KLASIFIKASI TULISAN TANGAN AKSARA BATAK DENGAN METODE HYBRID CNN-SVM BERBASIS WEBSITE

SKRIPSI

JOSHUA IMMANUEL FRANSISKO MANURUNG 201401052



PROGRAM STUDI S-1 ILMU KOMPUTER FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA UTARA MEDAN 2025

KLASIFIKASI TULISAN TANGAN AKSARA BATAK DENGAN METODE HYBRID CNN-SVM BERBASIS WEBSITE

SKRIPSI

Diajukan untuk melengkapi tugas dan memenuhi syarat memperoleh ijazah Sarjana Ilmu Komputer

JOSHUA IMMANUEL FRANSISKO MANURUNG 201401052



PROGRAM STUDI S-1 ILMU KOMPUTER FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA UTARA MEDAN

2025

PERSETUJUAN

Judul : KLASIFIKASI TULISAN TANGAN AKSARA

BATAK DENGAN METODE HYBRID CNN-SVM

BERBASIS WEBSITE

Kategori : SKRIPSI

Nama : JOSHUA IMMANUEL FRANSISKO MANURUNG

Nomor Induk Mahasiswa : 201401052

Program Studi : SARJANA (S-1) ILMU KOMPUTER

Fakultas : ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

Telah diuji dan dinyatakan lulus di Medan, 10 Januari 2025

Komisi Pembimbing :

Dosen Pembimbing I Dosen Pembimbing I

Desilia Selvida, S.Kom, M.Kom Dr. T. Henny Febriana Harumy, S.Kom., M.Kom

NIP. 198912052024062002 NIP. 198802192019032016

Diketahui/Disetujui Oleh

Ketua Program Studi S-1 Ilmu Komputer

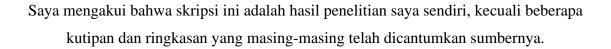
Dr. Amalia, S.T., M.T.

NIP. 197812212014042001

PERNYATAAN

KLASIFIKASI TULISAN TANGAN AKSARA BATAK DENGAN METODE HYBRID CNN-SVM BERBASIS WEBSITE\

SKRIPSI



Medan, 10 November 2024

Joshua Immanuel Fransisko Manurung

201401052

PENGHARGAAN

Segala puji-pujian dan ucapan syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa karena berkat dan karunia yang diberikan kepada penulis, sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Komputer dari Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara.

Penulis juga menyampaikan ucapan terimakasih kepada segala pihak yang memberikan doa, dukungan serta dorongan kepada penulis selama proses penulisan skripsi ini. Penulis ingin mengucapkan banyak-banyak terimakasih kepada:

- 1. Bapak Dr. Muryanto Amin, S.Sos., M.Si., selaku Rektor Universitas Sumatera Utara.
- 2. Ibu Dr. Maya Silvi Lydia, B.Sc., M.Sc., selaku Dekan Fakultas Ilmu Kommputer dan Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara.
- 3. Ibu Dr. Amalia, S.T., M.T., selaku Kepala Program Studi S-1 Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara
- 4. Ibu Sri Melvani Hardi, S.Kom., M.Kom., selaku Sekretaris Program Studi S-1 Ilmu Komputer Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Sumatera Utara. Dan juga selaku Dosen Penguji I, yang telah memberikan kritik dan saran selama masa seminar, sehingga skripsi ini dapat berjalan dengan baik.
- 5. Ibu Dr. T. Henny Febriana Harumy, S.Kom., M.Kom., yang merupakan Dosen Pembimbing I penulis, yang senantiasa memberikan arahan, motivasi, kritik serta saran kepada penulis selama penulisan skripsi ini.
- 6. Ibu Desilia Selvida, S.Kom., M.Kom., yang merupakan Dosen Pembimbing II penulis, yang senantiasa memberikan arahan, motivasi, kritik serta saran kepada penulis selama penulisan skripsi ini.
- 7. Ibu Fuzy Yustika Manik, S.Kom., M.Kom. selaku Dosen Penguji II, yang telah memberikan kritik dan saran selama masa seminar, sehingga skripsi ini dapat berjalan dengan baik.
- 8. Dosen Pembimbing Akademik penulis yaitu Bapak Herriyance, S.T., M.Kom.

- 9. Bapak dan Ibu Dosen pada Program Studi S-1 Ilmu Komputer yang telah mengajar serta membimbing penulis dari awal perkuliahan sampai kepada tahap penulisan skripsi ini.
- 10. Seluruh Staf Pegawai Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara yang memberikan bantuan pada penulis selama menjalani perkuliahan.
- 11. Ibu penulis, Bertha Munthe, yang selalu memberikan dukungan dan kasih sayang serta doa yang tiada henti-hentinya kepada penulis disetiap proses hidup penulis
- 12. Saudara kandung penulis, kakak Hotmaida Manurung, dan Abang Sahat Martogi Manurung, yang selalu mendukung serta mendoakan disetiap proses yang penulis hadapi.
- 13. Gilbert Malau, Hariyanti Saragih, Novita Sitohang, dan Putri Tampubolon, sahabat penulis sedari SMA, yang selalu mendukung, memberikan motivasi serta bantuan kepada penulis selama proses penyusunan skripsi.
- 14. Afni, Afrila, Amos, Bahtera, Devfi, Frisky, Fretty, Kristina, Rivaldo, Roshinta, Putri, Teman-teman yang bersedia menjadi responden penulis dalam membuat dataset untuk tulisan tangan aksara batak pada skripsi ini.
- 15. Seluruh teman-teman Stambuk 2020 terkhususnya KOM B yang banyak berperan dalam proses berkembanganya penulis di masa 4 tahun perkuliahan.
- 16. Kepada diri sendiri, terimakasih telah tersu berjuang dalam setiap kejenuhan serta rintangan yang dihadapi selama perkuliahan sampai kepada pengerjaan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa masih ada kekurangan dalam penelitian ini, dan menerima segala masukan yang konstruktif dalam peningkatan kualitas penelitian ini. Penulis berharap penelitian ini dapat membantu dan bermanfaat bagi seluruh pihak yang membutuhkannya.

Medan, 10 November 2024

Joshua Immanuel Fransisko Manurung

201401052

v

ABSTRAK

Aksara Batak merupakan salah watu warisan budaya Indonesia yang berasal dari

Sumatera Utara yang kini terancam punah akibat minimnya penggunaan serta

pemahaman terhadap aksara ini. Hal ini juga dipengaruhi oleh penggunaannya pada

zaman dahulu hanya terbatas pada orang-orang tertentu saja. Penelitian ini bertujuan

untuk mengembangkan sebuah sistem klasifikasi tulisan tangan aksara Batak

menggunakan metode Hybrid CNN-SVM, uang dapat mengenali lima jenis aksara

Batak: Toba, Simalungun, Karo, Pakpak, dan Mandailing. Metode hybrid CNN-SVM

bekerja dengan cara menggunakan CNN yang dipadukan dengan arsitektur resnet-50

sebagai pengekstraksi fitur dan svm digunakan untuk klasifikasi. PCA juga digunakan

setelah fitur selesai diekstrak dari CNN, guna mengurangi dimensi dari fitur yang

diekstrak sebelum masuk ke klasifikasi SVM. Pengujian dilakukan dengan lima

skenario pembagian data, dan hasil terbaik didapatkan pada skenario ke lima yaitu

80:10:10 dengan rata-rata akurasi training 93.64 % dan testing 95.06%. Model ini

diimplementasikan pada website, dan diharapkan dapat membantu pelestarian aksara

Batak.

Kata Kunci: Aksara, CNN, CNN-SVM, Resnet-50, SVM

UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

vi

HANDWRITING CLASSIFICATION OF BATAK SCRIPT WITH WEBSITE-

BASED CNN-SVM HYBRID METHOD

ABSTRACT

Batak script is one of Indonesia's cultural heritages originating from North Sumatra

which is now endangered due to the lack of use and understanding of this script. This

is also influenced by its use in ancient times only limited to certain people. This

research aims to develop a classification system for Batak script handwriting using the

Hybrid CNN-SVM method, money can recognize five types of Batak script: Toba,

Simalungun, Karo, Pakpak, and Mandailing. The CNN-SVM hybrid method works by

using CNN combined with resnet-50 architecture as a feature extractor and svm is

used for classification. PCA is also used after the features have been extracted from

CNN, in order to reduce the dimensionality of the extracted features before entering

SVM classification. Tests were carried out with five data sharing scenarios, and the

best results were obtained in the fifth scenario, namely 80:10:10 with an average

accuracy of 93.64% training and 95.06% testing. This model is implemented on the

website, and is expected to help preserve the Batak script.

Keywords: CNN, CNN-SVM, Resnet-50, Script, SVM

DAFTAR ISI

PERSET	'UJUANi
PERNYA	ATAANii
PENGH	ARGAANiii
ABSTRA	AKv
ABSTRA	ACTvi
DAFTAF	R ISIvii
DAFTAR	R TABELx
DAFTAR	R GAMBARxi
DAFTAR	R LAMPIRANxiii
BAB I PI	ENDAHULUAN1
1.1.	Latar Belakang
1.2.	Rumusan Masalah
1.3.	Batasan Masalah3
1.4.	Tujuan Penelitian4
1.5.	Manfaat Penelitian4
1.6.	Metodologi Penelitian4
1.7.	Sistematika Penulisan5
BAB II L	ANDASAN TEORI7
2.1.	Machine Learning7
2.2.	Deep Learning7
2.3.	Algoritma Convolutional Neural Network8
2.4.	<i>Resnet-509</i>
2.5.	Algoritma Support Vector Machine10

2.6.	Principal Component Analysis (PCA)	11
2.7.	Model Hybrid CNN-SVM	12
2.8.	Aksara Batak	12
2.9.	Penelitian Relevan	13
BAB III A	NALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM	17
3.1.	Analisis Sistem	17
3.1.1.	Analisis Masalah	17
3.1.2.	Analisis Kebutuhan	18
3.2.	Pengumpulan Data	19
3.3.	Preprocessing Data	21
3.3.1.	Pembagian Data	22
3.3.2.	Augmentasi Data	23
3.4.	Perancangan Sistem	23
3.5.	Pemodelan Sistem	25
3.5.1.	Diagram Umum Sistem	26
3.5.2.	Use Case Diagram	26
3.5.3.	Activity Diagram	27
3.5.4.	Sequence Diagram	28
3.6.	Flowchart (Diagram Alir)	29
3.6.1.	Flowchart Sistem	29
3.6.2.	Flowchart Metode Hybrid CNN-SVM	30
3.7.	Perhitungan Manual	31
3.8.	Perancangan Sistem	48
3.7.1.	Halaman Beranda	49
3.7.2.	Halaman Hasil Prediksi	49
BAB IV IN	MPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM	51
<i>1</i> .1	Implementaci Sistem	51

4.1.2.	Spesifikasi Perangkat Lunak	51					
4.2.	Hasil Implementasi Model Hybrid CNN-SVM	52					
4.2.1	Evaluation Metrics	52					
4.2.2	Confusion Matrix dan Classification Report	53					
4.3.	Implementasi Antarmuka Sistem	58					
4.3.1.	Halaman Beranda	58					
4.3.2.	Halaman Hasil Prediksi	59					
4.4.	Pengujian Sistem	60					
4.4.1.	Hasil Pengujian Sistem	60					
BAB V KE	CSIMPULAN DAN SARAN	82					
5.1	Kesimpulan	82					
5.2	Saran82						
DAFTAR 1	PUSTAKA	84					
LAMPIRA	N	88					

DAFTAR TABEL

Tabel 3. 1 Jumlah akhir dataset	21
Tabel 3. 2 Pembagian Keseluruhan Dataset	22
Tabel 3. 3 Parameter Augmentasi Data	23
Tabel 3. 4 Inisiasi Arsitektur Resnet-50	24
Tabel 3. 5 Inisiasi Model SVM	25
Tabel 3. 6 Kernel Lapisan Konvolusi Pertama	34
Tabel 3. 7 Kernel Pada Lapisan Konvolusi Kedua	39
Tabel 3. 8 Data Hasil Flattening	42
Tabel 3. 9 Hasil Pemusatan Data	42
Tabel 3. 10 Data Masukan Untuk SVM	46
Tabel 4. 1 Rangkuman Evaluation Metrics	52
Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Sistem dengan Model Batak Toba	61
Tabel 4. 3 Hasil Pengujian Sistem dengan Model Batak Simalungun	65
Tabel 4. 4 Hasil Pengujian Sistem dengan Model Batak Karo	69
Tabel 4. 5 Hasil Pengujian Sistem dengan Model Batak Pakpak	73
Tabel 4. 6 Hasil Pengujian Sistem dengan Model Batak Mandailing	77

