh ini. Mampu mengendalikan diri dari berbagai tekanan di luar keadaan dan tak pernah memutuskan menyerah sesulit apapun proses penyusunan skripsi ini dengan menyelesaikan sebaik dan semaksimal mungkin, ini merupakan pencapaian yang patut dibanggakan untuk diri sendiri. Semoga apa yang telah dicapai hari ini menjadi awal dari perjalanan

yang lebih besar dan penuh makna.

Saya berharap semoga tuhan yang maha Esa mengkaruniakan rahmat dan hidayah-Nya kepada mereka semua. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi kita semua, aamiin.

Medan, 2024

Annisa Nst.


Penulis,



DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN	iv
HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR/SKRIPSI/TESIS UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS	v
RIWAYAT HIDUP	vi
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	viii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xii
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR GAMBAR	xvi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Batasan Masalah.....	5
1.5 Tujuan Penelitian.....	6
1.6 Manfaat Penelitian.....	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 <i>Deep Learning</i>	7
2.2 <i>Convolution Neural Network</i>	8
2.2.1 <i>Convolution Layer</i>	9
2.2.2 <i>Pooling Layer</i>	9
2.2.3 <i>Fully connected layer</i>	9
2.3 <i>Residual Network (ResNet)</i>	10
2.4 Hiou Simalungun.....	11
2.4.1 Hiou Ragidup	12
2.4.2 Hiou Hati Rongga.....	13

2.4.3 Hiou Simangkat Angkat	13
2.4.4 Hiou Bulang	14
2.4.5 Hiou Mangiring	14
2.4.6 Hiou Suri-Suri	15
2.4.7 Hiou Tappunei	15
2.4.8 Hiou Bintang Maratur	16
2.4.9 Hiou Ragi Sapot	16
2.5 Penelitian Terdahulu.....	17
BAB III METODE PENELITIAN	22
3.1 Kerangka Penelitian	22
3.1.1 <i>ResNet</i> Model	23
3.1.2 Teknik Pengumpulan Data	23
3.1.3 Pembagian Data.....	24
3.2 Analisis Kebutuhan Perangkat	25
3.3 <i>Hyperparameter</i>	26
3.4 Metode Evaluasi	27
3.4.1 Parameter Performasi	27
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	31
4.1 Hasil.....	31
4.1.1 Visualisasi Hiou	31
4.1.2 Augmentasi Dataset.....	32
4.1.3 <i>Training</i> dan Evaluasi Model <i>ResNet</i> Dengan <i>Optimizer Adam</i>	33
4.1.4 <i>Training</i> Dan Evaluasi Model <i>ResNet</i> Dengan <i>Optimizer NAdam</i>	35
4.1.5 <i>Training</i> Dan Evaluasi Model <i>ResNet</i> Dengan <i>Optimizer RMSprop</i>	37
4.1.6 <i>Training</i> Dan Evaluasi Model <i>ResNet</i> Dengan <i>Optimizer SGD</i>	39
4.1.7 <i>Training</i> Dan Evaluasi Model <i>ResNet</i> Dengan <i>Optimizer Adadelta</i>	41
4.2 Pembahasan	44
4.3 Pencapaian Penelitian Terdahulu	45

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	47
5.1 Kesimpulan.....	47
5.2 Saran.....	47
DAFTAR PUSTAKA	49
LAMPIRAN.....	53



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Ringkasan Penelitian Terkait	17
Tabel 2. 2 Penelitian Kasus Terkait	20
Tabel 3. 1 Pembagian Data Training, Testing, dan Validasi	25
Tabel 3. 2 Perangkat Keras Yang Digunakan	26
Tabel 3. 3 Perangkat Lunak Yang Digunakan	26
Tabel 3. 4 <i>Hyperparameter</i>	26
Tabel 3. 5 Kelas Positive dan Negative	28
Tabel 4. 1 <i>Clasification report Optimizer Adam</i>	35
Tabel 4. 2 <i>Clasification report Optimizer NAdam</i>	37
Tabel 4. 3 <i>Clasification report Optimizer RMSprop</i>	39
Tabel 4. 4 <i>Clasification report Optimizer SGD</i>	41
Tabel 4. 5 <i>Clasification report Optimizer Adadelata</i>	43
Tabel 4. 6 Perbandingan Pengujian <i>Optimizer</i>	44
Tabel 4. 7 Hasil Penelitian Terdahulu.....	45

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Struktur Dasar <i>CNN</i> (Peryanto et al., 2020).....	8
Gambar 2. 2 Proses <i>Pooling Layer</i> (Peryanto et al., 2020).....	9
Gambar 2. 3 Proses <i>Fully connected layer</i> (Peryanto et al., 2020).....	10
Gambar 2. 4 Blok <i>ResNet</i> (Anshori, 2023)	11
Gambar 2. 5 Arsitektur <i>ResNet</i> (Ibrahim, 2022)	11
Gambar 2. 6 Hiou Ragidup	12
Gambar 2. 7 Hiou Hati Rongga.....	13
Gambar 2. 8 Hiou Simangkat Angkat	13
Gambar 2. 9 Hiou Bulang	14
Gambar 2.10 Hiou Mangiring	14
Gambar 2.11 Hiou Suri-Suri	15
Gambar 2.12 Hiou Tappunei.....	15
Gambar 2.13 Hiou Bintang Maratur	16
Gambar 2.14 Hiou Ragi Sapot	16
Gambar 3. 1 Kerangka Kerja Penelitian	22
Gambar 3. 2 <i>ResNet</i> Model	23
Gambar 4. 1 Visualisasi Hiou Simalungun	31
Gambar 4. 2 Sample Hasil Augmentasi Hiou Simalungun.....	32
Gambar 4. 3 <i>Training Dan Validation Accuracy Optimizer Adam</i>	33
Gambar 4. 4 <i>Confusion matrix Optimizer Adam</i>	34
Gambar 4. 5 <i>Training dan Validation Accuracy Optimizer NAdam</i>	36
Gambar 4. 6 <i>Confusion matrix Optimizer NAdam</i>	36
Gambar 4. 7 <i>Training dan Validation Accuracy Optimizer RMSprop</i>	38
Gambar 4. 8 <i>Confusion matrix Optimizer RMSprop</i>	38
Gambar 4. 9 <i>Training dan Validation Accuracy Optimizer SGD</i>	40
Gambar 4. 10 <i>Confusion matrix Optimizer SGD</i>	40
Gambar 4. 11 <i>Training dan Validation Accuracy Optimizer Adadelata</i>	42
Gambar 4. 12 <i>Confusion matrix Optimizer Adadelata</i>	42

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia adalah Negara yang memiliki kekayaan yang tersebar mulai dari Sabang sampai Merauke, juga memiliki keanekaragaman suku bangsa yang masing-masing dari suku tersebut memiliki sejarahnya tersendiri (Mahdayeni et al., 2019). Indonesia juga terkenal akan keragaman seni dan budaya seperti Batik, Ulos, dan Hiou. Salah satu keragamannya terdapat pada suku batak simalungun, yaitu hiou simalungun yang beberapa sebagian besar masyarakat Simalungun menetap di kabupaten Simalungun, namun etnik ini juga menyebar ke daerah wilayah di luar Provinsi Sumatra Utara (Purba & Sumantri, 2020). Masyarakat Simalungun sangat menjunjung tinggi adat istiadat leluhur mereka. Hal ini tercermin dari nilai-nilai luhur yang mereka anut dan tertanam kuat dalam kehidupan sehari-hari. Salah satu warisan budaya yang paling dibanggakan oleh suku ini adalah tradisi menenun ulos. Kegiatan yang disebut Martonun ulos ini tidak hanya menghasilkan kain tenun yang indah bernama hiou, tetapi juga menjadi cerminan identitas dan kekayaan budaya Simalungun (Desiani, 2022).

Masyarakat Simalungun menganggap hiou sebagai harta karun budaya yang sangat berharga. Kain tenun ini bukan hanya sekadar penutup tubuh, tetapi juga mengandung nilai-nilai filosofis yang mendalam dalam setiap motifnya. Meskipun dahulu hiou menjadi bagian dari pakaian sehari-hari, kini keberadaannya lebih dikhususkan untuk acara-acara adat, menjadikannya simbol identitas dan penghubung dengan leluhur. (Damanik, 2019). Bagi suku Batak, kain ulos tidak hanya digunakan

untuk pakaian sehari-hari tetapi juga di pakai untuk upacara adat. Kain ulos memegang peranan penting dalam pelaksanaan upacara adat Batak. Jenis dan keberadaan ulos dalam suatu upacara tidak hanya sekedar pelengkap, tetapi juga merupakan bentuk penghormatan yang mendalam kepada seluruh pihak yang terlibat, baik mereka yang menjalankan adat maupun tamu undangan yang hadir. (Lubis et al., 2020). Kain hiou Simalungun memiliki nilai budaya yang sangat tinggi. Kain ini tidak hanya berfungsi sebagai pakaian, tetapi juga sebagai simbol identitas dan kekayaan budaya masyarakat Simalungun. Bentuk dan motif hiou yang beragam mencerminkan keragaman seni dan tradisi masyarakat Simalungun. Misalnya, bulang yang digunakan sebagai penutup kepala wanita, atau rasi panei yang menjadi ciri khas pakaian tradisional wanita Simalungun (Baiduri & Putri, 2019). Kain *Hiou* Simalungun ini memiliki beragam jenis, terbagi menurut cara menggunakannya yaitu di jadikan sebagai hiasan kepala, selendang, ikat pinggang, dan sarung. Keanekaragaman kain Hiou Simalungun sangat kaya. Tercatat ada 13 jenis kain Hiou dengan motif yang berbeda-beda. Mulai dari motif hati rongga yang halus hingga motif simangkat-angkat yang lebih rumit, setiap jenis kain memiliki keindahan dan makna tersendiri dalam budaya Simalungun (Purba et al., 2019).

Masih banyak masyarakat Indonesia, terutama di Sumatera Utara, yang belum mengenal beragam jenis kain Hiou. Padahal, Hiou memiliki peran sangat penting dalam kehidupan masyarakat Batak, mulai dari kelahiran hingga kematian. Dahulu, kain Hiou begitu melekat dalam setiap momen penting, namun kini pemahaman masyarakat tentang motif dan warna Hiou semakin berkurang. Akibatnya, nilai dan fungsi tradisional kain ini mulai terkikis, bahkan terancam oleh tindakan plagiarisme

(Lubis & Sandi, 2020). Untuk memastikan jenis ulos yang kita miliki, kita biasanya meminta keterangan langsung dari penenunnya atau orang tua yang ahli di bidang ini. Sayangnya, metode ini cukup memakan waktu dan tidak selalu menjamin keakuratan hasilnya. Pengamatan secara langsung dan pengetahuan turun-temurun memang penting, tetapi tidak cukup untuk mengidentifikasi jenis ulos dengan pasti karena keragaman motif dan teknik pembuatannya.