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. 1 Arsitektur Umum Penelitian	5
Gambar 2. 1 Arsitektur CNN (Sarker, 2021)	9
Gambar 2. 2 Arsitektur Resnet-50	10
Gambar 2. 3 SVM dengan sampel dari dua kelas. (Garcia-Gonzalo et al., 2016)	11
Gambar 2. 4 Arsitektur Model Hybrid CNN-SVM (Niu & Suen, 2012)	12
Gambar 2. 5 Aksara Batak	13
Gambar 3. 1 Contoh halaman pada aksara A Batak Toba	19
Gambar 3. 2 Contoh form responden yang sudah diisi (Batak Toba)	20
Gambar 3. 3 Konfigurasi scan form responden	21
Gambar 3. 4 Diagram Umum Sistem	26
Gambar 3. 5 Use Case Diagram	27
Gambar 3. 6 Activity Diagram	28
Gambar 3. 7 Sequence Diagram	29
Gambar 3. 8 Flowchart sistem	30
Gambar 3. 9 Flowchart Metode Hybrid CNN-SVM	30
Gambar 3. 10 Crop Gambar 1 Ba	31
Gambar 3. 11 Crop Gambar 2 Ba	32
Gambar 3. 12 Crop Gambar 1 A	32
Gambar 3. 13 Crop Gambar 2 A	32
Gambar 3. 14 Hasil Normalisasi data (a) Gambar Ba 1 (b) Gambar Ba 2	33
Gambar 3. 15 Hasil Normalisasi Data (a) Gambar A 1 (b) Gambar A 2	33
Gambar 3. 16 Hasil Operasi Konvolusi Pertama Pada Citra Ba	35
Gambar 3. 17 Hasil Operasi Konvolusi Pada Citra A	36
Gambar 3. 18 Hasil ReLU Pertama Pada Citra Ba	37
Gambar 3. 19 Hasil ReLU Pertama Pada Citra A	37
Gambar 3. 20 Proses MaxPooling Pada Citra Ba 1	38
Gambar 3. 21 Proses MaxPooling Pada Citra Ba2	38
Gambar 3. 22 Proses MaxPooling Pada Citra A 1	38

Gambar 3. 23 Proses MaxPooling Pada Citra A 2	38
Gambar 3. 24 Hasil Proses Konvolusi Lapisan Kedua Pada Citra Ba 1	40
Gambar 3. 25 Hasil Proses Konvolusi Lapisan Pada (a) Citra Ba 2, (b) Citra A	1, (c)
Citra A 2	40
Gambar 3. 26 Hasil Proses ReLU Pada Keempat Citra	40
Gambar 3. 27 Proses MaxPooling Pada Citra Ba 1	41
Gambar 3. 28 Hasil MaxPooling Pada Ketiga Citra	41
Gambar 3. 29 Perancangan Halaman Beranda Sistem	49
Gambar 3. 30 Perancangan Halaman Hasil Prediksi	50
Gambar 4. 1 Confusion Matrix Testing Model Suku Batak Toba	54
Gambar 4. 2 Classification Report Testing Model Suku Batak Toba	54
Gambar 4. 3 Confusion Matrix Testing Model Suku Batak Simalungun	55
Gambar 4. 4 Classification Report Testing Model Suku Batak Simalungun	55
Gambar 4. 5 Confusion Matrix Testing Model Suku Batak Karo	56
Gambar 4. 6 Classification Report Testing Model Suku Batak Karo	56
Gambar 4. 7 Confusion Matrix Testing Model Suku Batak Pakpak	57
Gambar 4. 8 Classification Report Testing Model Suku Batak Pakpak	57
Gambar 4. 9 Confusion Matrix Testing Model Suku Batak Mandailing	58
Gambar 4. 10 Classification Report Testing Model Suku Batak Mandailing	58
Gambar 4. 11 Implementasi Halaman Beranda	59
Cambar 4 12 Implementaci Halaman Hacil Predikci	59

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran A	88
•	
Lampiran B	93

BABI

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Sebagai salah satu negara kepulauan terbesar di dunia, Indonesia memiliki adat, suku, bahasa, dan budaya yang berbeda di setiap pulaunya, yang membuat Indonesia memiliki kebudayaan yang sangat beragam. Keberagaman kebudayaan ini merupakan harta berharga negara Indonesia yang patut dijaga dan dilestarikan (Lorentius et al., 2020). Salah satu dari keberagaman budaya tersebut adalah suku Batak. Suku Batak memiliki warisan budaya yang beragam seperti ulos, upacara adat yang sakral, budaya lisan seperti bahasa Batak, serta budaya tulisan seperti aksara Batak (Willian et al., 2023).

Aksara merupakan salah satu media komunikasi tulisan yang digunakan manusia pada berbagai media, seperti kertas, batu, pohon, kayu, serta kain untuk menyampaikan aspek eksresif dari suatu bahasa (Roza, 2017). Terdapat dua jenis Aksara Batak yaitu Induk Surat dan Anak Surat. Induk Surat merupakan suku kata dasar ataupun induk dari aksara Batak yang merupakan perpaduan dari huruf konsonan dengan huruf vokal a. Anak Surat merupakan tanda atau diakritik yang mengubah bunyi atau huruf vokal pada Induk Surat (Girsang et al., 2022).

Seiring perkembangan zaman, penggunaan aksara batak sudah sangat jarang dan hanya sedikit orang yang memahami dan mengetahui informasi mengenai aksara Batak ini. Hal ini juga dipengaruhi oleh penggunaannya pada zaman dahulu yang terbatas pada orang-orang tertentu saja seperti pimpinan, ahli medis dan ahli adat pada saat itu. Terbatasnya informasi serta sumber data dari aksara batak ini membuat aksara batak terancam punah sehingga memerlukan perhatian khusus (Pratama et al., 2023). Eksistensi dan pengetahuan mengenai Aksara Batak yang terus menurun terlebih di

kalangan suku Batak itu sendiri juga dipengaruhi oleh kurangnya minat serta niatan dalam melestarikan aksara Batak. Untuk itu eksistensi dari aksara Batak Harus dilestarikan dan di pertahankan, agar warisan budaya batak ini tidak luntur ataupun punah (Pasaribu & Hasugian, 2015).

Dengan memanfaatkan perkembangan teknologi saat ini, ada banyak metode yang dapat digunakan untuk menangani hal tersebut, yaitu dengan membuat sebuah sistem klasifikasi gambar yang menggunakan metode *machine learning* dan *deep learning* yang merupakan sebuah metode kecerdasan buatan yang sangat populer saat ini. Ada banyak algoritma yang dapat digunakan dalam melakukan tugas klasifikasi gambar contohnya seperti algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN), yaitu sebuah jaringan yang terdiri dari *weight*, bias, dan juga *activation function* guna menangani data dalam bentuk 2 dimensi seperti teks, suara, dan gambar (Adi Nugroho et al., 2020). CNN memiliki kelebihan dalam mengekstrak fitur dari sebuah gambar, dikarenakan memiliki beberapa filter konvolusi yang berfungsi untuk memindai matriks dari gambar serta melakukan pengurangan dimensi gambar (Mishra, 2019). Pada penelitian (Turnip et al., 2023), menerapkan CNN untuk pengenalan tulisan tangan Batak dengan hasil akurasi sebesar 89,47%.

Selain algoritma CNN ada pula algoritma Support Vector Machine (SVM) yang merupakan algoritma machine learning mencakup data linear dan data non-linear. Dimana SVM akan menggambarkan decision boundaries atau hyperplane antara kelas untuk memisahkan serta mengklasifikasikannya. SVM memiliki kemampuan dalam meminimalisir kesalahan dalam generalisasi pada data yang tidak dilihat (Alkhaleefah & Wu, 2018). SVM juga banyak digunakan dalam model hybrid. Penelitian (Ahlawat & Choudhary, 2020), menerapkan metode hybrid CNN-SVM. Pada penelitian ini menggunakan dataset dari MNIST dataset untuk pengenalan tulisan tangan digit, CNN digunakan sebagai ekstraksi fitur dari gambar dan SVM sebagai klasifikasinya, dan mencapai hasil tingkat akurasi sebesar 99,28% pada dataset tersebut. Penelitian serupa juga dilakukan oleh (Putri et al., 2023a), menggunakan metode hybrid CNN-SVM untuk melakukan pengenalan Aksara Jawa. Pada penelitian ini mereka mengevaluasi 3 variasi dari arsitektur CNN dan model hybrid CNN-SVM berdasarkan klasifikasi dan waktu latih. Hasil dari penelitian ini didapati bahwa model hybrid mendapatkan akurasi tertinggi dibandingkan model yang

lain sebesar 98,35%. Berdasarkan penelitian tersebut, terlihat bahwa metode *hybrid* CNN-SVM dapat meningkatkan hasil akurasi.

Dengan uraian tersebut, penulis pada penelitian ini membuat sebuah sistem klasifikasi tulisan tangan Aksara Batak dengan menerapkan metode *hybrid* CNN-SVM. Klasifikasi dilakukan terhadap kelima aksara suku Batak yakni Batak Toba, Simalungun, Batak Karo, Batak Pakpak, dan juga Batak Mandailing. Pada penelitian ini melakukan ekstraksi fitur dari data gambar aksara batak menggunakan CNN dan fitur-fitur tersebut diteruskan ke SVM untuk melakukan pengklasifikasian data tersebut.

Dalam rangka mempertahankan eksistensi dan nilai-nilai budaya yang ada dalam aksara batak, penulis dalam penelitian ini membuat sebuah model menggunakan metode *hybrid* CNN-SVM yang dapat mengklasifikasikan tulisan aksara batak yang menghasilkan keluaran dalam bentuk tulisan latin. Dalam penelitian ini CNN digunakan untuk mengekstraksi ciri fitur dari gambar tulisan tangan aksara batak, dan ciri fitur tersebut diteruskan ke SVM untuk melakukan klasifikasi, dan menghasilkan tulisan dari aksara tersebut ke dalam bentuk tulisan latin. Dan model yang dibangun diintegrasikan ke dalam *website* agar dapat dengan mudah diakses oleh seluruh kalangan.

1.2. Rumusan Masalah

Penggunaan aksara batak saat ini sudah sangat jarang dan hanya sedikit orang yang mengetahui serta memahami informasi mengenai aksara batak. Jika terus demikian, dapat membuat aksara batak terancam punah, sehingga memerlukan perhatian khusus. Oleh karena itu, sistem klasifikasi tulisan tangan aksara batak diperlukan untuk dapat membantu pelestarian aksara batak.

1.3. Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

- Menggunakan lima jenis aksara suku batak, yaitu Batak Toba, Batak Simalungun, Batak Karo, Batak Mandailing, dan Batak Pakpak.
- 2. Penelitian ini hanya melakukan klasifikasi terhadap induk surat nya saja dari masing-masing aksara batak.

- 3. Data yang digunakan adalah tulisan aksara batak dengan format *jpg*, *jpeg*, dan *png* yang diperoleh melalui data primer.
- 4. Model dirancang dengan menggunakan bahasa *python*.
- 5. Hasil akhir program yang dirancang berbasis *website*.

1.4. Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem berbasis *website* guna membantu user mengenali dan belajar huruf Induk Surat aksara batak, yaitu Batak Toba, Batak Simalungun, Batak Karo, Batak Mandailing, dan Batak Pakpak.dengan menggunakan metode *hybrid* CNN-SVM dakam melakukan pengklasifikasiannya.

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat yang akan diperoleh melalui penelitian ini adalah:

- 1. Memberikan informasi mengenai aksara batak kepada khalayak umum sebagai salah satu bentuk upaya pelestarian budaya aksara batak.
- 2. Memberikan informasi tentang penerapan metode *hybrid* CNN-SVM dalam tugas klasifikasi tulisan tangan aksara batak.
- 3. Mengetahui kinerja dari metode *hybrid* CNN-SVM dalam melakukan klasifikasi aksara batak.

1.6. Metodologi Penelitian

Metode penelitian yang akan digunakan dalam peneliutian ini adalah sebagai berikut:

1. Studi Pustaka

Penelitian dimulai dengan melakukan studi pustaka untuk meninjau, dan mengumpulkan berbagai informasi serta referensi dari sumber yang kredibel seperti buku, *e-book*, jurnal, artikel ilmiah, laporan-laporan penelitian dan tinjauan pustaka lainnya yang berhubungan dengan *hybrid* CNN-SVM.

2. Analisa dan Perancangan Sistem

Tahap dimana penulis melakukan analisis terhadap apa saja yang dibutuhkan dalam penelitian, lalu dituangkan dalam bentuk diagram alir (*flowchart*).