Penelitian yang membahas kasus keberagaman seni dan budaya Indonesia telah dilakukan oleh (Eka Fitrilia Sari Hutagalung & Pardomuan Sitompul, 2023). Untuk klasifikasi jenis ulos telah ada digunakan, dengan judul “Implementasi *Deep learning* Menggunakan Metode *CNN* Untuk Klasifikasi Jenis Ulos Batak Toba”. Penelitian (Salsabila et al., 2023) membahas tentang “Klasifikasi Motif Batik Karawang Berbasis Citra Digital dengan Principal Componen Analysis dan K-Nearest Neighbor”. Keragaman motif batik yang sangat kaya di Indonesia, sekaligus menjadi tantangan tersendiri dalam upaya pelestarian dan pengembangannya. Ketidakmampuan untuk mengidentifikasi motif batik dengan tepat dapat berakibat pada munculnya plagiarisme, di mana motif batik asli ditiru tanpa pengakuan terhadap penciptanya. Selain itu, kesulitan dalam identifikasi juga dapat menghambat upaya dokumentasi dan klasifikasi motif batik secara sistematis. Penelitian (Wona et al., 2023). Membahas tentang klasifikasi jenis batik indonesia menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)*. Penelitian (Hakim et al., 2023). Membahas tentang mengklasifikasi jenis motif batik Banyuwangi dengan menggunakan algoritma *CNN* dan arsitektur MyCustomModel. Penelitian (Riadi et al., 2023) ini menggunakan metode Naive Bayes dan ekstraksi fitur GLCM yang membahas tentang

mengklasifikasi batik khas Surakarta. (Handayani et al., 2023). Pada penelitian ini membahas klasifikasi jenis batik khas jambi yaitu batik Basurek dengan SVM, Transfer Learning, VGG-16. (Fitriani et al., 2023). Penelitian tentang klasifikasi batik Garutan yang menggunakan *Deep learning* dan Algoritma *CNN*.

Berdasarkan penelitian terdahulu dalam mengklasifikasi keberagaman seni budaya belum ada yang memanfaatkan arsitektur *ResNet50*. Maka dalam penelitian ini menguji *ResNet50* untuk mengklasifikasi jenis hiou simalungun. Alasan penelitian Arsitektur *ResNet50* adalah berdasarkan penelitian terdahulu. Penelitian yang membahas kasus menggunakan arsitektur *ResNet* telah dilakukan oleh (Sarwinda et al., 2021). membahas tentang “*Deep learning in Image Classification using Residual Network (ResNet) Variants for Detection of Colorectal Cancer*”. Menggunakan metode *Deep learning* dalam mengklasifikasi citra untuk mendeteksi kanker kolorektal dengan menggunakan arsitektur *ResNet*. Pada penelitian (Sarwinda et al., 2021). membahas tentang mengidentifikasi penyakit pada daun kopi Robusta menggunakan *ResNet-50*, banyak metode dan arsitektur *CNN* yang memperoleh kinerja yang tinggi salah satunya adalah *ResNet-50*. Pada penelitian (Zhang et al., 2023) membahas tentang klasifikasi parasit malaria menggunakan *ResNet*. Selanjutnya pada penelitian (Oktavia et al., 2022). Kami mengembangkan sebuah model berbasis jaringan saraf tiruan (*ResNet-50* dan *ResNet-152*) untuk mengklasifikasikan defisiensi tiga unsur hara makro penting bagi tanaman, yakni nitrogen, fosfor, dan kalium. Model ini diharapkan mampu mengidentifikasi tingkat kekurangan masing-masing unsur secara akurat. Pada penelitian (B. Li & Lima, 2021). Menggunakan metode *CNN* dan arsitektur *ResNet-50* yang menggabungkan jaringan saraf konvolusional

untuk pengenalan emosi wajah. Pada penelitian (Santos-Bustos et al., 2022). Menggunakan metode VGG dan *ResNet*. Selanjutnya penelitian (Victor Ikechukwu et al., 2021). Yang menggunakan metode *ResNet-50* dan VGG-19. Berdasarkan keunggulan *ResNet50* serta keunikan pola Hiou Simalungun maka dalam penelitian ini menguji model *ResNet50* untuk klasifikasi Hiou Simalungun

1.2 Rumusan Masalah

Berlandaskan latar belakang permasalahan di atas, maka bisa dilakukan perumusan masalah yakni sebagai berikut :

1. Bagaimana mengklasifikasi jenis *hiou* simalungun menggunakan metode *Residual Network (ResNet)* ?
2. Bagaimana menerapkan metode *Residual Network (ResNet)* untuk mengklasifikasi jenis *hiou* simalungun ?

1.3 Batasan Masalah

Adapun yang menjadi batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Terdapat sembilan motif *hiou* yang akan di klasifikasi yaitu *hiou* Ragi Hidup, *hiou* Bintang Maratur, *hiou* Hati Rongga, *hiou* Simangkat Angkat, *hiou* Bulang, *hiou* Mangiring, *hiou* Suri-Suri, *hiou* Tappunei, dan *hiou* Ragi Sapot.
2. Citra *hiou* diambil menggunakan kamera ponsel pintar berbasis sistem operasi android (Vivo Z1 Pro).
3. Citra *hiou* yang diklasifikasi adalah motif *hiou* hasil tenunan tradisional.
4. Gambar diambil dengan jarak 15cm.

1.5 Tujuan Penelitian

Adapun yang menjadi tujuan penelitian adalah sebagai berikut:

1. Untuk mengklasifikasi jenis *hiou* simalungun menggunakan metode Residual Network (*ResNet*).
2. Untuk menerapkan metode *ResNet* dalam mengklasifikasi jenis *hiou* Simalungun.

1.6 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui tingkat akurasi yang diperoleh dengan menggunakan metode *ResNet*.
2. Penelitian ini bertujuan untuk memberikan kontribusi pada pengembangan ilmu pengetahuan di bidang pengolahan citra, khususnya terkait dengan arsitektur *ResNet*. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi bahan ajar yang berharga dan referensi yang relevan bagi para peneliti dan mahasiswa yang tertarik mendalami topik ini.
3. Dapat dijadikan referensi dalam merancang *Deep learning* dan pengembangannya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

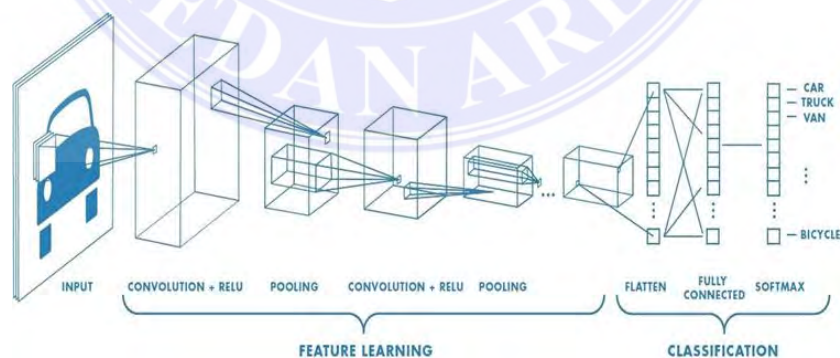
2.1 *Deep Learning*

Deep learning yang diperkenalkan pada tahun 2006, telah mengubah lanskap teknologi dengan aplikasinya yang luas di berbagai bidang. Sebagai bagian dari pembelajaran mesin, *Deep learning* memanfaatkan jaringan saraf tiruan berlapis untuk belajar dari data dalam jumlah besar. Teknologi ini sangat efektif dalam tugas-tugas seperti pengenalan suara, penglihatan komputer, dan pemrosesan bahasa alami. Salah satu kunci keberhasilan *Deep learning* adalah kemampuannya dalam melakukan ekstraksi fitur secara otomatis, sehingga model dapat lebih mudah mengenali pola yang kompleks dalam data (Anshori et al., 2022).

Pembelajaran mendalam atau *Deep learning* adalah bagian dari ilmu komputer yang memungkinkan mesin untuk belajar dari data dengan cara yang mirip dengan cara manusia belajar. *Deep learning* menggunakan jaringan saraf tiruan yang terdiri dari banyak lapisan untuk mengolah informasi yang sangat kompleks. Metode pembelajarannya bisa dikategorikan menjadi dua, yaitu pembelajaran dengan pengawasan dan pembelajaran tanpa pengawasan (Illahi et al., 2022). Model pembelajaran mendalam dirancang untuk meniru proses berpikir manusia dalam menganalisis data. Dengan menggunakan algoritma yang kompleks, model ini mampu menemukan pola-pola tersembunyi dalam data yang sangat besar. Kemampuan ini memungkinkan model untuk membuat keputusan yang lebih akurat dan efisien. (Peryanto et al., 2020).

2.2 Convolution Neural Network

Convolutional Neural Network atau *CNN* adalah jenis jaringan saraf yang dirancang khusus untuk bekerja dengan gambar. Selain mengolah data visual, *CNN* juga dapat digunakan untuk mendeteksi dan mengidentifikasi berbagai objek yang ada di dalam suatu gambar. *CNN* juga merupakan sebuah perceptron multilayer yang di desain khusus untuk mengidentifikasi dari informasi gambar dua dimensi (Suhardin et al., 2021). *CNN* memiliki lapisan yang banyak yaitu lapisan output, lapisan konvolusi, lapisan sample, dan lapisan keluaran (Dzaky, 2021). *CNN* dapat belajar mengekstraksi karekteristik (fitur) yang signifikan dari gambar. *CNN* memiliki kemampuan yang baik untuk mengidentifikasi dan mengekstrak fitur gambar, *CNN* juga merupakan model canggih yang membutuhkan kumpulan data berskala besar untuk melakukan ekstraksi dan klasifikasi fitur yang akurat (Apostolopoulos & Mpesiana, 2020). Cara kerja *CNN* berbeda dengan algoritma kasifikasi lainnya, *CNN* akan mengekstraksi fitur lalu mengklasifikasi citra dalam satu proses (Wita & Liliana, 2022).