3. Implementasi Sistem

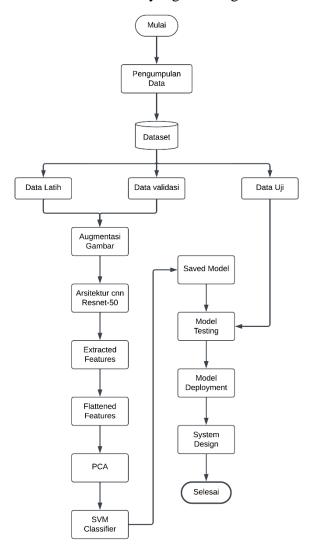
Tahap ini mengimplementasikan perancangan sistem yang telah dibangun sebelumnya dengan menggunakan bahasa pemrograman *python*.

4. Pengujian Sistem

Sistem yang telah dibangun dilakukan uji coba untuk melihat performa dari sistem yang dibangun dan dapat berjalan dengan semestinya.

5. Arsitektur Umum

Berikut merupakan arsitektur sederhana yang akan digunakan:



Gambar 1. 1 Arsitektur Umum Penelitian

6. Dokumentasi

Penelitian yang dilakukan akan didokumentasikan dalam bentuk skripsi mulai dari tahap analisa sampai kepada tahap pengujian.

1.7. Sistematika Penulisan

Sistematika penlusian terdiri dari lima bab, yakni:

BAB I PENDAHULUAN

Semua yang berhubungan mengenai latar belakang dari permasalahan yang diangkat yakni tujuan penelitian, rumusan masalah, metode penelitian, dan sistematika penulisan akan dibahas pada bab ini.

BAB II LANDASAN TEORI

Tinjauan pustaka yang berhubungan dengan metode *hybrid* CNN-SVM dan Aksara Batak akan dijelaskan pada bab ini.

BAB III ANALISIS PERANCANGAN

Analisis masalah dan sistem yang dibangun akan dibahas pada bab ini. Selanjutnya merancang sistem dengan menggunakan metode *hybrid* CNN-SVM.

BAB IV IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

Membahas tentang implementasi dan pengujian sistem berdasarkan tahapan analisis dan perancangan yang telah disebutkan di atas.

BAB V PENUTUP

Membahas mengenai hasil kesimpulan dan saran yang didapatkan dari hasil penelitian yang dilakukan akan dibahas pada bab ini.

BABII

LANDASAN TEORI

2.1. Machine Learning

Machine learning merupakan sebuah ilmu dimana komputer dapat belajar sendiri tanpa bantuan manusia. Dengan memanfaatkan data, komputer membangun sebuah model untuk dapat mengambil sebuah keputusan. Fokus utama dari *machine learning* adalah membangun sebuah model, yang dapat mempelajari data secara otomatis untuk menyelesaikan suatu masalah tertentu (Id, 2021).

Berdasarkan cara belajarnya *machine learning* dikelompokkan menjadi tiga kelompok yaitu:

- Supervised learning, komputer diberikan data training yang sudah diberikan label sebelumnya, kemudian komputer akan mempelajarinya dengan menggunakan algoritma dan membuat model berdasarkan data training tersebut.
- 2. *Unsupervised learnig*, komputer diberikan data mentah yang tidak berlabel, lalu algoritma dalam komputer tersebut yang akan mencari pola dan hubungan yang ada dalam data tersebut.
- 3. *Reinforcement learning*, komputer akan berinteraksi dengan lingkungan yang dinamis untuk melakukan sebuah tugas, dan akan mempelajari bagaimana membuat sebuah keputusan yang spesifik nenggunakan sistem *reward/penalty* yang akan memberikan *feedback* kepada algoritma untuk belajar.

2.2. Deep Learning

Deep Learning adalah bidang machine learning, yang memerlukan dataset besar guna menyelesaikan sebuah masalah dengan memanfaatkan jaringan syaraf yang dalam. Konsep deep learning didasarkan konsep Deep Belief Network (DBN),

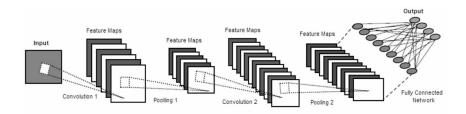
yang bertujuan menyelesaikan masalah optimasi dari sebuah struktur yang dalam (Xin et al., 2018). *Deep Learning* sangat baik dalam menangani kasus *supervised learning*, seperti kasus klasifikasi gambar, deteksi objek, NLP dan lainnya, dikarenakan memiliki jaringan yang dalam.

Feature engineering merupakan salah satu fiturnya, yang berguna untuk mengekstrak fitur penting dari data secara otomatis, sehingga model dapat membedakan sebuah kelas dari data yang diberikan, dengan demikian model mendapatkan performa yang lebih baik dalam membuat sebuah prediksi (Sarker, 2021). Untuk membangun sebuah model komputasi, deep learning menggunakan banyak lapisan dalam merepresentasikan abstraksi dari sebuah data. Jika dibandingkan dengan machine learning, deep learning memiliki waktu lebih dalam proses training, dikarenakan memiliki parameter yang banyak saat proses tersebut berlangsung, tetapi membutuhkan waktu yang lebih singkat dalam melakukan pengujian (Xin et al., 2018).

Algoritma-algoritma *Deep Learning* terdiri dari berbagai macam jenis jaringan syaraf didalamnya. Seperti algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN), *Recurrent Neural Network* (RNN), dan *Long Short Term Memory* (LSTM) yang merupakan algoritma yang sangat populer saat ini. Algoritma-algoritma tersebut tersusun dari beberapa komponen, yaitu *neural network*, fungsi aktivasi, *loss function*, *optimizers*, dan *backpropagation*.

2.3. Algoritma Convolutional Neural Network

Convolutional neural network (atau CNN atau ConvNet) merupakan tipe dari deep learning yang arsitekturnya terinspirasi dari sistem penglihatan makhluk hidup. CNN di desain untuk mengolah data dua dimensi dalam bentuk citra atau gambar, sehingga sangat cocok untuk melakukan berbagai tugas di bidang visi komputer (Ghosh et al., 2019). CNN tidak beda jauh dengan jaringan syaraf lainnya, yang terdiri dari neuron yang memiliki bobot, bias, dan fungsi aktivasi. Secara garis besar, CNN bekerja dengan memanfaatkan proses konvolusi untuk menggerakkan sebuah filter atau kernel konvolusi ke sebuah gambar, sehingga mendapatkan informasi baru dari hasil perkalian bagian gambar tersebut dengan filter yang digunakan (Lina, 2019). Arsitektur CNN terdiri dari tiga lapisan yaitu convolution layer, pooling layer, dan fully connected layer, yang dapat dilihat pada gambar 2.1.



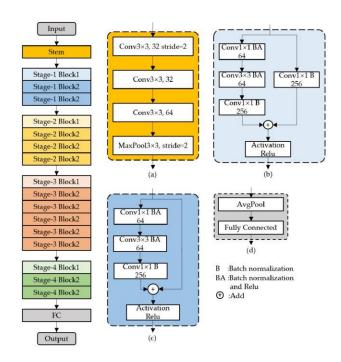
Gambar 2. 1 Arsitektur CNN (Sarker, 2021)

Berdasarkan Gambar 2.1 convolutional neural network dimulai dari lapisan input, CNN akan menerima inputan citra pada lapisan ini dengan dimensi panjang x lebar x 1 (citra grayscale) atau panjang x lebar x 3 (citra RGB). Lalu selanjutnya masuk ke convolutional layer pada lapisan ini akan diterapkan proses konvolusi kepada gambar dengan menggunakan kernel atau filter tertentu, kemudian dilanjutkan dengan menggunakan ReLU (Rectifier Linear Unit) sebagai fungsi aktivasinya. Selanjutnya akan masuk ke proses pooling. Pada tahap ini CNN akan melakukan ekstraksi fitur dari citra tersebut, dan menghasilkan sebuah feature map berbentuk multidimensional array. Feature map ini akan dibawa ke lapisan konvolusi selanjutnya, dan akan terus diulang sampai pada ke lapisan fully connected. Pada lapisan ini feature map tersebut akan diubah bentuknya dari multidimensional array menjadi satu dimensi dengan proses flattening agar dapat digunakan sebagai input dari lapisan ini. Pada lapisan terakhir yang digunakan untuk melakukan klasifikasi dengan fungsi aktivasi sigmoid (binary classification) dan fungsi aktivasi softmax (multiclass classification).

2.4. Resnet-50

Resnet (Residual Network), merupakan jaringan residual yang memiliki beberapa macam jenis arsitektur berdasarkan jumlah lapisannya, dalam hal ini resnet-50 memiliki jumlah 50 lapisan didalamnya. Jaringan residual ini pernah memenangkan juara pertama pada kompetisi ILSVRC (ImageNBet Large Scale Visual Recognition Challenge) untuk kategori klasifikasi, segmentasi, dan deteksi gambar menggunakan dataset COCO dan ImageNet. Resnet memperkenalkan Residual Block untuk menyelesaikan permasalahan yang sering dihadapi oleh deep neural network, yaitu hilangnya gradien pada saat proses training (Song, 2024). Setiap residual block pada arsitektur ini memiliki lapisan konvolusi ganda, yang memperkenalkan skip connections, yang memungkinkan lapisan konvolusi tertentu dalam jalur utama untuk

dilewati sehingga jalur residual dapat menangkap fitur penting yang mungkin hilang di jalur utama. Mekanisme ini secara efektif mempertahankan informasi dari data, mencegah hilangnya gradien selama pelatihan serta dapat meningkatkan kedalaman sebuah jaringan (Liu, 2024).

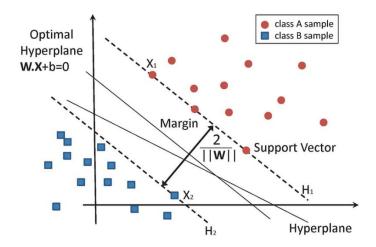


Gambar 2. 2 Arsitektur Resnet-50

Arsitektur *resnet-50* terdiri dari 50 lapisan, 49 lapisan konvolusi serta 1 lapisan *fully connected*, yang terstruktur menjadi 4 tahap seperti pada Gambar 2.2, yang setiap tahap memiliki banyak blok sisa.

2.5. Algoritma Support Vector Machine

SVM atau *Support Vector Machine* adalah teknik pembelajaran mesin yang didasari dari teori pembelajaran statistik oleh Vladimir Vapnik (1995), yang dapat menyelesaikan berbagai masalah non-linear dan berdimensi tinggi secara efektif (García-Gonzalo et al., 2016). *Support Vector Machine* termasuk kedalam metode *supervised learning* yang berarti memerlukan data berlabel dalam pelatihannya.



Gambar 2. 3 SVM dengan sampel dari dua kelas. (Garcia-Gonzalo et al., 2016)

SVM akan merepresentasikan dataset multi-dimesi ke dalam sebuah ruang di mana sebuah elemen data yang termasuk kedalam sebuah kelas akan dipisahkan oleh hyperplane. SVM bertujuan untuk mencari hyperplane pemisah yang paling optimal dalam mengklasifikasikan elemen data dengan benar dan memisahkan jarak antar kelas (margin) sejauh mungkin, dengan meminimalisir kesalahan klasifikasi dalam data pelatihan dan data uji yang tak terlihat (Ahlawat & Choudhary, 2020). Hyperplane merupakan sebuah garis yang memisahkan data antar kelas, margin adalah jarak terdekat dari data ke hyperplane pada setiap kelas, dimana data tersebut disebut support vector.

2.6. Principal Component Analysis (PCA)

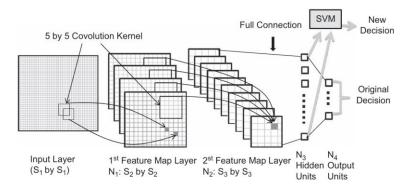
Principal Component Analysis (PCA) adalah teknik stasistik, yang berguna mengurangi dimensi dari sebuah data dengan cara mengubah sejumlah besar variabel yang berkorelasi menjadi variabel baru yang tidak berkorelasi (komponen utama). PCA bertujuan untuk mengurangi kompleksitas dari sebuah data asli sembari mempertahankan infromasi dari data tersebut sebanyak mungkin(Rianti et al., 2024).

PCA bekerja dengan cara melakukan normalisasi data guna memastikan bahwa seluruh fitur berkontribusi dengan seimbang, kemudian menghitung matriks kovarians dari fitur-fitur yang telah di normalisasi tersebut. Selanjutnya akan dihitung eigenvalue yang menunjukkan arah variansi maksimum dan eigenvector yang menunjukkan besar variansi di arah tersebut, dari matriks kovarians. Dan terakhir komponen dengan eigenvalue terbesar dipilih sebagai principal components, yang

mempertahankan sebanyak mungkin informasi dari data asli dalam sebuah dimensi yang lebih rendah (Rosyada & Utari, 2024).

2.7. Model *Hybrid* CNN-SVM

Model hybrid adalah suatu metode yang menggabungkan dua buah atau lebih model atau algoritma menjadi satu dalam sebuah sistem. Model hybrid CNN-SVM merupakan penggabungan dari algoritma CNN dengan algoritma SVM. Dimana algoritma CNN yang memiliki convolution layer, pooling layer dan fully connected layer dapat mempelajari fitur lokal invarian dengan sangat baik dan dapat mengekstrak fitur yang paling diskriminatif dari suatu gambar. Di sisi lain, algoritma SVM memiliki kemampuan yang baik dalam meminimalkan kesalahan generalisasi pada data yang tidak terlihat. SVM merepresentasikan fitur dari dataset ke dalam ruang fitur multi-dimensional, dimana hyperplane yang optimal akan membagi fiturfitur tersebut ke dalam kelas yang sesuai (Putri et al., 2023b). Model ini bekerja dengan mengganti lapisan terakhir dari algoritma CNN yaitu lapisan softmax menggunakan pengklasifikasian SVM, dengan demikian output dari lapisan tersembunyi dapat diasumsikan sebagai fitur input untuk SVM. Sehingga CNN berfungsi sebagai pengekstrak fitur dari dataset dan SVM bertindak sebagai pengklasifikasi (Minarno et al., 2024). Arsitektur dari model hybrid CNN-SVM terdapat pada gambar 2.4.



Gambar 2. 4 Arsitektur Model Hybrid CNN-SVM (Niu & Suen, 2012)

2.8. Aksara Batak

Aksara batak atau *Surat Batak* adalah aksara yang digunakan oleh suku Batak yang tinggal di Provinsi Sumatera Utara. Menurut (Kozok, 2009) aksara Batak termasuk kedalam rumpun tulisan India yaitu aksara Brahmi, dan dapat diklasifikasikan sebagai abugida. Abugida merupakan jenis tulisan yang setiap bunyi

dari bahasanya dapat dilambangkan secara akurat. Sebuah abugida terdiri dari aksara yang melambangkan sebuah konsonan dan vokal dipasang pada sebuah aksara sebagai diakritik. Hal ini juga berlaku pada aksara Batak, dimana bagian konsonan disebut dengan *ina ni surat* dan bagian diakritik disebut dengan *anak ni surat* (Muis et al., 2024). Aksara Batak memiliki beberapa jenis dan memiliki bentuk sesuai dengan jenis suku Batak yang ada. Terdapat lima jenis huruf Batak, yaitu Toba, Karo, Simalungun, Mandailing, dan pakpak (Limbong et al., 2019). Gambar 2.5 menunjukkan bentuk aksara batak terkhususnya *ina ni surat* dari kelima suku batak.

	Mandailing	Simalungun	Toba	Pakpak	Karo
a	S	\$	S	S	S
ha	ກ	(;	n	S	S
ka	5	(:	n	20	20
ba	α	α	α	α	0
ра	_	\$	-	_	_
na	0	ρO	ρO	ρO	10
wa	C	C	v С	٧	C
ga	~	('	ſ	r	r
ja	⊹	ψ	\(\psi \)	<	\(\)
da	<	γ	٧	<	<
ra	<u>~</u>	Įľ'	î,	<u>~</u>	<u>~</u>
ma	∝	~	¥	፟፟፟፟፟	፟፟፟፟፟
ta	×	×	スぴ	₽	₽
sa	٢	(•	7	7	7
ya	₩	۶	\$	∾	፟
nga	<	<	<	<	<
la)	(,	l	J)
nya	6	k	٧		
ca	۳			7	<i>~ د</i>
nda					~
mba					α
i	÷	÷	÷	÷	÷
u	÷	÷	÷	÷	ٿ

Gambar 2. 5 Aksara Batak

2.9. Penelitian Relevan

Berikut adalah beberapa penelitian terdahulu yang berkaitan dengan penerapan metode *hybrid* CNN-SVM dalam melakukan klasifikasi dan penerapan sistem klasifikasi dari Aksara Batak:

- 1. Paper (Ahlawat & Choudhary, 2020) menyajikan hasil penelitian dengan judul "Hybrid CNN-SVM Classifier for Handwritten Digit Recognition". Penelitian ini mencapai hasil akurasi pengenalan sebesar 99,28%, menggunakan model hybrid CNN-SVM pada MNIST dataset. Hal ini menunjukkan bahwa kombinasi antara CNN sebagai pengekstraksi fitur dan SVM sebagai pengklasifikasi sangat efektif dalam pengenalan tulisan tangan. Namun terdapat masalah yang belum terselesaikan terkait dengan penerapan model tersebut pada dataset yang memiliki tingkat kerumitan yang lebih tinggi atau tulisan tangan yang lebih beragam seperti tulisan tangan aksara Batak. Alasan untuk ini mungkin karena keterbatasan pada variasi dataset MNIST yang terdiri dari angka sederhana. Salah satu cara untuk mengatasi kesulitan ini adalah dengan menerapkan meetode yang serupa pada dataset yang lebih kompleks seperti aksara Batak. Pendekatan ini cocok untuk klasifikasi aksara Batak, yang memiliki variasi dan bentuk tulisan yang beragam. Semua ini menunjukkan bahwa disarankan untuk melakukan penelitian tentang klasifikasi tulisan tangan aksara Batak dengan metode hybrid CNN-SVM.
- 2. Paper (Benkaddour & Bounoua, 2017) dengan judul "Feature extraction and classification using deep convolutional neural networks, PCA and SVC for face recognition" menunjukkan bahwasanya pengkombinasian antara CNN sebagai ekstraksi fitur, PCA sebagai pereduksi dimensi, serta SVM sebagai pengklasifikasi dapat meningkatkan performa klasifikasi, dengan mencapai akurasi pengenalan sebesar 95,25% pada dataset FERET. Namun, terdapat masalah pada efisiensi komputasi terhadap proses PCA dalam dataset yang besar. Alasan untuk ini mungkin karena PCA membutuhkan daya komputasi yang lebih dalam menangani data berdimensi tinggi. Salah satu cara mengatasi kesulitan ini adalah menerapkan teknik optimasi pada komputasi dalam mereduksi dimensi. Pendekatan ini berkontribusi dalam menunjukkan kelebihan dari metode hybrid CNN-SVM, namun tidak menguji metode tersebut pada tugas klasifikasi lain seperti pada pengenalan karakter aksara batak. Oleh karena itu, penelitian ini menjadi dasar dalam mengembangkan sistem klasifikasi dengan aksara batak.
- 3. Paper (Putri et al., 2023a) yang berjudul "Hybrid convolutional neural networks-support vector machine classifier with dropout for Javanese character recognition" menyajikan hasil penelitian yang menunjukkan bahwasanya model hybrid CNN-SVM meningkatkan akurasi pengenalan aksara Jawa dibandingkan

- dengan model CNN biasa, dengan hasil akurasi mencapai 98,35% pengujian dan 97,38% validasi dimana CNN mencapai akurasi 98,06 untuk pengujian dan 97,14 untuk validasi. Namu penelitian ini belum mengatasi masalah terkait generalisasi pada jenis aksara lain yang memiliki struktus visual yang berbeda. Salah satu cara mengatasi kesulitan ini adalah dengan mengembangkan model dengan menggunakan jenis aksara lain. Semua ini menunjukkan bahwa penelitian lebih lanjut diperlukan untuk menguji metode *hybrid* CNN-SVM pada aksara Batak.
- 4. Paper (Simon & Uma, 2020) dengan judul "Deep Learning based Feature Extraction for Texture Classification" menunjukkan bahwa model hybrid CNN-SVM dapat memberikan hasil yang baik dalam melakukan klasifikasi terkstur dengan mendapat akurasi antara 85%-95% pada dataset KTH-TIPS, CURET, dan dataset bunga, dengan menguji berbagai model CNN seperti DenseNet201, ResNet50, dan Inceptionv3 sebagai fitur ekstraktor. Ketergantungan terhadap pretrained model yang membutuhkan daya komputasi tinggi menjadi masalah yang belum terselesaikan pada penelitian ini. Salah satu cara untuk mengatasi masalah ini dengan menerapkan transfer learning pada model yang lebih ringan. Pendekatan ini menunjukkan performa dari model hybrid CNN-SVM, tetapi tidak spesifik untuk pengklasifikasian aksara. Oleh karena itu, penelitian lebih lanjut spesifik terhadap aksara Batak.
- 5. Paper (Elleuch et al., 2016) dengan judul "A New Design Based-SVM of the CNN Classifier Architecture with Dropout for Offline Arabic Handwritten Recognition" menunjukkan bahwa metode hybrid CNN-SVM dengan tambahan lapisan dropout meningkatkan akurasi pengenalan aksara Arab pada dataset HACDB dan IFN/ENIT, dengan ECR masing-masing 2,09%, 5,83%, dan 7,05%. Namun terdapat msalah yang belum terselesaikan terkait dengan implementasi pada dataset lain, yang memiliki struktur aksara yang berbeda. Alasan untuk ini mungkin karena keterbatasan terhadap dataset. Salah satu cara untuk mengatasi masalah in adalah dengan menyesuaikan arsitektur CNN dalam mengekstrak fitur terhadap dataset tertentu. Pendekatan ini sangat relevan terdapat sistem klasifikasi untuk aksara Batak, mengingat aksara ini juga memiliki kompleksitas bentuk yang mirip. Semua ini menunjukkan bawa disarankan untuk melakukan penelitian tentang penerapan metode hybrid CNN-SVM menggunakan aksara Batak.

6. Paper (Willian et al., 2023) dengan judul "Design of Batak Toba Script Using Convolutional Neural Network Algorithm" Recognition Sistem menunjukkan bahwa CNN dapat mencapai akurasi sebesar 99,54% dalam pengenalan aksara Batak Toba. Namun terdapat masalah yang belum terselesaikan terkait dengan penggunaan aksara Batak yang terbatas pada akasara Batak Toba saja, serta tidak mengimplementasikan metode hybrid CNN-SVM. Alasan untuk ini mungkin karena kurangnya dataset pada jenis aksara Batak yang lainnya serta kurangnya eksplorasi terhadap model hybrid CNN-SVM. Salah satu cara mengatasi kesulitan tersebut adalah dengan dataset aksara Batak lainnya, serta menerapkan metode hybrid CNN-SVM, yang telah terbukti efektif pada penelitian lain. Semua ini menunjukkan bahwa disarankan untuk melakukan penelitian tentang klasifikasi terhadap kelima Aksara Batak dengan metode hybrid CNN-SVM.

BAB III

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

3.1.Analisis Sistem

Analisis sistem merupakan tahapan dalam penelitian yang bertujuan untuk menguraikan segala hal yang dibutuhkan agar sebuah sistem dapat bekerja dengan baik. Terdapat dua kategori dari analisis sistem yaitu, analisis masalah yang digunakan untuk menemukan pernyebab atau sumber serta dampak dari suatu masalah, sedangkan analisis kebutuhan digunakan untuk menentukan data dan proses yang diperlukan dalam membangun sebuah sistem.

3.1.1. Analisis Masalah

Penggunaan aksara Batak yang seiring waktu semakin jarang, serta pengetahuan mengenai aksara batak yang juga terbatas bahkan dikhalangan suku Batak itu sendiri. Hal ini dapat membuat aksara Batak terancam punah. Salah satu penyebabnya adalah perubahan zaman yang membuat aksara Batak sudah sangat jarang digunakan. Dengan memanfaatkan teknologi yang ada saat ini dapat dibuat sebuah sistem klasifikasi aksara Batak sebagai salah satu upaya pelestarian budaya aksara Batak.

Penerapan sistem klasifikasi aksara batak memiliki tantangan tersendiri, hal ini dikarenakan aksara batak memiliki kompleksitas bentuk serta kemiripan visual antar aksaranya. Baik dari suku Batak Toba, Batak Simalungun, Batak Karo, Batak Pakpak, serta Batak Mandailing beberapa aksaranya memiliki bentuk yang kompleks serta kemiripan visual. Salah satu contohnya adalah aksara Ja, Da, Nga pada setiap jenis suku batak. Dalam menangani hal ini diperlukan sebuah model yang dapat menangani

data kompleks, seperti model *hybrid* CNN-SVM, yang dimana CNN memiliki kelebihan di dalam fitur eksraksi serta SVM untuk mencapai hasil yang lebih presisi.