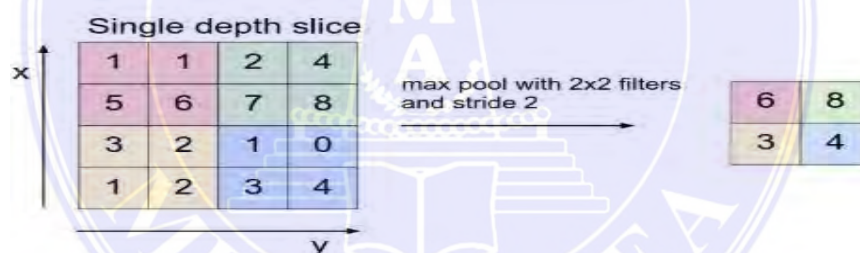
Gambar 2. 1 Struktur Dasar *CNN* (Peryanto et al., 2020)

2.2.1 Convolution Layer

Convolution Layer adalah bagian *layer* pada *CNN* yang merupakan inti dari sistem untuk komputasi atau perhitungan perkalian pada lebar, tinggi, dan kedalaman suatu gambar, fungsinya untuk melakukan filter dan *feature map* pada masukan gambar (Ristiawanto et al., 2021).

2.2.2 Pooling Layer

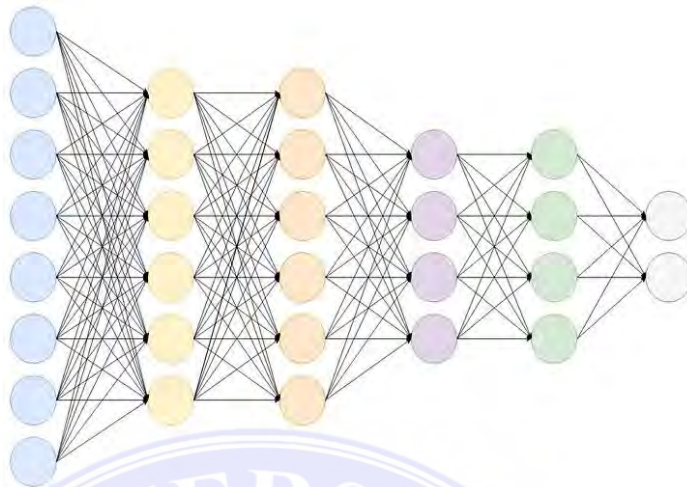
Pooling Layer berperan sebagai tahap penyederhanaan setelah proses konvolusi. Lapisan ini bekerja dengan cara menggabungkan beberapa nilai piksel menjadi satu nilai representatif. Hal ini mirip seperti kita mengambil sampel dari suatu data yang lebih besar. Selain itu, pooling juga membantu mengurangi noise atau gangguan dalam data gambar (Iswantoro & Handayani UN, 2022).



Gambar 2. 2 Proses *Pooling Layer* (Peryanto et al., 2020)

2.2.3 Fully connected layer

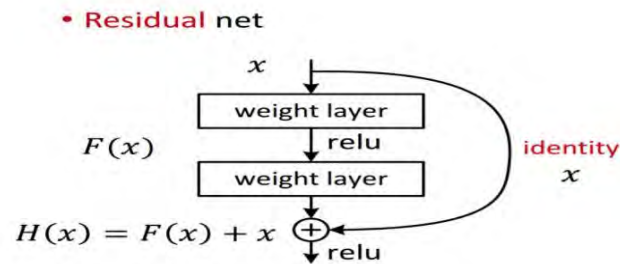
Fully connected layer adalah proses akhir dari *CNN* dan menjadi tempat terhubungnya semua proses untuk dilakukan perhitungan setelah melalui beberapa lapisan untuk dilakukan pemetaan data (Ibrahim, et al., 2022). Lapisan tersebut terhubung penuh pada setiap neuron yang memiliki koneksi penuh ke semua aktivasi dalam lapisan sebelumnya (Yohannes & Wijaya, 2021).



Gambar 2. 3 Proses *Fully connected layer* (Peryanto et al., 2020)

2.3 *Residual Network (ResNet)*

ResNet merupakan jenis arsitektur jaringan saraf yang telah merevolusi pembelajaran mendalam dengan pelatihan jaringan yang jauh lebih dalam dengan akurasi yang lebih baik dari sebelumnya. *ResNet* telah menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam berbagai tugas visual, termasuk gambar, klasifikasi, deteksi objek, dan segmentasi. Jaringan ini dapat diimplementasikan dalam arsitektur mendalam dengan konvergensi yang baik (Zhang et al., 2023). *ResNet* adalah model *CNN* penting yang ditingkatkan dengan kemampuan ekstraksi fitur yang kuat dan banyak digunakan dalam bidang pengenalan gambar (Y. Li & Wang, 2022) *ResNet* memiliki keunggulan dibandingkan dengan arsitektur lainnya, hal yang membuat *ResNet* menjadi lebih unggul karena menggunakan banyak jenis layer (Gunawan & Al Rivan, 2023).



Gambar 2. 4 Blok ResNet (Anshori, 2023)

layer name	output size	18-layer	34-layer	50-layer	101-layer	152-layer
conv1	112×112	7×7, 64, stride 2				
		3×3 max pool, stride 2				
conv2.x	56×56	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 64 \\ 3 \times 3, 64 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 64 \\ 3 \times 3, 64 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$
conv3.x	28×28	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 8$
conv4.x	14×14	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 23$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 36$
conv5.x	7×7	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 512 \\ 3 \times 3, 512 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 512 \\ 3 \times 3, 512 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$
	1×1	average pool, 1000-d fc, softmax				
FLOPs		1.8×10^9	3.6×10^9	3.8×10^9	7.6×10^9	11.3×10^9

Gambar 2. 5 Arsitektur ResNet (Ibrahim, 2022)

2.4 Hiou Simalungun

Masyarakat Simalungun memiliki warisan budaya yang kaya, salah satunya adalah kain hiou. Hiou adalah kain tenun tradisional yang memiliki nilai sosial dan budaya yang tinggi. Kain ini tidak hanya berfungsi sebagai pakaian, tetapi juga sebagai penanda identitas dan kearifan lokal masyarakat Simalungun. Berbagai jenis hiou dengan motif dan nama yang berbeda-beda digunakan dalam berbagai kesempatan, seperti bulang untuk penutup kepala wanita dan ragi panei untuk bagian bawah tubuh (Baiduri & Putri, 2019).

Budaya Batak Simalungun dikenal dengan upacara adatnya yang unik, di mana hiou menjadi bagian tak terpisahkan. Selain sebagai pakaian adat, hiou juga memiliki fungsi praktis sebagai penghangat tubuh. Namun, seiring perkembangan zaman, hiou telah menjelma menjadi simbol identitas dan nilai-nilai luhur masyarakat Simalungun. Pesona motif hiou yang khas menginspirasi para perancang busana untuk menciptakan karya-karya kontemporer yang memadukan tradisi dengan gaya modern. (Damanik, 2019).

2.4.1 Hiou Ragidup

Hiou merupakan kain panjang lebar dengan warna-warna khas, merupakan pemberian tradisional dari mertua kepada menantunya. Kain ini memiliki desain yang mencolok, terutama bagian tengahnya yang berwarna putih bersih. Kombinasi warna-warna lainnya membuat hiou terlihat mewah dan menjadikannya hadiah yang bermakna dalam budaya kita.



Gambar 2. 6 Hiou Ragidup

2.4.2 Hiou Hati Rongga

Hiou ini biasanya dikenakan oleh perempuan sebagai abut (sarung). Pada umumnya, kain ini dipakai bersama kebaya dalam acara resmi, terutama pada pernikahan. Kain ini didominasi oleh warna merah dan dikombinasikan dengan warna lainnya.



Gambar 2. 7 Hiou Hati Rongga

2.4.3 Hiou Simangkat Angkat

Pada upacara kematian, para pria mengenakan hiou berwarna hitam sebagai tanda berkabung. Kain yang dihiasi garis kuning dan biru ini menjadi representasi kesedihan mereka atas kepergian orang yang dicintai. Dengan mengenakan hiou ini.



Gambar 2. 8 Hiou Simangkat Angkat

2.4.4 Hiou Bulang

Kain Hiou Bulang adalah aksesoris kepala yang tak terpisahkan dari budaya Simalungun. Selain sebagai hiasan, cara pemakaian hiou Bulang ini juga menjadi semacam kode yang menunjukkan siapa si pemakai dan apa perannya dalam masyarakat. Tradisi memberikan hiou Bulang dari orang tua kepada anak perempuannya pada acara pernikahan juga melambangkan doa restu dan harapan agar anak perempuannya hidup bahagia.



Gambar 2. 9 Hiou Bulang

2.4.5 Hiou Mangiring

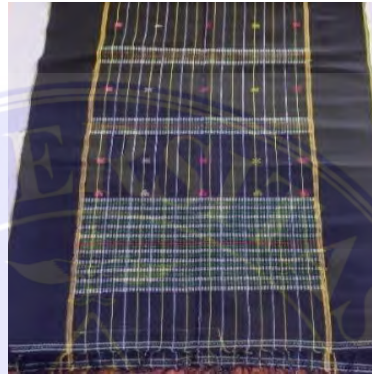
Hiou Mangiring adalah kain tradisional yang memiliki ukuran panjang dan lebar. Kain ini menjadi bagian penting dalam upacara adat. Dengan desain serta perpaduan warna yang memukau, Hiou Mangiring selalu menarik perhatian.



Gambar 2.10 Hiou Mangiring

2.4.6 Hiou Suri-Suri

Hiou Suri-Suri ini biasanya di kenakan pada bahu. Hiou jenis ini juga memiliki beragam warna salah satunya warna merah dan hitam. Namun saat ini jenis hiou suri-*suri* sudah berkembang sehingga dapat mempengaruhi warna dan desain pada kain ini.



Gambar 2.11 Hiou Suri-Suri

2.4.7 Hiou Tappunei

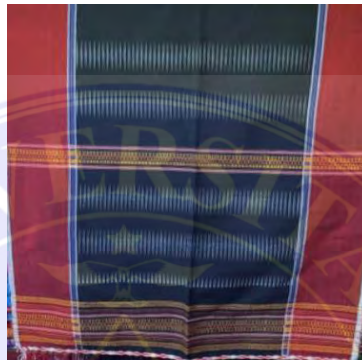
Hiou Tappunei merupakan bagian tak terpisahkan dari upacara pernikahan Simalungun. Kain ini, yang memiliki kemiripan dengan Hiou Tapak Catur, seringkali menjadi pusat perhatian karena kombinasi warna merahnya yang kaya dengan warna-warna cerah lainnya. Desain yang mewah ini menjadikan Hiou Tappunei sebagai simbol kemewahan dan keistimewaan dalam acara adat tersebut.



Gambar 2.12 Hiou Tappunei

2.4.8 Hiou Bintang Maratur

Hiou jenis ini dikenal dengan istilah hiou Pananggot. Biasa diberikan karena telah sembuh dari penyakit, dengan harapan tidak akan terkena kembali penyakit yang sama. Hiou ini juga diberikan oleh paman sebagai hadiah untuk penganti baru, dan digunakan untuk syukuran rumah baru.



Gambar 2.13 Hiou Bintang Maratur

2.4.9 Hiou Ragi Sapot

Di antara berbagai jenis kain hiou, Hiou Ragi Sapot adalah yang paling kuno. Ciri khasnya adalah motif yang sangat sederhana, hanya berupa garis-garis lurus memanjang. Dengan warna dasar biru tua yang khas, kain ini umumnya digunakan dalam upacara adat yang berkaitan dengan kematian atau duka cita.



Gambar 2.14 Hiou Ragi Sapot

2.5 Penelitian Terdahulu

Kajian literatur menunjukkan bahwa metode *Residual Network* telah diaplikasikan dalam berbagai penelitian klasifikasi. Sebagai pendahuluan, beberapa studi yang relevan telah dirangkum dalam tabel berikut:

Tabel 2.1 Ringkasan Penelitian Terkait

No.	Peneliti	Metode	Kesimpulan
1.	(Oktavia et al., 2022)	Algoritma <i>Convolution Neural Network (CNN)</i> dan Arsitektur <i>ResNet-50</i>	Kami telah mengembangkan sebuah sistem untuk mendiagnosis kekurangan nutrisi utama pada tanaman padi, yaitu nitrogen, fosfor, dan kalium. Sistem ini menggunakan teknik pembelajaran mesin yang disebut jaringan saraf konvolusional (<i>CNN</i>) dengan arsitektur <i>ResNet-50</i> dan <i>ResNet-152</i> . Model ini dilatih menggunakan kumpulan data yang terdiri dari 1156 gambar tanaman padi yang menunjukkan gejala kekurangan nutrisi. Hasilnya, model ini mampu mengklasifikasikan jenis defisiensi nutrisi dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi, yaitu 97,73%
2.	(Li & Lima, 2021)	<i>Convolution Neural Network (CNN)</i> dan Arsitektur <i>ResNet-50</i>	Dalam penelitian ini menggunakan metode <i>CNN</i> dan arsitektur <i>ResNet-50</i> yang menggabungkan jaringan saraf konvolusional untuk pengenalan emosi wajah. Melalui simulasi eksperimental dari kumpulan data yang ditentukan, dapat dibuktikan bahwa model ini

			lebih unggul dari model pengenalan emosi
3.	(Santos-Bustos, Nguyen, & Espitia, 2022)	VGG dan <i>ResNet</i>	<i>CNN</i> digunakan dengan transfer learning sebagai alternatif yang menjanjikan untuk meningkatkan hasil akurasi. Hasilnya mengungguli berbagai algoritma komputasi canggih yang dipelajari untuk mendeteksi UM, khususnya peningkatan dalam sensitivitas, presisi, dan akurasi. Masing-masing mencapai 99%, 98% dan 99%.
4.	(Sarwinda et al., 2021).	<i>ResNet</i>	Penelitian ini menggunakan metode <i>Deep learning</i> dalam mengklasifikasi citra untuk mendeteksi kanker kolorektal dengan menggunakan arsitektur <i>ResNet</i> . Dalam penelitian ini melatih <i>ResNet-18</i> dan <i>ResNet-50</i> , model dilatih untuk membedakan kanker kolorektal jinak atau ganas. Hasil pengujian mengkonfirmasi bahwa <i>ResNet-50</i> memberikan kinerja paling andal untuk nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas dibandingkan <i>ResNet-18</i> , nilai akurasi yang di dapat di atas 80%.
5.	(Victor Ikechukwu et al., 2021)	<i>ResNet-50</i> dan VGG-19	Dalam penelitian ini dilakukan studi perbandingan dengan menggunakan model terlatih yaitu VGG-19 dan <i>ResNet-50</i> , dengan perolehan sebesar 92,03%.
6	(Suprihanto et al., 2022)	<i>CNN</i> dan arsitektur <i>ResNet-50</i>	Model yang kami kembangkan telah dievaluasi menggunakan matriks kebingungan untuk mengukur akurasi, presisi, <i>recall</i> , spesifisitas, dan <i>F1-score</i> . Kami

			<p>menguji model pada dua jenis masalah klasifikasi, yaitu dengan dua kelas dan banyak kelas. Hasilnya, model ini menunjukkan kinerja yang sangat baik pada masalah dengan dua kelas, mencapai akurasi 92,68% dan <i>F1-score</i> 92,88%. Namun, performanya sedikit menurun saat diterapkan pada masalah dengan banyak kelas, dengan akurasi 88,98% dan <i>F1-score</i> 88,44%.</p>
7	(Zhu, Wang, & Zhang, 2022)	<i>ResNet</i>	<p>Pada penelitian ini membahas tentang klasifikasi parasit malaria menggunakan <i>ResNet</i>. Penyakit ini dapat ditularkan melalui serangga (malaria) atau gigitan nyamuk <i>Anopheles</i>, dokter membutuhkan banyak waktu dan tenaga untuk mendiagnosis malaria, dan terkadang hasilnya tidak ideal. Sudah banyak penelitian mengklasifikasi citra malaria menggunakan <i>CNN</i>, tetapi peneliti ingin meningkatkan kinerja untuk mengklasifikasi parasit malaria. Maka dari itu dalam penelitian ini menggunakan metode <i>ResNet</i> yang telah dilatih sebelumnya. Peneliti mengevaluasi <i>ResNet</i> diusulkan dengan validasi silang lima kali lipat. Spesifisitas, skor F1, sensitivitas, dan akurasi masing-masing adalah 96,68%, 95,69%, 94,79%, dan 95,73%.</p>

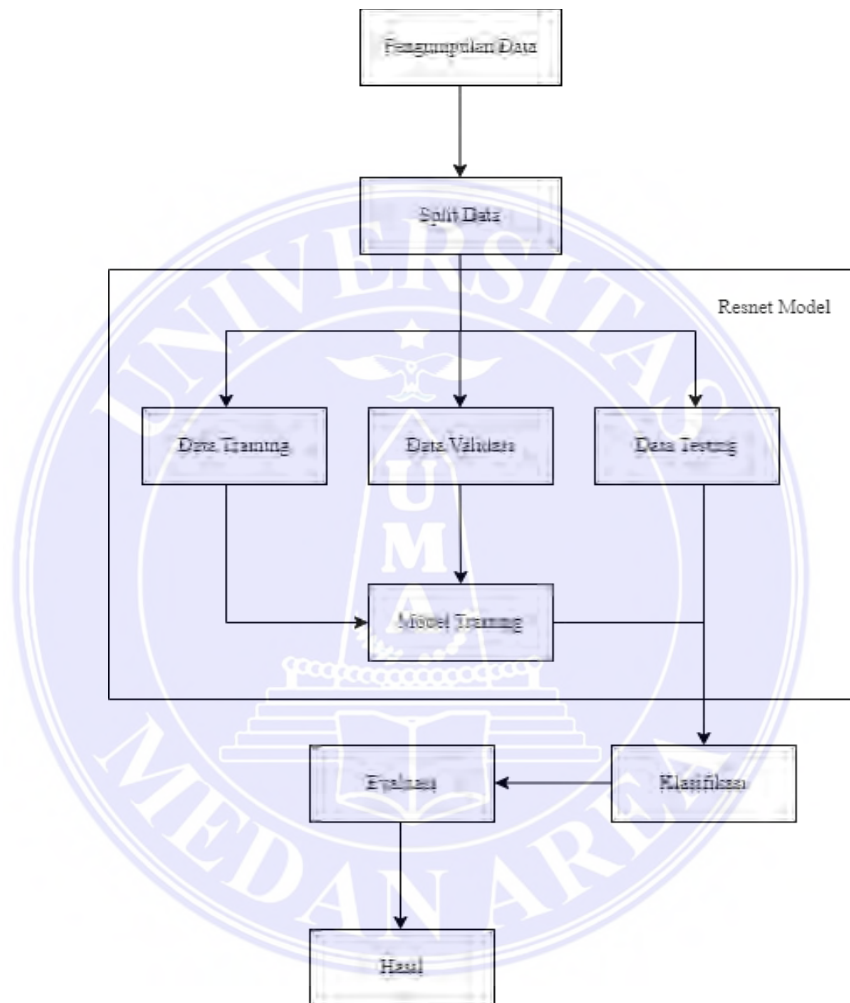
Tabel 2. 2 Penelitian Kasus Terkait

No.	Peneliti	Metode	Kesimpulan
1	(Wona, et al., 2023)	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	pada penelitian ini membahas klasifikasi jenis batik indonesia agar generasi milenial dapat mengenal batik indonesia. Melalui pengujian model <i>Deep learning</i> dengan algoritma <i>CNN</i> , penelitian ini berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 91,24%.
2	(Hakim et al., 2023)	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	Penelitian ini membahas tentang mengklasifikasi jenis motif batik Banyuwangi dengan menggunakan algoritma <i>CNN</i> dan arsitektur MyCustomModel. Data yang digunakan sebanyak 120 citra untuk masing-masing motif batik, dan hasil prediksi mendapatkan nilai akurasi sebesar 63%.
3	(Riadi, Fadlil, & Purwadi Putra, 2023)	Naive Bayes dan ekstraksi fitur GLCM	Penelitian dalam mengklasifikasi batik khas Surakarta menggunakan teknik klasifikasi Naive Bayes dan ekstraksi fitur yang digunakan adalah GLCM. Data yang digunakan sebanyak 200 data perkelas, hasil yang diperoleh sebesar 96,66%.
4	(Handayani, Rosnelly, & Hartono, 2023)	SVM, Transfer Learning, VGG-16	Mengklasifikasi jenis batik khas jambi yaitu batik Basurek menggunakan model VGG-16 yang telah dilatih sebelumnya dan menggunakan SVM untuk klasifikasinya. Nilai yang dihasilkan 87,5%.
5	(Fitriani, Tresnawati, &)	<i>Deep learning</i> dan Algoritma <i>CNN</i>	Pada penelitian ini membahas mengklasifikasi batik Garutan.klasifikasi dilakukan menggunakan citra gambar batik