3.1.2. Analisis Kebutuhan

Analisis kebutuhan merupakan tahapan yang bertujuan untuk mengenali dan menemukan data dan prosedur atau proses yang diperlukan, agar sistem yang dirancang dapat mencapai tujuannya. Analisis kebutuhan mencakup dua komponen utama yaitu, kebutuahan fungsional dan non-fungsional.

3.1.2.1. Kebutuhan Fungsional

Kebutuhan fungsional berisi semua proses atau prosedur yang dilakukan sebuah sistem untuk dapat memenuhi tujuannya. Kebutuhan fungsional yang harus dipenuhi dalam penelitian ini mencakup:

- 1. Sistem menyediakan pilihan untuk memilih model suku batak yang akan digunakan pengguna.
- 2. Sistem harus dapat membaca *input*-an gambar yang dibuat oleh pengguna melalui *canvas*.
- 3. Sistem memiliki tombol untuk membersikan *canvas*, serta fitur *undo* dan *redo*, guna mempermudah pengguna dalam menggambar aksara.
- 4. Sistem dapat mengenali gambar aksara batak sesuai dengan suku batak yang dipilih ketika melakukan proses prediksi oleh model.
- 5. Sistem dapat memberikan hasil prediksi gambar aksara batak yang diinputkan sesuai dengan model yang dipilih, serta memberikan nilai keakuratan (*confidence level*) terhadap hasil prediksi tersebut.

3.1.2.2. Kebutuhan Non-Fungsional

Kebutuhan non-fungsional merupakan kebutuhan pendukung yang mencakup batasan, karakteristik, fitur, serta aspek lainnya menjadi dari sebuah sistem yang dibangun. Berikut merupakan kebutuhan non fungsional dari sistem:

- 1. Batasan *input*-an sistem adalah melalui *canvas* yang telah disediakan untuk pengguna dapat menggambar aksara batak secara langsung di dalam sistem.
- 2. Sistem memiliki tampilan yang mudah digunakan oleh *user*.
- 3. Sistem dapat memproses gambar aksara batak dan melakukan prediksi dengan kurun waktu kurang dari 10 detik.

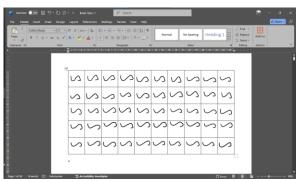
4. Untuk mengakses sistem, diperlukannya koneksi internet.

3.2.Pengumpulan Data

Pengumpulan data yang dilakukan melalui dua sumber data yaitu:

1. Dibuat oleh Penulis

Penulis mengumpulkan data dengan menggunakan bantuan sofrware Microsoft Word untuk membuat gambar aksara batak. Disini penulis membuat sebuah tabel berukuran 5 baris dan 10 kolom, dengan panjang dan lebar masing masing cellnya adalah 2,46cm x 2,46cm pada satu lembar halaman. Banyak nya halaman pada file Microsoft Word adalah dua kali dari banyak jenis aksara pada suku Batak tersebut, dengan rincian Batak Toba serta Batak Simalungun sebanyak 38 halaman, Batak Karo serta Batak Mandailing sebanyak 42 halaman, dan Batak Pakpak sebanyak 36 halaman. Kemudian penulis menggunakan bantuan pen laptop untuk menggambar aksara pada tabel tersebut sebanyak dua halaman untuk setiap jenis aksara, sehingga didapatkan jumlah data perkelasnya sebanyak 100 data. Gambar 3.1 merupakan salah satu contoh halaman file Microsoft Word-nya.



Gambar 3. 1 Contoh halaman pada aksara A Batak Toba

Kemudian halaman pada file *Microsoft Word* di-*convert* menjadi sebuah gambar berekstensi .*jpg*, yang selanjutnya akan dilakukan *cropping* pada gambar tersebut untuk memisahkan gambar aksaranya per *cell*-nya dari tabel tersebut. Sehingga didapatlah total *dataset* sebanyak 1900 data gambar untuk Batak Toba dan Batak Simalungun, sebanyak 2100 data gambar untuk Batak Karo dan Batak Mandailing serta, sebanyak 1800 data gambar untuk Batak Pakpak.

2. Dibuat oleh Responden

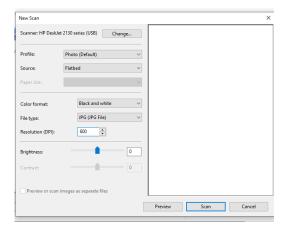
Data diperoleh dari responden dengan cara membuat sebuah *form* responden untuk kelima suku batak. Dimana pada *form* tersebut berisikan tabel yang memiliki

ukuran yang sesuai dengan jumlah aksara pada suku batak tersebut dengan rincian Batak Toba dan Batak Simalungun berukuran 20 baris x 12 kolom, Batak Karo dan Batak Mandailing berukuran 22 baris x 12 kolom serta Batak Pakpak berukuran 19 baris x 12 kolom. Setiap *cell* pada tabel tersebut memiliki ukuran yang sama yaitu 1,03cm x 1,33cm. Pada kolo,ke-1 berisikan kata latin dari aksara bataknya, kolom ke-2 berisikan gambar aksara bataknya, serta pada kolom ke-3 sampai kolom ke-12 merupakan tempat bagi responden untuk menulis aksara batak menggunakan pena. Gambar 3.2 merupakan salah satu contoh form respondenya.

Respo	nden:	Vovita	R.K.S	itohang),				Batak 1	foba	
Aks	G	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10
Α	B	N	S	N	S	2	S	N	N	S	S
Ha-Ka	773	de	77	77	n	20	n	7	77	20	77
Ва	۵	2	2	3	2	۵	8	۵	2	2	2
Pa	_	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Na	10	-0	-5	70	70	-0		-0	-0	-6	
Wa	C	C	0	0	0	0	0	0	\Box	0	0
Ga	7	~	-	-	7	7	7	7	->	->	-
ја	٧	<	<	4	+	4	=	<	*	<	<
Da	~	~	~	~	~	<	~	<	~	~	~
Ra	5	3	7	ラ	5	=	=	=	3	=	=
Ma	TC	て	TC	TC	τς	rc	TC	TC	τc	τc	To
Tə	X	X	X	x	×	8	×	8	×	×	R
Sa	7	Z,	2	7	2	~	2	イ	~	2	2
Ya	₽.	₩	ひ	ひ	5	₩.	50	ひ	2	₩.	~
Nga	<	<	<	<	<	<	<	<	<	<	<
La	7	١)	~	~	_	(-	١	(~
Nya	۲	د	~	c	~	6	~	6	~	۵.	~
1	£	হ	<u>⊗</u>	-	ē	8	\$	<u>(</u>	چ.	<u>چ</u>	0
U	ے	رىخى	۳	رت	رت	٣	5	ري	ست	\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\	(E)

Gambar 3. 2 Contoh *form* responden yang sudah diisi (Batak Toba)

Pada penelitian ini penulis dibantu oleh 15 orang responden, untuk menuliskan aksara batak pada masing-masing *form* tersebut. Setelah responden menuliskan aksara batak pada *form* tersebut, kemudian *form* tersebut akan di-*scan* menggunakan *scanner* dengan konfigurasi seperti pada Gambar 3.3.



Gambar 3. 3 Konfigurasi scan form responden

Kemudian hasil *scan* tersebut akan dilakukan *cropping* untuk memisahkan gambar aksara per *cell*-nya. Pada *form* tersebut akan didapatkan jumlah data perkelasnya sebanyak 150 data. Didapatlah total *dataset* sebanyak 2850 untuk Batak Toba dan Batak Simalungun, sebanyak 3150 untuk Batak Karo dan Batak Mandailing serta, sebanyak 2700 untuk Batak Pakpak.

Berdasarkan uraian diatas maka didapatlah total akhir *dataset* per suku bataknya yang dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3. 1 Jumlah akhir *dataset*

Suku Batak	Jumlah <i>Dataset</i>
Toba	4750
Simalungun	4750
Karo	5250
Pakpak	4500
Mandailing	5250
Total	24500

3.3.Preprocessing Data

Tahap *preprocessing data* merupakan proses untuk mempersiapkan data agar lebih baik untuk dilakukan tahapan lebih lanjut untuk mengekstraksi informasi dari data tersebut. Ada dua tahapan proses yang dilakukan yaitu:

3.3.1. Pembagian Data

Tahap selanjutnya adalah melakukan pembagian dataset menjadi 3 jenis yaitu data latih (*training data*), data validasi (*validation data*), dan data pengujian (*testing data*). hal ini bertujuan agar model dapat memetakan masukan ke keluaran yang sesuai. Pada penelitian ini terdapat tiga skenario pembagian dataset yang digunakan yaitu:

- 1. Pembagian dengan rasio 60:20:20.
- 2. Pembagian dengan rasio 60:30:10.
- 3. Pembagian dengan rasio 70:15:15.
- 4. Pembagian dengan rasio 70:20:10.
- 5. Pembagian dengan rasio 80:10:10.

Untuk lebih rincinya pembagian *dataset* untuk kelima suku batak diuraikan pada Tabel 3.2.

Tabel 3. 2 Pembagian Keseluruhan Dataset

Suku Batak	Total Data	Skenario	Data latih	Data validasi	Data uji
		Pertama	2850	950	950
		Kedua	2850	1425	475
Toba	4750	Ketiga	3325	703	722
		Keempat	3325	950	475
		Kelima	3800	475	475
		Pertama	2850	950	950
		Kedua	2850	1425	475
Simalungun	4750	Ketiga	3325	703	722
		Keempat	3325	950	475
		Kelima	475	475	
		Pertama	3150	1050	1050
		Kedua	3150	1575	525
Karo	5250	Ketiga	3675	777	798
		Keempat	3675	1050	525
		Kelima	4200	525	525
Pakpak	4500	Pertama	2700	900	900

		Kedua	2700	1350	450
		Ketiga	3150	666	684
		Keempat	3150	900	450
		Kelima	3600	450	450
		Pertama	3150	1050	1050
		Kedua	3150	1575	525
Mandailing	5250	Ketiga	3675	777	798
		Keempat	3675	1050	525
		Kelima	4200	525	525

3.3.2. Augmentasi Data

Augmentasi data merupakan sebuah proses untuk mengubah data baik dari segi ukuran, bentuk, warna, dsb untuk memperkaya variasi dari sebuah *dataset*. Dengan menerapkan proses ini, model dapat lebih baik mengenali data-data *training*, dan meningkatkan performa model dalam melakukan prediksi menggunakan data *testing*. Tabel 3.3 menguraikan parameter augmentasi data yang digunakan.

Tabel 3. 3 Parameter Augmentasi Data

Parameter	Nilai
Rescale	1./255
Resize Image	200 x 200
Rotation Range	15
Shear Range	0.1
Zoom Range	0.1
Fill Mode	Nearest
Width Shift Range	0.1
Width Shift Range	0.1

3.4.Perancangan Sistem

Ada beberapa proses yang akan dilalui untuk membangun model *hybrid* CNN-SVM yang dijabarkan sebagai berikut:

1. Features extraction menggunakan arsitektur CNN Resnet-50

Pada proses *features extraction* akan menggunakan arsitektur CNN yaitu *resnet-50* dengan mengkombinasikan beberapa *layer* tambahan pada lapisan terakhirnya. Tabel 3.4 merupakan inisiasi parameter yang digunakan untuk *resnet-50*.

Tabel 3. 4 *Inisiasi Arsitektur Resnet-50*

No.	Parameters	Value
1.	Trainable	False
2.	Input shape	(200 x 200 x 3)
3.	Weights	Imagenet
4.	Include top	False

Setelah inisiasi arsitektur *resnet-50* selesai, kemudian disusun beberapa lapisan secara sekuensial setelah model *resnet-50* dengan susunan seperti berikut:

- a. Lapisan *Batch Normalization*, untuk mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan kinerja dari model
- b. Lapisan *Dense*, dengan 512 neuron, fungsi aktivasi *relu*, serta menggunakan *kernel regularizer* L2 dengan nilai 0.5, untuk mengurangi kompleksitas dari pada model.
- c. Lapisan *Dropout* dengan nilai 0.5, untuk menonaktifkan unit pada model selama proses ekstraksi fitur.

Setelah setelah fitur selesai diekstrak menggunakan model CNN tersebut, kemudian dilakukan proses *flatten* kepada fitur tersebut agar berbentuk satu dimensi, sehingga dapat digunakan ke proses selanjutnya.