	Sukriyansah, 2023)		dengan menggunakan <i>Deep learning</i> dan algoritma <i>CNN</i> . Hasil akurasi yang di dapat sebesar 91%.
6	(Hutagalung, 2023).	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi dan menggolongkan lima jenis ulos Batak Toba yang berbeda (Ragi Hidup, Ragi Hotang, Mangiring, Sadum, dan Sibolang) menggunakan teknologi kecerdasan buatan. Dengan memanfaatkan jaringan saraf tiruan konvolusional (<i>CNN</i>), kami akan melatih model komputer untuk mengenali pola unik pada setiap jenis ulos dari kumpulan gambar yang sangat besar. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model kami mampu mengklasifikasikan ulos dengan tingkat akurasi yang tinggi, mencapai 94%.
7	(Salsabila, Rozikin, & Adam, 2023)	Principal Componen Analysis dan K-Nearest Neighbor	Dalam penelitian ini, kami menggunakan gambar batik, terutama batik Karawang, untuk membuat program pengenalan pola. Program ini membedakan batik berdasarkan warna dan bentuknya. Semua gambar diubah menjadi gambar hitam putih untuk melihat bentuk dan teksturnya lebih jelas. Kami mencoba tiga cara berbeda untuk menguji program ini, dan cara ketiga ($K=3$) memberikan hasil terbaik. Program ini berhasil mengenali batik dengan sangat akurat, mencapai tingkat keberhasilan hingga 95%

BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Kerangka Penelitian

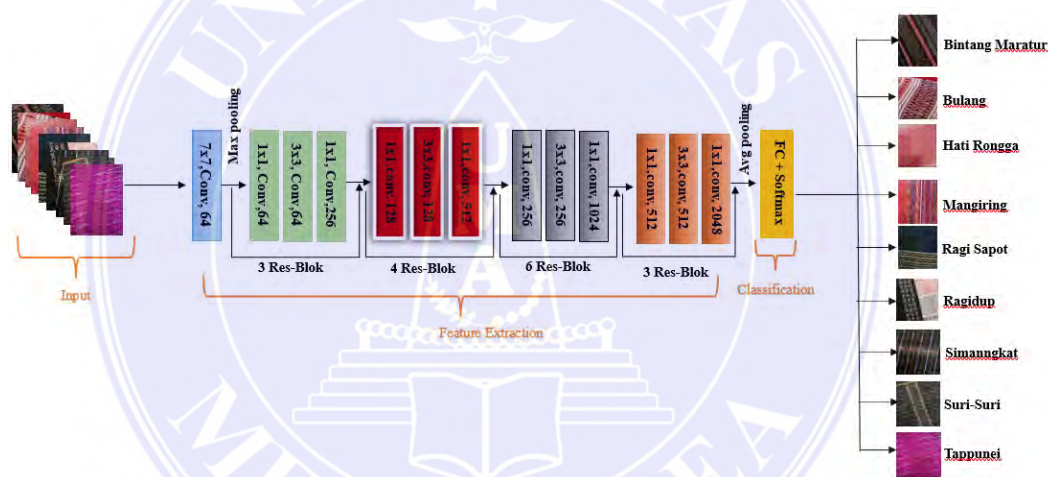


Gambar 3. 1 Kerangka Kerja Penelitian

Pada Gambar 3.1 langkah pertama yaitu mengumpulkan data yang akan di klasifikasi. Setelah data dikumpulkan akan dibagi menjadi tiga bagian yaitu *training*, *testing*, dan validasi. Pada tahap ini, model deep learning, seperti *ResNet*, akan dilatih menggunakan data *training*. Setelah model dilatih, dilakukan evaluasi menggunakan

data validasi. Pada tahap ini, metrik seperti akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* dihitung untuk mengevaluasi performa model. Setelah model dilatih dan dievaluasi, model ini siap digunakan untuk klasifikasi gambar hiou baru. Pada tahap ini, model mengambil gambar hiou sebagai input dan mengklasifikasikannya ke dalam kategori hiou yang sesuai berdasarkan pola yang dipelajari selama pelatihan. Tahap akhir adalah menghasilkan output klasifikasi untuk mengetahui jenis-jenis hiou simalungun.

3.1.1 ResNet Model



Gambar 3. 2 ResNet Model

3.1.2 Teknik Pengumpulan Data

Data visual dalam penelitian ini bersumber dari pengamatan langsung di Galeri Ulos Sianipar & UKM Bersama di Kota Medan. Koleksi gambar yang digunakan berjumlah 1.800 foto berformat JPEG, yang diambil secara langsung menggunakan kamera ponsel. Kesembilan jenis ulos yang menjadi objek penelitian adalah ragidup,

Hati Rongga, Simangkat Angkat, Bulang, Mangiring, Suri-Suri, Tappunei, Bintang Maratur, dan Ragi Sapot.

3.1.3 Pembagian Data

Tahap selanjutnya dalam proses ini adalah melakukan pembagian data. Dataset yang terdiri dari 1800 citra akan dipartisi menjadi tiga subset. Subset pertama, yang mencakup 80% dari total data, akan berfungsi sebagai data latih. Data latih ini akan digunakan untuk melatih model. Subset kedua dan ketiga, masing-masing berukuran 10%, akan digunakan sebagai data uji dan data validasi. Data uji digunakan untuk mengevaluasi kinerja model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya, sedangkan data validasi digunakan untuk fine-tuning *hyperparameter* model.

3.1.3.1 Data Latih

Data *training* yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 160 citra per kelas. Setiap kelas merepresentasikan satu jenis ulos dari total sembilan jenis ulos yang menjadi target klasifikasi. Data sebanyak ini dianggap cukup untuk melatih model *Deep learning* dalam mengenali pola visual yang khas dari setiap jenis ulos.

3.1.3.2 Data Uji

Setelah melatih model dengan sejumlah data, kita akan menguji model tersebut menggunakan data uji yang terpisah. Data uji ini terdiri dari 20 gambar ulos yang bervariasi dalam hal warna dan ukuran. Tujuannya adalah untuk melihat apakah model mampu menggeneralisasi pengetahuan yang telah diperoleh dari data latih ke data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

3.1.3.3 Data Validasi

Agar model yang kita latih dapat menghasilkan hasil yang optimal, kita memerlukan data validasi. Data ini berperan sebagai pembanding untuk melihat sejauh mana model dapat bekerja dengan baik. Untuk setiap jenis ulos, kami telah menyiapkan 20 gambar khusus yang akan digunakan sebagai data validasi dalam proses pelatihan.

Tabel 3. 1 Pembagian Data Training, Testing, dan Validasi

No.	Kelas	Dataset		
		Training (80%)	Testing (10%)	Validasi (10%)
1.	Hiou Simangkat	160	20	20
2.	Hiou Suri-Suri	160	20	20
3.	Hiou Bintang Maratur	160	20	20
4.	Hiou Ragi Sapot	160	20	20
5.	Hiou Ragidup	160	20	20
6.	Hiou Hati Rongga	160	20	20
7.	Hiou Mangiring	160	20	20
8.	Hiou Bulang	160	20	20
9.	Hiou Tappunei	160	20	20

3.2 Analisis Kebutuhan Perangkat

Untuk menganalisis langkah awal yang di perlukan adalah perangkat keras (*hardware*) dan perangkat lunak (*software*). Alat perangkat keras seperti pada tabel berikut

Tabel 3. 2 Perangkat Keras Yang Digunakan

No.	Perangkat Keras	Deskripsi
1.	Kamera	Vivo z1 pro
2.	Device	Laptop Acer
3.	Processor	Intel Celeron B815
4.	SSD	120 GB
5.	Ram	4,00 GB

Sedangkan perangkat lunak yang dibutuhkan seperti pada tabel berikut:

Tabel 3. 3 Perangkat Lunak Yang Digunakan

No.	Perangkat Lunak	Deskripsi
1.	Sistem Operasi	Windows 10 Home Single Language 64-bit
2.	Tools	Google Colab
3.	Phyton	Bahasa Pemograman

3.3 Hyperparameter

Adapun parameter yang digunakan dalam melakukan klasifikasi jenis hiou simalungun sebagai berikut :

Tabel 3. 4 Hyperparameter

No.	Parameter	Value
1.	<i>Epoch</i>	{ 20 }

2.	<i>Batch</i>	{32}
3.	<i>Optimizer</i>	{ <i>Adam, NAdam, RMSprop, SGD, Adadelta</i> }
4.	<i>Learning Rate</i>	{0.001}

3.4 Metode Evaluasi

3.4.1 Parameter Performasi

Parameter kinerja seperti akurasi, *recall*, presisi, dan *F1-score* yang dihasilkan dari *confusion matrix* berfungsi sebagai tolok ukur untuk menilai kualitas dan kinerja suatu sistem. Metrik-metrik ini memberikan gambaran yang komprehensif tentang kemampuan sistem dalam mengolah data, membuat prediksi, dan mencapai tujuan yang telah ditetapkan. Dengan kata lain, parameter kinerja membantu kita memahami seberapa baik sistem telah 'belajar' dari data dan seberapa handal sistem dalam memberikan hasil yang akurat.

1. *Confusion matrix*

Confusion matrix berperan sebagai semacam 'kartu laporan' untuk model kita. Dengan melihat *Confusion matrix*, kita bisa mengetahui dengan detail seberapa baik model tersebut dalam membedakan antara data yang satu dengan yang lainnya. Nilai-nilai seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* yang dihasilkan oleh *Confusion matrix* akan membantu kita memahami kekuatan dan kelemahan model, sehingga kita bisa melakukan perbaikan jika diperlukan.

Tabel 3. 5 Kelas Positive dan Negative

<i>Confusion matrix</i>		Kelas Aktual	
		Positif	Negatif
Kelas Prediksi	Positif	TP	FP
	Negatif	FN	TN

Keterangan :

True Positive (TP) : Data hasil aktual positif, mengidentifikasi dengan benar positif

True Negative (TN) : Data hasil aktual negatif, mengidentifikasi dengan benar negatif

False Positive (FP) : Data hasil aktual negative, salah mengidentifikasi dengan positif

False Negative (FN) : Data hasil aktual positif, salah mengidentifikasi dengan negatif

a) Akurasi

Akurasi adalah ukuran seberapa baik model kita dalam memprediksi kelas yang benar. Nilai akurasi diperoleh dengan membandingkan jumlah prediksi yang tepat dengan total data yang ada. Metrik ini sangat penting karena membantu kita menilai kinerja model dan mengambil keputusan, misalnya dalam memilih model yang paling sesuai untuk suatu masalah:

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \dots\dots\dots (3.1)$$

b) Presisi

Presisi dalam konteks ini merujuk pada seberapa akurat hasil yang diberikan oleh suatu sistem sesuai dengan informasi yang diminta oleh pengguna. Sederhananya, ini seperti menjawab pertanyaan dengan tepat. Tingkat keakuratan ini biasanya dinyatakan dalam bentuk persentase. Misalnya, jika dari 100 pertanyaan, sistem menjawab 95 pertanyaan dengan benar, maka tingkat presisinya adalah 95%. Namun, bagaimana kita bisa memastikan bahwa klasifikasi yang dilakukan sistem terhadap data benar-benar tepat. Untuk menjawab pertanyaan ini, kita perlu melihat rumus perhitungan persentase yang digunakan:

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots (3.2)$$

c) Recall

Recall merupakan metrik yang digunakan untuk menilai kinerja suatu model dalam tugas klasifikasi. Metrik ini mengukur proporsi instance positif yang berhasil diprediksi oleh model dibandingkan dengan semua instance positif yang sebenarnya ada. Semakin tinggi nilai *Recall*, semakin baik model dalam menemukan semua kasus positif yang relevan. Secara matematis:

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

d) F1-score

F1-score adalah nilai rata-rata presisi dan *Recall*. Rumus menghitungnya sebagai berikut :

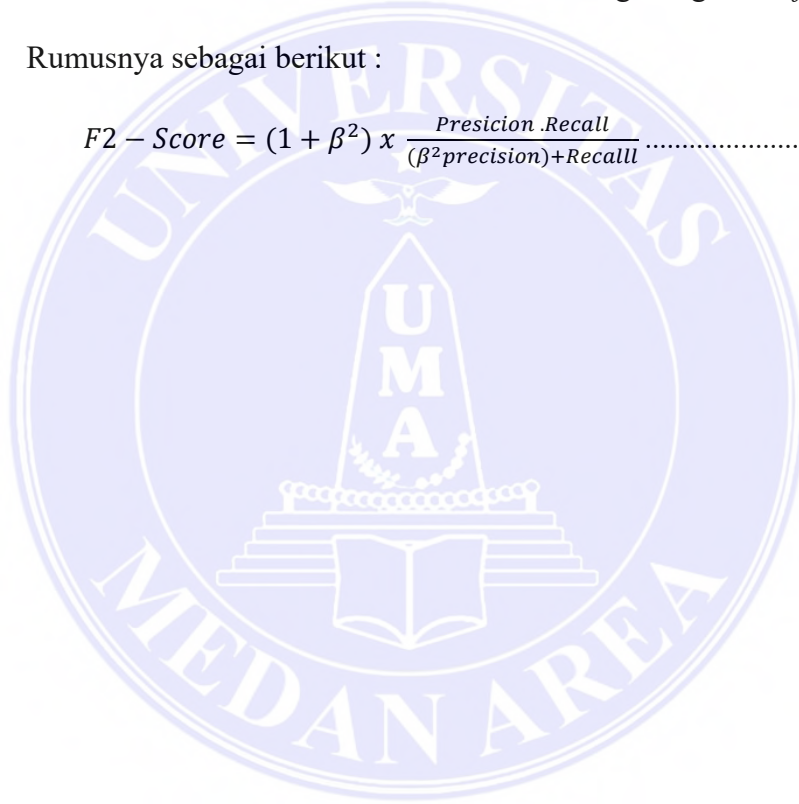
$$F1 = 2 \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} = \frac{TP}{TP + 1/2(FP + FN)} \dots\dots\dots (3.4)$$

e) *F2-Score*

F2-score merupakan ukuran dari evaluasi klasifikasi biner yang berguna untuk kinerja model dengan timbangan presisi atau *recall* dengan cara memperkuat bobotnya. *F2-score* ini biasanya digunakan dalam kasus kasus FN dan FP, *F2-score* ini bisa dihitung dengan *confusion matrix*.

Rumusnya sebagai berikut :

$$F2 - Score = (1 + \beta^2) \times \frac{Precision \cdot Recall}{(\beta^2 precision) + Recall} \dots\dots\dots (3.5)$$



BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

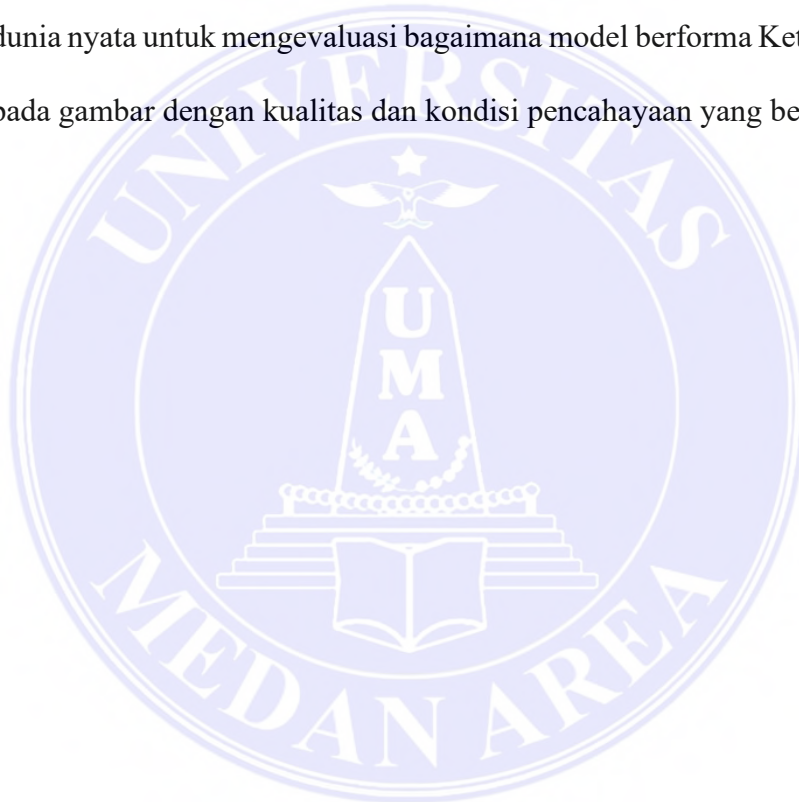
Dengan menerapkan arsitektur *ResNet*, kami telah melakukan pengujian untuk menggolongkan berbagai jenis Hiou Simalungun. Dari hasil penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa:

1. Dengan menggunakan arsitektur jaringan saraf tiruan *ResNet*, kita berhasil mendapatkan hasil yang sangat baik dalam mengklasifikasikan jenis hiou simalungun. Model ini terbukti efektif untuk semua kumpulan data yang kami uji, menunjukkan akurasi yang tinggi dalam mengidentifikasi jenis hiou tersebut.
2. Berdasarkan hasil klasifikasi menggunakan 5 *Optimizer*, *NAdam* dan *RMSprop* menjadi *Optimizer* terbaik yang memperoleh nilai akurasi sebesar 100%. Pengujian model menggunakan *hyperparameter* dengan jumlah *epoch* 20, *batch size* 32.
3. Beberapa keterbatasan dalam penelitian ini termasuk ukuran dataset yang relatif kecil yang mungkin belum memberikan hasil maksimal. Selain itu, keterbatasan waktu dan sumber daya komputasi menghalangi eksplorasi lebih lanjut pada model-model lain atau teknik-teknik *fine-tuning* yang lebih mendalam.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, beberapa saran yang dapat dipertimbangkan pada penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Penelitian selanjutnya dapat menerapkan *Few Shoot* learning dengan cara diintegrasikan ke dalam model meta-learning atau dengan *fine-tuning* menggunakan dataset yang sangat kecil.
2. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan attention modul untuk meningkatkan fokus model pada bagian-bagian tertentu dari data input yang lebih penting.
3. Penelitian ini dapat di perluas dengan mengaplikasikan model dalam situasi dunia nyata untuk mengevaluasi bagaimana model berforma Ketika dihadapkan pada gambar dengan kualitas dan kondisi pencahayaan yang beragam.



DAFTAR PUSTAKA

- Anshori, R. B., Tsp, H. F., & Siadari, T. S. (2022). Klasifikasi Citra Kanker Serviks Menggunakan Deep *Residual Network*. *E-Proceeding of Engineering*, 8(6), 3163–3170.
- Apostolopoulos, I. D., & Mpesiana, T. A. (2020). Covid-19: automatic detection from X-ray images utilizing transfer learning with *Convolutional Neural Networks*. *Physical and Engineering Sciences in Medicine*, 43(2), 635–640. <https://doi.org/10.1007/s13246-020-00865-4>
- Baiduri, R., & Putri, T. N. (2019). *The Phenomenon of Ethnic Java Women as Weavers Hiou in Karang Rejo Village, Simalungun Regency*. 208(Icassis 2018), 158–161. <https://doi.org/10.2991/icassis-18.2019.31>
- Damanik, E. L. (2019). Hiou, Soja dan Tolugbalanga: Narasi Foto Penampilan Elitis pada Busana Tradisional Simalungun. *Jurnal Masyarakat Dan Budaya*, 21(1), 41. <https://doi.org/10.14203/jmb.v21i1.800>
- Desiani, I. F. (2022). Simbol Dalam Kain Ulos Pada Suku Batak Toba. *Jurnal Ilmu Budaya*, 18(2), 127–137. <https://doi.org/10.31849/jib.v18i2.9466>
- Dzaky, A. T. R. (2021). Deteksi Penyakit Tanaman Cabai Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network*. *E-Proceeding of Engineering*, 8(2), 3039–3055. <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/14701/14478>
- Eka Fitrilia Sari Hutagalung, & Pardomuan Sitompul. (2023). Implementasi *Deep learning* Menggunakan Metode *CNN* Untuk Klasifikasi Jenis Ulos Batak Toba. *Student Scientific Creativity Journal*, 1(4), 01–19. <https://doi.org/10.55606/ssecj-amik.v1i4.1541>
- Fitriani, L., Tresnawati, D., & Sukriyansah, M. B. (2023). Image Classification On Garutan Batik Using *Convolutional Neural Network* with Data Augmentation. *JUITA : Jurnal Informatika*, 11(1), 107. <https://doi.org/10.30595/juita.v11i1.16166>
- Gunawan, B., & Al Rivan, M. E. (2023). Klasifikasi Jenis Beras Putih menggunakan *CNN Residual Network Optimizer SGD*. *MDP Student Conference*, 2(1), 128–132. <https://doi.org/10.35957/mdp-sc.v2i1.4305>
- Hakim, L., Rahmanto, H. R., Kristanto, S. P., & Yusuf, D. (2023). Klasifikasi Citra Motif Batik Banyuwangi Menggunakan *Convolutional Neural Network*. *Jurnal*