2. Dimension Reduction menggunakan PCA

Fitur yang telah diekstrak sebelumnya akan direduksi dimensi nya menggunakan PCA. Pada penelitian ini menggunakan PCA dengan menggunakan parameter *default* kecuali untuk paramter *n_components* yang diset ke nilai 0.95. yang artinya PCA akan mempertahankan informasi sebanyak mungkin dari fitur tersebut hingga total variansi kumulatifnya mencapai 95%. Dengan menerapkan PCA ukuran model svm dapat menjadi lebih kecil.

3. Klasifikasi menggunakan SVM

Setelah melakukan reduksi dimensi menggunakan PCA, dibangun model SVM untuk melakukan klasifikasi terhadap fitur dari pca tersebut. Pada penelitian ini model SVM dibangun dengan menggunakan kernel *linear* serta menggunakan nilai default C yaitu 1.

Tabel 3. 5 Inisiasi Model SVM

No.	Parameter	Value
1.	Kernel	linear
2.	Probability	True
3.	С	1

4. *Metrics evaluation*

Tahap ini merupakan salah satu tahapan yang sangat penting Ketika membangun sebuah model *machine learning*. Dimana tahap ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja atau performa dari model. Ada beberapa metik yang biasa digunakan seperti akurasi, presisi dan *recall*, *F-1 Score* dan *confusion matrix*. Dan yang menjadi metrik utama dalam penelitian ini adalah akurasi dan *confusion matrix*.

Confusion matrix adalah suatu metode evaluasi model guna melihat bagaimana performa dari sebuah model dalam melakukan prediksi. Confusion matrix terdiri dari dua nilai, yaitu nilai aktual yang merupakan nilai asli dari data yang diberikan biasanya ditandai sebagai baris dalam table confusion matrix, yang kedua nilai predicted merupakan nilai yang didapat dari hasil prediksi model dan biasanya ditandai sebagai kolom dalam tabel confusion matrix. Selain itu nilai predicted dan nilai aktual menghasilkan beberapa istilah dalam confusion matrix yaitu: 1) True Positive, kondisi dimana sampel positif, diprediksi positif; 2) True Negative, kondisi dimana sampel negatif, diprediksi negatif; 3) False Positive, kondisi dimana sampel negatif, diprediksi positif; dan 4) False Negative, kondisi dimana sampel positif, diprediksi negatif.

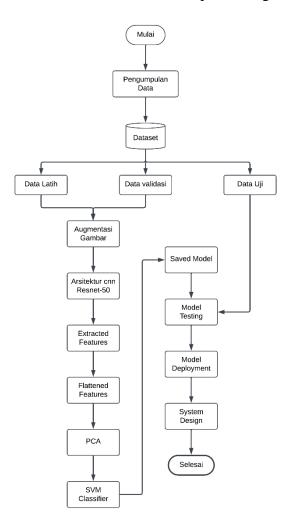
3.5. Pemodelan Sistem

Pemodelan sistem adalah interaksi antara pengguna dengan sistem yang dibangun, guna memastikan berjalan dengan biak nya sebuah sistem. Pemodelan sistem biasanya digambarkan dengan UML (*Unified Modelling Language*) yang

merupakan sebuah pemnodelan secara visual untuk perancangan sebuah sistem. Pemodelan sistem yang digunakan adalah diagram umum sistem, *use case diagram*, *activity diagram*, dan *sequence diagram*.

3.5.1. Diagram Umum Sistem

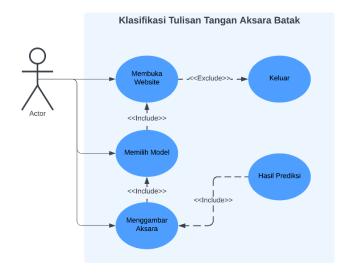
Diagram umum sistem merupakan gambaran visual tentang bagaimana sebuah sistem dapat berjalan dengan memperlihatkan interaksi, proses, maupun aliran dari setiap komponen di dalam sistem. Gambar 3.4 merupakan diagram umum dari sistem.



Gambar 3. 4 Diagram Umum Sistem

3.5.2. Use Case Diagram

Use case diagram adalah sebuah diagram yang menguraikan hubungan antara actor dengan sistem, dan dapat menjelaskan antar actor dengan sistem yang dibangun. Berikut merupakan use case diagram yang digunakan pada sistem ini:

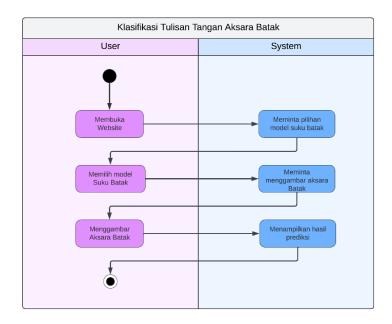


Gambar 3. 5 Use Case Diagram

Berdasarkan Gambar 3.5 diatas, *User* atau *actor* akan memulai interaksi dengan sistem dengan memasuki *website* ke beranda sistem. Lalu *user* dapat memilih model Suku Batak yang diinginkan, setelah itu *user* dapat menggambar aksara batak di *canvas* yang telah disediakan pada sistem, dan setelah itu *user* mendapatkan hasil prediksi dari aksara batak yang Digambar sesuai dengan model suku batak yang dipilih.

3.5.3. Activity Diagram

Activity diagram adalah representasi visual sebuah proses kegiatan atau urutan alur kerja dalam sebuah sistem dari awal hingga akhir. Gambar 3.6 adalah diagram yang digunakan pada sistem yang dibangun.

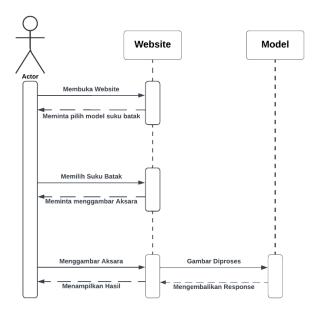


Gambar 3. 6 Activity Diagram

Berdasarkan Gambar 3.6 diatas, *activity diagram* dari sistem ini dimulai ketika *user* membuka *website*, kemudian *user* akan diminta untuk memilih model suku batak yang ingin dipakai. Setelah itu *user* dapat menggambar aksara batak pada *canvas* yang disediakan oleh sistem, untuk kemudian sistem melakukan prediksi terhadap gambar yang dibuat oleh *user* dan mengembalikan hasil prediksi gambar aksara tersebut kepada *user*.

3.5.4. Sequence Diagram

Sequence diagram adalah bagian dari UML yang berguna untuk melakukan visualisasi interaksi antara user dengan komponen yang ada di dalam sistem dalam urutan waktu tertentu. Berikut merupakan sequence diagram yang digunakan pada sistem:



Gambar 3. 7 Sequence Diagram

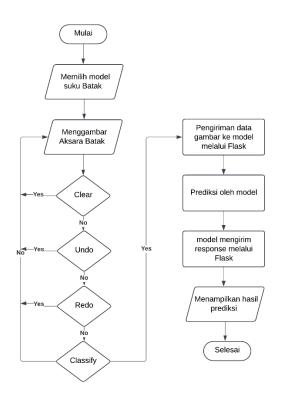
Berdasarkan Gambar 3.7, dapat dilihat bahwasanya terdapat tiga buah komponen utama yang salling berinteraksi satu sama lain pada sistem ini, yaitu *actor* (*user*), Sistem, dan Model. Pada diagram tersebut juga menguraikan bagaimana proses dari awal *user* membuka *website*, hingga akhirnya *user* mendapatkan hasil prediksi dari model melalui sistem.

3.6. Flowchart (Diagram Alir)

Diagram alir (*Flowchart*) merupakan diagram yang menggunakan simbol grafis yang dihubungkan dengan anak panah dalam menunjukkan urutan serta arah aliran untuk menjelaskan sebuah tahapan dalam suatu proses ataupun alur kerja sistem. Setiap tahapan proses memiliki simbol grafis yang berbeda.

3.6.1. Flowchart Sistem

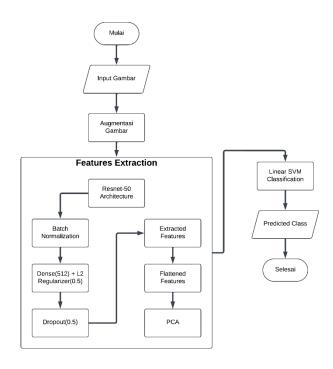
Flowchart sederhana dari sistem yang dibangun, ditunjukkan pada Gambar 3.8.



Gambar 3. 8 Flowchart sistem

3.6.2. Flowchart Metode Hybrid CNN-SVM

Berikut merupakan flowchart dari algoritma hybrid CNN-SVM yang dibangun:



Gambar 3. 9 Flowchart Metode Hybrid CNN-SVM

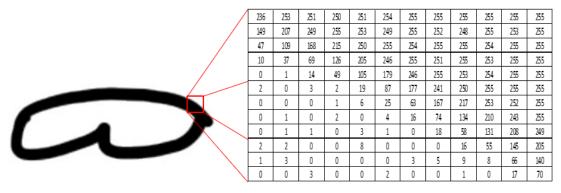
Pada Gambar 3.9 menggambarkan cara kerja dari algoritma gabungan CNN-SVM. Pertama-tama akan menerima inputan gambar yang kemudian dilakukan proses augmentasi untuk melakukan normalisasi, serta *resizing* terhadap gambar tersebut. Setelah itu akan masuk ke dalam proses ekstraksi fitur menggunakan algoritma CNN dengan arsitektur *resnet-50* yang disempurnakan lagi dengan beberapa lapisan tambahan setelahnya, dan akan menghasilkan fitur yang sudah diekstrak dari gambar input sebelumnya. Fitur tersebut kemudian akan dilakukan proses *flattening* untuk mengubah bentuknya menjadi satu dimensi. Setelah itu dilakukan reduksi dimensi menggunakan PCA terhadap fitur tersebut, kemudian menjadi inputan bagi SVM dalam melakukan klasifikasi terhadap gambar tersebut, dan mengembalikan hasil prediksinya.

3.7. Perhitungan Manual

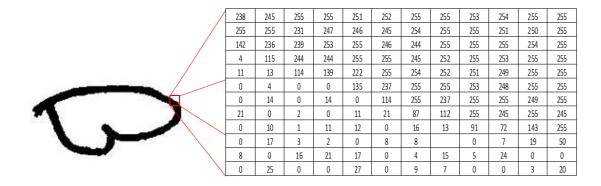
Pada tahap ini akan dilakukan percobaan hitung manual dalam menerapkan model *hybrid* CNN-SVM dengan PCA. Sebagai percobaan penulis akan menggunakan 4 buah (dua buah kelas Ba dan 2 kelas A) contoh citra dari *dataset* yang kemudian pada masing-masing citra tersebut akan di-*crop* dengan ukuran 14 piksel x 14 piksel dengan 1 *channel* sehingga ukuran citranya adalah (14x14x1). Kemudian untuk proses ekstraksi fitur digunakan 2 buah lapisan konvolusi dan *max pooling*. Setelah itu *features map* yang didapat akan dilakukan *flattening* dengan *reshape*(1,-1). Dan akhirnya akan masuk ke klasifikasi menggunakan svm dengan kernel linear. Berikut merupakan proses nya.

1. Persiapan Data

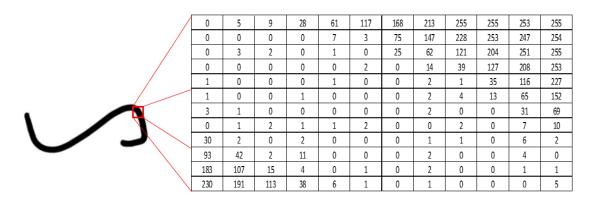
Dilakukan *cropping* terhadap gambar asli dengan ukuran 12x12 *px*, kemudian diambil nilai itensitas dari gambar yang telah di *crop* tersebut.



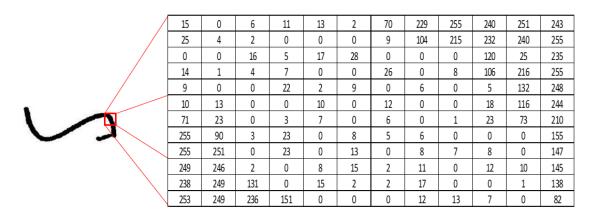
Gambar 3. 10 Crop Gambar 1 Ba



Gambar 3. 11 Crop Gambar 2 Ba



Gambar 3. 12 Crop Gambar 1 A



Gambar 3. 13 Crop Gambar 2 A

2. Normalisasi gambar

Normalisasi dilakukan dengan mengalikan intensitas piksel pada citra dengan 1/255.0, hal ini bertujuan agar nilai piksel pada citra berada pada rentang 0-1. Maka didapatlah hasil intensitas citra yang telah di normalisasi sebagai berikut.