Teknoinfo, 17(1), 203. <https://doi.org/10.33365/jti.v17i1.2342>

Handayani, M., Rosnelly, R., & Hartono, H. (2023). Classification of Basurek Batik Using Pre-Trained VGG-16 and Support Vector Machine. *International Conference on Information Science and Technology Innovation (ICoSTEC)*, 2(1), 40–44. <https://doi.org/10.35842/icostec.v2i1.34>

Illahi, P. P., Fauzi, H., & Siadari, T. S. (2022). *Klasifikasi Penyakit Pneumonia Dan Covid-19 Berbasis Citra X-Ray Menggunakan Arsitektur Deep Residual Network Classification Of Pneumonia And Covid-19 Based On X-Ray Images Using The Deep Residual Network Architecture*. 9(4), 1837–1843. <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/18232>

Iswantoro, D., & Handayani UN, D. (2022). Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Ilmiah Universitas Batanghari Jambi*, 22(2), 900. <https://doi.org/10.33087/jiubj.v22i2.2065>

Li, B., & Lima, D. (2021). Facial expression recognition via ResNet-50. *International Journal of Cognitive Computing in Engineering*, 2(January), 57–64. <https://doi.org/10.1016/j.ijcce.2021.02.002>

Li, Y., & Wang, L. (2022). Human Activity Recognition Based on Residual Network and BiLSTM. *Sensors*, 22(2), 1–18. <https://doi.org/10.3390/s22020635>

Lubis, J. R., & Sandi, D. M. (2020). Museum Digital Ulos Berbasis Android. *Jurnal Basicedu*, 5(1), 256–271. <https://doi.org/10.31004/basicedu.v5i1.649>

Lubis, J. R., Sandi, D. M., & Risaharti. (2020). Keberagaman Jenis Ulos dalam Kajian Digital di Era Milenial. *Jurnal Universitas Asahan, September*, 152–168.

Mahdayeni, M., Alhaddad, M. R., & Saleh, A. S. (2019). Manusia dan Kebudayaan (Manusia dan Sejarah Kebudayaan, Manusia dalam Keanekaragaman Budaya dan Peradaban, Manusia dan Sumber Penghidupan). *Tadbir: Jurnal Manajemen Pendidikan Islam*, 7(2), 154–165. <https://doi.org/10.30603/tjmpi.v7i2.1125>

Oktavia, D. A. P., Rizal, S., & Pratiwi, N. K. C. (2022). Klasifikasi Gejala Defisiensi Nutrisi Pada Tanaman Padi Menggunakan CNN Dengan Arsitektur ResNet-50. *E-Proceeding of Engineering*, 8(6), 3171–3175.

Peryanto, A., Yudhana, A., & Umar, R. (2020). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 4(1), 45–51. <https://doi.org/10.30871/jaic.v4i1.2017>

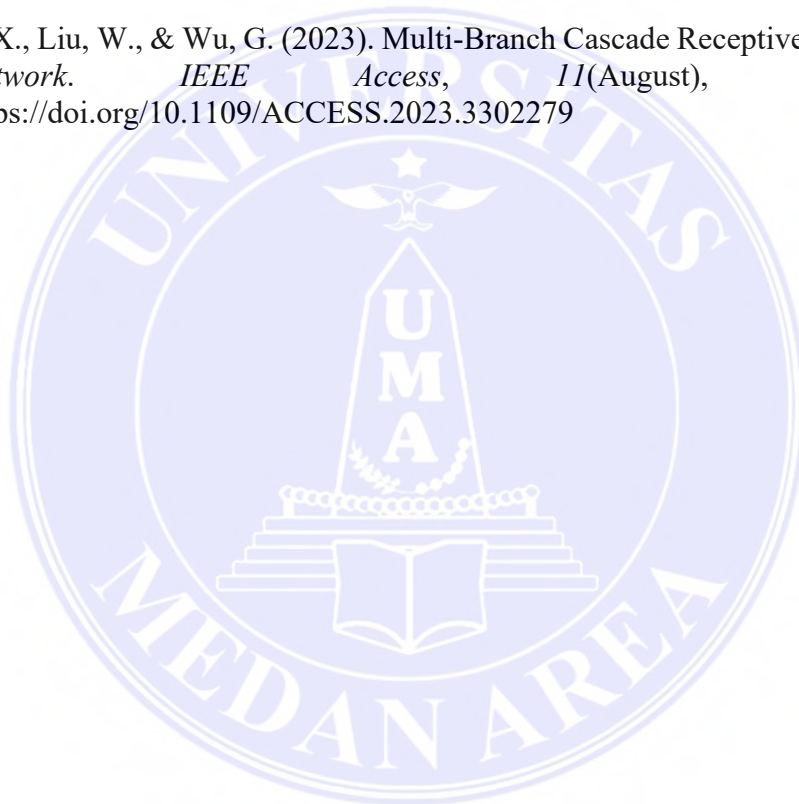
- Purba, A. T. G., Kahdar, K., & Destiarmand, A. H. (2019). Aesthetic Analysis Of Hiou Bulang Jobit Motifs. *Proceeding: International Conference on Art, Design, Education, and Cultural Studies (ICADECS), 2019(1980)*, 37–43.
- Riadi, I., Fadlil, A., & D.E Purwadi Putra, I. J. (2023). Batik Pattern Classification using Naïve Bayes Method Based on Texture Feature Extraction. *Khazanah Informatika: Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika*, 9(1). <https://doi.org/10.23917/khif.v9i1.21207>
- Ristiawanto, S. P., Irawan, B., & Setianingsih, C. (2021). Pengenalan Ekspresi Wajah Berbasis *Convolutional Neural Network* Menggunakan Arsitektur *Residual Network-50*. *E-Proceeding of Engineering*, 8(5), 6442–6454.
- Salsabila, A. P. B., Rozikin, C., & Adam, R. I. (2023). Klasifikasi Motif Batik Karawang Berbasis Citra Digital dengan Principal Component Analysis dan K-Nearest Neighbor. *Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi (JustIN)*, 11(1), 20. <https://doi.org/10.26418/justin.v11i1.46936>
- Santos-Bustos, D. F., Nguyen, B. M., & Espitia, H. E. (2022). Towards automated eye cancer classification via VGG and *ResNet* networks using transfer learning. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 35, 101214. <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2022.101214>
- Sarwinda, D., Paradisa, R. H., Bustaman, A., & Anggia, P. (2021). *Deep learning* in Image Classification using *Residual Network (ResNet)* Variants for Detection of Colorectal Cancer. *Procedia Computer Science*, 179(2019), 423–431. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.025>
- Suhardin, I., Patombongi, A., & Islah, A. M. (2021). MENGIDENTIFIKASI JENIS TANAMAN BERDASARKAN CITRA DAUN MENGGUNAKAN ALGORITMA *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*. *Simtek: Jurnal Sistem Informasi Dan Teknik Komputer*, 6(2), 100–108. <https://doi.org/10.51876/simtek.v6i2.101>
- Suprihanto, S., Awaludin, I., Fadhil, M., & Zulfikor, M. A. Z. (2022). Analisis Kinerja *ResNet-50* dalam Klasifikasi Penyakit pada Daun Kopi Robusta. *Jurnal Informatika*, 9(2), 116–122. <https://doi.org/10.31294/inf.v9i1.13049>
- Victor Ikechukwu, A., Murali, S., Deepu, R., & Shivamurthy, R. C. (2021). *ResNet-50* vs VGG-19 vs *training* from scratch: A comparative analysis of the segmentation and classification of Pneumonia from chest X-ray images. *Global Transitions Proceedings*, 2(2), 375–381. <https://doi.org/10.1016/j.gltp.2021.08.027>
- Wita, D. S., & Liliana, D. Y. (2022). Klasifikasi Identitas Dengan Citra Telapak Tangan Menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)*. *Jurnal Rekayasa*

Teknologi Informasi (JURTI), 6(1), 1. <https://doi.org/10.30872/jurti.v6i1.7100>

Wona, M. M. A., Asyifa, S. A., Virgianti, R., Hamid, M. N., Handoko, I. M., Septiani, N. W. P., & Lestari, M. (2023). Klasifikasi Batik Indonesia Menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)*. *Jurnal Rekayasa Teknologi Informasi (JURTI)*, 7(2), 172. <https://doi.org/10.30872/jurti.v7i2.13694>

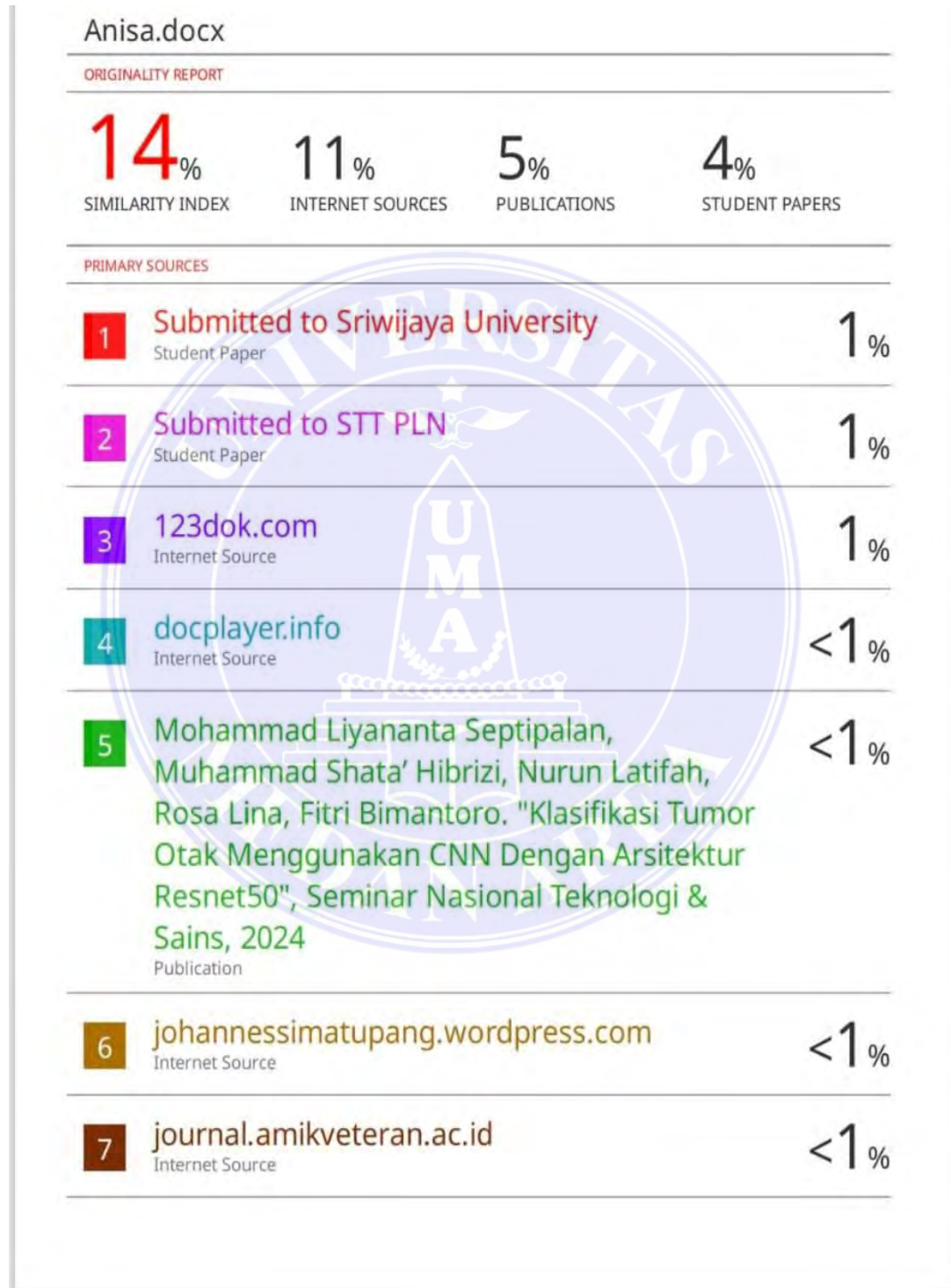
Yohannes, Y., & Wijaya, R. (2021). Klasifikasi Makna Tangisan Bayi Menggunakan *CNN* Berdasarkan Kombinasi Fitur MFCC dan DWT. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, 8(2), 599–610. <https://doi.org/10.35957/jatisi.v8i2.470>