0,92549	0,992157	0,984314	0,980392	0,984314	0,996078	1	1	1	1	1	1
0,584314	0,811765	0,976471	1	0,992157	0,976471	1	0,988235	0,972549	1	0,992157	1
0,184314	0,427451	0,658824	0,843137	0,980392	1	0,996078	1	1	0,996078	1	1
0,039216	0,145098	0,270588	0,494118	0,803922	0,964706	1	0,984314	1	0,992157	1	1
0	0,003922	0,054902	0,192157	0,411765	0,701961	0,964706	1	0,992157	0,996078	1	1
0,007843	0	0,011765	0,007843	0,07451	0,341176	0,694118	0,945098	0,980392	1	1	1
0	0	0	0,003922	0,023529	0,098039	0,247059	0,654902	0,85098	0,992157	0,988235	1
0	0,003922	0	0,007843	0	0,015686	0,062745	0,290196	0,52549	0,823529	0,952941	1
0	0,003922	0,003922	0	0,011765	0,003922	0	0,070588	0,227451	0,513725	0,815686	0,976471
0,007843	0,007843	0	0	0,031373	0	0	0	0,062745	0,215686	0,568627	0,803922
0,003922	0,011765	0	0	0	0	0,011765	0,019608	0,035294	0,031373	0,258824	0,54902
0	0	0,011765	0	0	0,007843	0	0	0,003922	0	0,066667	0,27451

(a)

0,933333	0,960784	1	1	0,984314	0,988235	1	1	0,992157	0,996078	1	1
1	1	0,905882	0,968627	0,964706	0,960784	0,996078	1	1	0,984314	0,980392	1
0,556863	0,92549	0,937255	0,992157	1	0,964706	0,956863	1	1	1	0,996078	1
0,015686	0,45098	0,956863	0,956863	1	1	0,960784	0,988235	1	0,992157	1	1
0,043137	0,05098	0,447059	0,545098	0,870588	1	0,996078	0,988235	0,984314	0,976471	1	1
0	0,015686	0	0	0,529412	0,929412	1	1	0,992157	0,972549	1	1
0	0,054902	0	0,054902	0	0,447059	1	0,929412	1	1	0,976471	1
0,082353	0	0,007843	0	0,043137	0,082353	0,341176	0,439216	1	0,960784	1	0,960784
0	0,039216	0,003922	0,043137	0,047059	0	0,062745	0,05098	0,356863	0,282353	0,560784	1
0	0,066667	0,011765	0,007843	0	0,031373	0,031373	0	0	0,027451	0,07451	0,196078
0,031373	0	0,062745	0,082353	0,066667	0	0,015686	0,058824	0,019608	0,094118	0	0
0	0,098039	0	0	0,105882	0	0,035294	0,027451	0	0	0,011765	0,078431

(b)

Gambar 3. 14 Hasil Normalisasi data (a) Gambar Ba 1 (b) Gambar Ba 2

		0,035294	0,103004	0,239216	0,458824	0,658824	0,835294	1	1	0,992157	1
0	0	0	0	0,027451	0,011765	0,294118	0,576471	0,894118	0,992157	0,968627	0,996078
0 0,0	0,011765	0,007843	0	0,003922	0	0,098039	0,243137	0,47451	0,8	0,984314	1
0	0	0	0	0	0,007843	0	0,054902	0,152941	0,498039	0,815686	0,992157
0,003922	0	0	0	0,003922	0	0	0,007843	0,003922	0,137255	0,454902	0,890196
0,003922	0	0	0,003922	0	0	0	0,007843	0,015686	0,05098	0,254902	0,596078
0,011765 0,0	0,003922	0	0	0	0	0	0,007843	0	0	0,121569	0,270588
0 0,0	0,003922	0,007843	0,003922	0,003922	0,007843	0	0	0,007843	0	0,027451	0,039216
0,117647 0,0	0,007843	0	0,007843	0	0	0	0,003922	0,003922	0	0,023529	0,007843
0,364706 0,3),164706	0,007843	0,043137	0	0	0	0,007843	0	0	0,015686	0
0,717647 0,4),419608	0,058824	0,015686	0	0,003922	0	0,007843	0	0	0,003922	0,003922
0,901961 0,	0,74902	0,443137	0,14902	0,023529	0,003922	0	0,003922	0	0	0	0,019608

(a)

0,058824	0	0,023529	0,043137	0,05098	0,007843	0,27451	0,898039	1	0,941176	0,984314	0,952941
0,098039	0,015686	0,007843	0	0	0	0,035294	0,407843	0,843137	0,909804	0,941176	1
0	0	0,062745	0,019608	0,066667	0,109804	0	0	0	0,470588	0,098039	0,921569
0,054902	0,003922	0,015686	0,027451	0	0	0,101961	0	0,031373	0,415686	0,847059	1
0,035294	0	0	0,086275	0,007843	0,035294	0	0,023529	0	0,019608	0,517647	0,972549
0,039216	0,05098	0	0	0,039216	0	0,047059	0	0	0,070588	0,454902	0,956863
0,278431	0,090196	0	0,011765	0,027451	0	0,023529	0	0,003922	0,090196	0,286275	0,823529
1	0,352941	0,011765	0,090196	0	0,031373	0,019608	0,023529	0	0	0	0,607843
1	0,984314	0	0,090196	0	0,05098	0	0,031373	0,027451	0,031373	0	0,576471
0,976471	0,964706	0,007843	0	0,031373	0,058824	0,007843	0,043137	0	0,047059	0,039216	0,568627
0,933333	0,976471	0,513725	0	0,058824	0,007843	0,007843	0,066667	0	0	0,003922	0,541176
0,992157	0,976471	0,92549	0,592157	0	0	0	0,047059	0,05098	0,027451	0	0,321569

(b)

Gambar 3. 15 Hasil Normalisasi Data (a) Gambar A 1 (b) Gambar A 2

3. Ekstraksi fitur

Setelah data dilakukan normalisasi data, selanjutnya dilakukan ekstraksi fitur dilakukan dengan menggunakan CNN, dalam perhitungan ini digunakan 2 buah lapisan konvolusi yaitu lapisan pertama dengan 1 buah *filters* degan kernel 3x3, *stride* 1, selanjutnya menggunakan fungsi aktivasi *ReLu*, dan terakhir dilakukan *MaxPooling* dengan ukuran 2x2, dengan *stride* 2. Lapisan kedua dengan 1 buah *filters* dengan kernel 3x3, *stride* 1, selanjutnya menggunakan fungsi aktivasi *ReLU*, dan akhirnya dilakukan *MaxPooling* 2x2, dengan *stride* 1. Berikut proses perhitungannya.

Operasi konvolusi pada tahap ini dilakukan dengan menerapkan rumus

$$Y_{ij} = \left(\sum_{m=1}^{m} \sum_{n=1}^{n} x_{i+m-1,j+n-1}.W_{m,n}\right) + b$$

Operasi penerapan fungsi aktivasi *ReLU* dilakukan dengan menerapkan rumus berikut

$$Y_{i,j}' = \max(0, Y_{i,j}')\begin{cases} Y_{i,j}', Y_{i,j}' > 0\\ 0, Y_{i,j}' < 0 \end{cases}$$

Operasi yang digunakan untuk menghitung dimensi keluaran setelah dilakukan MaxPooling adalah

$$H_{out} = \left| \frac{H - k + 2p}{s} \right| + 1$$

$$W_{out} = \left| \frac{W - k + 2p}{s} \right| + 1$$

a) Lapisan Konvolusi Pertama

Operasi Konvolusi pada citra Ba 1, menggunakan kernel berordo 3x3 yang ditunjukkan pada Tabel 3.6 dan menggunakan *bias* sebesar 0,1.

Tabel 3. 6 Kernel Lapisan Konvolusi Pertama

$$Y_{1,1} = 0.9255 + 0 - 0.9843 + 0.5843 + 0 - 0.9765 + 0.1843 + 0 - 0.6588 + 0.1 = 0.825$$

$$Y_{1,2} = 0.9922 + 0 - 0.9804 + 0.8118 + 0 - 1 + 0.4275 + 0 - 0.6588 + 0.1 = -0.492$$

$$Y_{1,3} = 0.9843 + 0 - 0.9843 + 0.9765 + 0 - 0.9922 + 0.6588 + 0 - 0.9804 + 0.1 = -0.237$$

$$Y_{1,4} = 0.9804 + 0 - 0.9961 + 1 - 0 - 0.9765 + 0.8431 + 0 - 1 + 0.1 = -0.049$$

$$Y_{1,5} = 0.9843 + 0 - 1 + 0.9922 + 0 - 1 + 0.9804 + 0 - 0.9961 + 0.1 = 0.0608$$

$$Y_{1,6} = 0.9961 + 0 - 1 + 0.9765 + 0 - 0.9882 + 1 + 0 - 1 + 0.1 = 0.0843$$

$$Y_{1,7} = 1 + 0 - 1 + 1 + 0 - 0.9725 + 0.9961 + 0 - 1 + 0.1 = 0.1235$$

$$Y_{1,8} = 1 + 0 - 1 + 0.9882 + 0 - 1 + 1 + 0 - 0.9961 + 0.1 = 0.0922$$

$$Y_{1,9} = 1 + 0 - 1 + 0.9725 - 0 + 0.9922 + 1 + 0 - 1 + 0.1 = 0.0804$$

$$Y_{1,10} = 1 + 0 - 1 + 1 + 0 - 1 + 0.9961 + 0 - 1 + 0.1 = 0.0961$$

Tahap tersebut dilakukan berulang sampai kepada Y_{10,10} begitu juga kepada ketiga citra lainnya, sehingga didapatlah hasil konvolusi dengan ukuran 10x10, yang dapat dilihat pada Gambar 3.16 dan Gambar 3.17.

-0,82549	-0,49216	-0,23725	-0,04902	0,060784	0,084314	0,123529	0,092157	0,080392	0,096078
-0,99804	-0,85294	-0,77059	-0,50392	-0,11961	0,068627	0,123529	0,084314	0,080392	0,088235
-0,66078	-0,85294	-1,11176	-1,03725	-0,66471	-0,21765	0,068627	0,1	0,092157	0,084314
-0,1902	-0,4451	-0,85294	-1,21373	-1,26863	-0,82157	-0,21373	0,041176	0,072549	0,088235
0,041176	-0,1	-0,34314	-0,83725	-1,29608	-1,35882	-0,81765	-0,28824	-0,06471	0,088235
0,096078	0,084314	0,013725	-0,33529	-0,80588	-1,33529	-1,25294	-0,82549	-0,48431	-0,08431
0,096078	0,096078	0,068627	-0,00588	-0,17451	-0,79804	-1,19412	-1,21373	-1,05294	-0,54706
0,103922	0,107843	0,060784	0,088235	0,080392	-0,24118	-0,65294	-1,09216	-1,42157	-1,12745
0,107843	0,123529	0,060784	0,096078	0,131373	0,013725	-0,21373	-0,57059	-1,21765	-1,46863
0,1	0,119608	0,080392	0,092157	0,119608	0,088235	0,009804	-0,12745	-0,69216	-1,28039

(a) Citra Ba 1

-0,25294	0,02549	-0,00588	0,147059	0,096078	0,013725	0,060784	0,119608	0,115686	0,080392
-1,12745	-0,44118	-0,06471	0,092157	0,15098	0,037255	0,013725	0,111765	0,123529	0,076471
-1,62549	-0,96667	-0,42941	-0,37059	0,056863	0,088235	0,029412	0,107843	0,088235	0,068627
-1,2451	-0,88431	-0,89608	-1,32745	-0,45686	0,052941	0,080392	0,135294	0,076471	0,041176
-0,30392	-0,37843	-0,85294	-1,67647	-1,49608	-0,44118	0,119608	0,068627	0,1	0,04902
0,17451	0,115686	-0,46471	-1,30392	-1,66863	-0,8098	-0,55098	-0,46471	0,115686	0,072549
0,170588	0,096078	0,021569	-0,33137	-1,21373	-0,7902	-0,85294	-0,72353	-0,08039	-0,61765
0,158824	0,154902	0,033333	0,037255	-0,2451	-0,27647	-0,82157	-0,68039	-0,17843	-0,78627
0,052941	0,072549	0,064706	0,201961	0,103922	0,021569	-0,16667	-0,19412	-0,15882	-0,69216
0,056863	0,17451	0,001961	0,158824	0,190196	0,045098	0,162745	0,064706	0,033333	-0,05294