Zhang, X., Liu, W., & Wu, G. (2023). Multi-Branch Cascade Receptive Field *Residual Network*. *IEEE Access*, 11(August), 82613–82623. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3302279>



LAMPIRAN

Hasil Plagiasi





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 : 825/FT.6/01.10/XII/2023
Lamp : -
Hal : Perpanjang SK Pembimbing Tugas Akhir

21 Desember 2023

Yth. Pembimbing Tugas Akhir
Muhathir, ST, M. Kom
di
Tempat

Dengan hormat,
Sehubungan telah berakhirnya waktu masa berlaku SK pembimbing nomor 390/FT.6/01.10/V/2023 tertanggal 29 Mei 2023 maka perlu diterbitkan kembali SK Pembimbing Skripsi baru atas nama mahasiswa berikut :

Nama : Annisa Nst
NPM : 198160088
Jurusan : Teknik Informatika

Oleh karena itu kami mengharapkan kesediaan saudara :

Muhathir, ST, M. Kom (Sebagai Pembimbing)

Adapun Tugas Akhir Skripsi berjudul :

“Analisis Model Arsitektur ResNet dalam Mengklasifikasi Jenis *Hiou* Simalungun”

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



Nomor : 18 /FT.6/01.10/1/2024
 Lamp : -
 Hal : **Penelitian Dan Pengambilan Data Tugas Akhir**

5 Januari 2024

Yth. Pimpinan Galeri Ulos Sianipar & UKM Bersama
 Jln. Arief Rahman Hakim Gg. Pendidikan No. 130
 Di
 Medan

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

NO	N A M A	N P M	PRODI
1	Annisa Nst	198160088	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 :

Analisis Model Arsitektur ResNet dalam Mengklasifikasi Jenis Hiu Simalungun

Atas perhatian dan kerja sama yang baik diucapkan terima kasih.

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



Dr. Eka Subianto, ST, MT



UKM BERSAMA

Jl. AR Hakim Gg. Pendidikan No. 130-134 Medan - 20217

Hp. 081265846702-081393396464 E-mail : sianiparulos@gmail.com

SURAT KETERANGAN SELESAI PENELITIAN

Nomor : 1055/GUS/II/2024

Berdasarkan surat izin penelitian dari **UNIVERSITAS MEDAN AREA**

Dengan ini saya Manager **GALERI ULOS SIANIPAR & UKM Bersama** menyatakan bahwa mahasiswa yang bernama :

Nama : Annisa Nst
NPM : 198160088
Fakultas : Teknik
Program Studi : Informatika

Benar telah selesai melakukan penelitian dan pengambilan di Galeri Ulos Sianipar & UKM Bersama, dengan judul :

“ANALISIS MODEL ARSITEKTUR RESNET DALAM MENGLASIFIKASI JENIS HIOU SIMALUNGUN”.

Demikian surat keterangan ini dibuat dengan sebenarnya dan untuk dapat digunakan seperlunya, terimakasih.

Medan, 15 Februari 2024


Nelly Lidia Simangunsong

Manager

Source Code

a) Impor Pustaka

```
import random
import os
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import tensorflow as tf

from tensorflow import keras
from sklearn.preprocessing import LabelBinarizer
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from tensorflow.keras.layers import Input, Conv2D,
MaxPooling2D, BatchNormalization, GlobalAveragePooling2D,
Flatten, Dense, Dropout
from tensorflow.keras.models import Model
from tensorflow.keras.models import load_model
from tensorflow.keras.optimizers import Adam, SGD, Nadam,
RMSprop, Adadelta
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping,
ModelCheckpoint, LearningRateScheduler
from tensorflow.keras.applications.resnet50 import ResNet50
from tensorflow.keras.applications.resnet50 import
preprocess_input
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
from sklearn.model_selection import RandomizedSearchCV
from sklearn.metrics import accuracy_score, precision_score,
recall_score, f1_score, fbeta_score, confusion_matrix,
classification_report

import cv2
import seaborn as sns
```

b) Pemanggilan Google Drive ke Google Colab

```
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')
```

c) Input dataset

```
dataset_path = 'D:/nisa/datapath'
```

d) Pemanggilan dataset

```
train_data = "D:/nisa/datapath/training"
test_data = "D:/nisa/datapath/testing"
val_data = "D:/nisa/datapath/validasi"
image_size = (224, 224)
batch_size = 32
```

e) Menampilkan image masing-masing class

```
classes = ['bintang maratur', 'bulang', 'hati
rongga', 'mangiring', 'ragi
sapot', 'ragidup', 'simangkat', 'suri-suri', 'tappunei'] # isi
dengan klas yang kamu punya
fig, axes = plt.subplots(1, len(classes), figsize=(12, 4))
for i, cls in enumerate(classes):
    img_path = os.path.join(train_data, cls,
random.choice(os.listdir(os.path.join(train_data, cls))))
    img = plt.imread(img_path)
    axes[i].imshow(img)
    axes[i].set_title(cls)
    axes[i].axis('off')
plt.show()
```

f) Augmentasi data

```
train_datagen = ImageDataGenerator(
preprocessing_function=preprocess_input,
rotation_range=20,
width_shift_range=0.2,
height_shift_range=0.2,
```

```
shear_range=0.2,
zoom_range=0.2,
horizontal_flip=True,)

# Data augmentation for validation and test set (only
rescaling)
val_test_datagen = ImageDataGenerator(
preprocessing_function=preprocess_input,
rotation_range=20,
width_shift_range=0.2,
height_shift_range=0.2,
shear_range=0.2,
zoom_range=0.2,
horizontal_flip=True,)

# Load and preprocess the training dataset
train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
train_data,
target_size=(224, 224),
batch_size=batch_size,
class_mode='categorical'
)

# Load and preprocess the validation dataset
validation_generator = val_test_datagen.flow_from_directory(
val_data,
target_size=(224, 224),
batch_size=batch_size,
class_mode='categorical'
)

# Load and preprocess the test dataset
test_generator = val_test_datagen.flow_from_directory(
test_data,
target_size=(224, 224),
batch_size=batch_size,
class_mode='categorical'
)
```

g) Parameter yang digunakan pada model

```
input_shape = (224, 224, 3)
num_classes = 9
batch_size = 32
epochs = 20
```

h) Membangun model ResNet-50

```
base_model = ResNet50(weights='imagenet', include_top=False,
input_shape=input_shape)
x = base_model.output
x = GlobalAveragePooling2D()(x)
x = Dense(1024, activation='relu')(x)
x = BatchNormalization()(x)
predictions = Dense(num_classes, activation='softmax')(x)

model = Model(inputs=base_model.input, outputs=predictions)
```

```
for layer in base_model.layers:
    layer.trainable = False
```

i) Training data

```
history = model.fit(
    train_generator,
    steps_per_epoch=train_generator.samples // batch_size,
    epochs=epochs,
    validation_data=validation_generator,
    validation_steps=validation_generator.samples //
batch_size,
)
```

j) Kompilasi Model

```
optimizer = Nadam(learning_rate=0.001)
model.compile( optimizer=optimizer,
loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'] )
```

```

model.save('nisNadam.keras')
model = keras.models.load_model('nisNadam.keras')

```

k) Clasification report dan confusion matrix

```

batch_size=32
target_size=(224,224)
test_path = "D:/nisa/datapath/testing"

test_generator = val_test_datagen.flow_from_directory(
    test_data,
    target_size=target_size,
    batch_size=batch_size,
    class_mode=None,
    shuffle=False)
test_generator.reset()

# Calling the saved model for making predictions
model_klasifikasi = load_model('nisNadam.keras')
test_labels = test_generator.classes
pred = model_klasifikasi.predict(test_generator, verbose=1)
predictions=np.argmax(pred,axis=1)

cm = confusion_matrix(test_labels, predictions)
plt.figure(figsize=(8, 6))
sns.heatmap(cm, annot=True, fmt='d', cmap='Blues',
    xticklabels=classes, yticklabels=classes)
plt.xlabel('Predicted Labels')
plt.ylabel('True Labels')
plt.title('Confusion Matrix')
plt.show()

cr = classification_report(test_labels, predictions,
    digits=4)

print(cr)

```

l) Grafik akurasi dan loss training dan validasi

```

plt.figure(figsize=(12, 6))

plt.subplot(1, 2, 1)

```

```
plt.plot(history.history['accuracy'], label='ResNet Training Accuracy')
plt.plot(history.history['val_accuracy'], label='ResNet Validation Accuracy')
plt.title('Training and Validation Accuracy')
plt.xlabel('Epoch')
plt.ylabel('Accuracy')
plt.legend()

plt.subplot(1, 2, 2)
plt.plot(history.history['loss'], label='ResNet Training Loss')
plt.plot(history.history['val_loss'], label='ResNet Validation Loss')
plt.title('Training and Validation Loss')
plt.xlabel('Epoch')
plt.ylabel('Loss')
plt.legend()

plt.tight_layout()
plt.show()
```