(b) Citra Ba 2

Gambar 3. 16 Hasil Operasi Konvolusi Pertama Pada Citra Ba

0,056863	0,021569	-0,12745	-0,26078	-0,68039	-1,08431	-1,21765	-1,03725	-0,47647	-0,10392
0,092157	0,111765	0,076471	0,080392	-0,26078	-0,7549	-1,02941	-1,31569	-1,14706	-0,59804
0,096078	0,111765	0,1	0,092157	0,009804	-0,19804	-0,43333	-1,02941	-1,52353	-1,34706
0,107843	0,096078	0,096078	0,096078	0,103922	0,037255	-0,07255	-0,51569	-1,25294	-1,69216
0,119608	0,1	0,096078	0,103922	0,103922	0,076471	0,080392	-0,06471	-0,71176	-1,46863
0,107843	0,1	0,103922	0,1	0,103922	0,092157	0,076471	0,064706	-0,28039	-0,7549
0,221569	0,103922	0,103922	0,103922	0,103922	0,096078	0,088235	0,111765	-0,06078	-0,21765
0,566667	0,221569	0,111765	0,147059	0,103922	0,096078	0,088235	0,111765	0,045098	0,052941
1,233333	0,62549	0,166667	0,162745	0,1	0,084314	0,096078	0,119608	0,060784	0,088235
1,57451	1,22549	0,586275	0,3	0,123529	0,088235	0,1	0,119608	0,080392	0,076471

(a) Citra A 1

0,162745	0,052941	0,076471	0,045098	-0,09216	-1,08824	-1,43333	-0,91569	-0,08039	-0,45294
0,166667	0,072549	0,119608	0,037255	0,029412	-0,19804	-0,63725	-1,28824	-0,91176	-1,02549
0,111765	-0,02941	0,103922	0,088235	0,072549	0,221569	0,170588	-0,78235	-1,33137	-1,88824
0,213725	0,041176	0,068627	0,178431	-0,00196	0,111765	0,217647	-0,38235	-1,68824	-2,32353
0,452941	0,143137	0,02549	0,162745	0,103922	0,111765	0,166667	-0,05686	-1,1549	-2,47255
1,405882	0,492157	0,045098	0,170588	0,076471	0,107843	0,186275	-0,03725	-0,63725	-2,12745
2,366667	1,335294	0,084314	0,209804	0,084314	0,127451	0,111765	0,033333	-0,1549	-1,78627
3,056863	2,221569	0,088235	0,139216	0,103922	0,143137	0,1	0,119608	0,088235	-1,57451
2,488235	2,935294	0,531373	0,072549	0,17451	0,076471	0,088235	0,162745	0,084314	-1,50784
1,554902	2,42549	1,456863	0,62549	0,17451	0,009804	0,064706	0,182353	0,107843	-1,25686

(b) Citra A2

Gambar 3. 17 Hasil Operasi Konvolusi Pada Citra A

Selanjutnya diterapkan fungsi aktivasi pada hasil operasi konvolusi tersebut, menggunakan fungsi aktivasi *ReLU*, dimana fungsi ini bertujuan untuk mengubah rentang dari intensitas yang berada dibawah 0 menjadi 0. Berikut merupakan hasil penerapan fungsi aktivasinya yang terdapat pada Gambar 3.20 dan Gambar 3.19.

0	0	0	0	0,060784	0,084314	0,123529	0,092157	0,080392	0,096078
0	0	0	0	0	0,068627	0,123529	0,084314	0,080392	0,088235
0	0	0	0	0	0	0,068627	0,1	0,092157	0,084314
0	0	0	0	0	0	0	0,041176	0,072549	0,088235
0,041176	0	0	0	0	0	0	0	0	0,088235
0,096078	0,084314	0,013725	0	0	0	0	0	0	0
0,096078	0,096078	0,068627	0	0	0	0	0	0	0
0,103922	0,107843	0,060784	0,088235	0,080392	0	0	0	0	0
0,107843	0,123529	0,060784	0,096078	0,131373	0,013725	0	0	0	0
0,1	0,119608	0,080392	0,092157	0,119608	0,088235	0,009804	0	0	0

(a) Citra Ba 1

0	0,02549	0	0,147059	0,096078	0,013725	0,060784	0,119608	0,115686	0,080392
0	0	0	0,092157	0,15098	0,037255	0,013725	0,111765	0,123529	0,076471
0	0	0	0	0,056863	0,088235	0,029412	0,107843	0,088235	0,068627
0	0	0	0	0	0,052941	0,080392	0,135294	0,076471	0,041176
0	0	0	0	0	0	0,119608	0,068627	0,1	0,04902
0,17451	0,115686	0	0	0	0	0	0	0,115686	0,072549
0,170588	0,096078	0,021569	0	0	0	0	0	0	0
0,158824	0,154902	0,033333	0,037255	0	0	0	0	0	0
0,052941	0,072549	0,064706	0,201961	0,103922	0,021569	0	0	0	0
0,056863	0,17451	0,001961	0,158824	0,190196	0,045098	0,162745	0,064706	0,033333	0

(b) Citra Ba 2

Gambar 3. 18 Hasil ReLU Pertama Pada Citra Ba

0,056863	0,021569	0	0	0	0	0	0	0	0
0,092157	0,111765	0,076471	0,080392	0	0	0	0	0	0
0,096078	0,111765	0,1	0,092157	0,009804	0	0	0	0	0
0,107843	0,096078	0,096078	0,096078	0,103922	0,037255	0	0	0	0
0,119608	0,1	0,096078	0,103922	0,103922	0,076471	0,080392	0	0	0
0,107843	0,1	0,103922	0,1	0,103922	0,092157	0,076471	0,064706	0	0
0,221569	0,103922	0,103922	0,103922	0,103922	0,096078	0,088235	0,111765	0	0
0,566667	0,221569	0,111765	0,147059	0,103922	0,096078	0,088235	0,111765	0,045098	0,052941
1,233333	0,62549	0,166667	0,162745	0,1	0,084314	0,096078	0,119608	0,060784	0,088235
1,57451	1,22549	0,586275	0,3	0,123529	0,088235	0,1	0,119608	0,080392	0,076471

(a) Citra A 1

0,162745	0,052941	0,076471	0,045098	0	0	0	0	0	0
0,166667	0,072549	0,119608	0,037255	0,029412	0	0	0	0	0
0,111765	0	0,103922	0,088235	0,072549	0,221569	0,170588	0	0	0
0,213725	0,041176	0,068627	0,178431	0	0,111765	0,217647	0	0	0
0,452941	0,143137	0,02549	0,162745	0,103922	0,111765	0,166667	0	0	0
1,405882	0,492157	0,045098	0,170588	0,076471	0,107843	0,186275	0	0	0
2,366667	1,335294	0,084314	0,209804	0,084314	0,127451	0,111765	0,033333	0	0
3,056863	2,221569	0,088235	0,139216	0,103922	0,143137	0,1	0,119608	0,088235	0
2,488235	2,935294	0,531373	0,072549	0,17451	0,076471	0,088235	0,162745	0,084314	0
1,554902	2,42549	1,456863	0,62549	0,17451	0,009804	0,064706	0,182353	0,107843	0

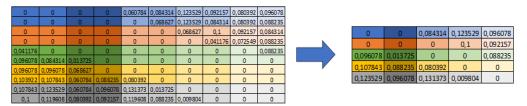
(b) Citra A 2

Gambar 3. 19 Hasil ReLU Pertama Pada Citra A

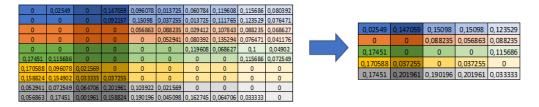
Selanjutnya menerapkan lapisan *MaxPooling*, untuk mengambil nilai tertinggi dari intensitas yang berada pada kernel 2x2 ketika diterapkan ke citra. Pada tahap ini *height* dan *weight* dari citra adalah 10x10, tidak menggunakan *padding* dan menggunakan *Stride* sebesar 2. Sehingga dapat dihitung dimensi keluaran dari lapisan ini.

$$H_{out} = \left| \frac{10-2+2(0)}{2} \right| + 1$$
 $W_{out} = \left| \frac{10-2+2(0)}{2} \right| + 1$ $H_{out} = 4+1=5$ $W_{out} = 4+1=5$

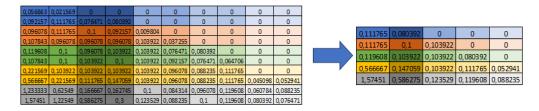
Maka dimensi keluaran dari *MaxPooling* adalah 5x5, berikut merupakan proses *MaxPooling* pada masing-masing citra



Gambar 3. 20 Proses MaxPooling Pada Citra Ba 1



Gambar 3. 21 Proses MaxPooling Pada Citra Ba2



Gambar 3. 22 Proses MaxPooling Pada Citra A 1

0,162745	0,052941	0,076471	0,045098	0	0	0	0	0	0]					
0,166667	0,072549	0,119608	0,037255	0,029412	0	0	0	0	0						
0,111765	0	0,103922	0,088235	0,072549	0,221569	0,170588	0	0	0		0.166667	0,119608	0.029412	0	0
0,213725	0,041176	0,068627	0,178431	0	0,111765	0,217647	0	0	0			0,178431		0 217647	0
0,452941	0,143137	0,02549	0,162745	0,103922	0,111765	0,166667	0	0	0						
1,405882	0,492157	0,045098	0,170588	0,076471	0,107843	0,186275	0	0	0			0,170588	-		
2,366667	1,335294	0,084314	0,209804	0,084314	0,127451	0,111765	0,033333	0	0	,	3,056863	0,209804	0,143137	0,119608	0,088235
3,056863								0,088235	0		2,935294	1,456863	0,17451	0,182353	0,107843
2,488235	2,935294	0,531373	0,072549	0,17451	0,076471	0,088235	0,162745	0,084314	0						
1,554902	2,42549	1,456863	0,62549	0,17451	0,009804	0,064706	0,182353	0,107843	0]					

Gambar 3. 23 Proses MaxPooling Pada Citra A 2

b) Lapisan Konvolusi Kedua

Selanjutnya hasil dari lapisan konvolusi pertama menjadi masukan pada lapisan konvolusi kedua. Pada lapisan konvolusi kedua, menggunakan kernel 3x3 dengan *weight* seperti pada Tabel 3.7 dan nilai *bias* yang digunakan adalah 0.2.

Tabel 3. 7 Kernel Pada Lapisan Konvolusi Kedua

-1	0	1
-1	0	1
-1	0	1

Dengan menggunakan kernel tersebut kemudian dilakukan operasi konvolusi lagi menggunakan hasil keluaran dari lapisan sebelumnya. Berikut merupakan hasil operasi konvolusi pada citra Ba 1.

$$Y_{1,1} = \begin{pmatrix} X_{1,1} * W_{1,1} + X_{1,2} * W_{1,2} + X_{1,3} * W_{1,3} + X_{2,1} * W_{2,1} + X_{2,2} * W_{2,2} \\ + X_{2,3} * W_{2,3} + X_{3,1} * W_{3,1} + X_{3,2} * W_{3,2} + X_{3,3} * W_{3,3} + \end{pmatrix} + b$$

$$Y_{1,1} = \begin{pmatrix} 0 + 0 + 0.0843 - 0 + 0 + 0 - 0.0961 + 0 + 0 \end{pmatrix} + 0.2 = 0.1882$$

$$Y_{1,2} = \begin{pmatrix} 0 + 0 + 0.1235 - 0 + 0 + 0.1 - 0.0137 + 0 + 0 \end{pmatrix} + 0.2 = 0.4098$$

$$Y_{1,3} = \begin{pmatrix} -0.0843 + 0 + 0.0961 - 0 + 0 + 0.0922 - 0 + 0 + 0.0882 \end{pmatrix} + 0.2$$

$$= 0.3922$$

$$Y_{2,1} = \begin{pmatrix} 0 + 0 + 0 - 0.0961 + 0 + 0 - 0.1078 + 0 + 0.0804 \end{pmatrix} + 0.2$$

$$= 0.0765$$

$$Y_{2,2} = \begin{pmatrix} -0.0137 + 0 + 0 - 0.0882 + 0 + 0 - 0.0961 + 0 + 0.098 \end{pmatrix} + 0.2$$

$$= 0.198$$

$$Y_{2,3} = \begin{pmatrix} 0 + 0 + 0.0882 - 0.0804 + 0 + 0 - 0.01314 + 0 + 0 \end{pmatrix} + 0.2 = 0.3$$

$$Y_{3,1} = \begin{pmatrix} -0.0961 + 0 + 0 - 0.1078 + 0 + 0.0804 - 0.1235 + 0 + 0.1314 \end{pmatrix} + 0.2 = 0.0843$$

$$Y_{3,2} = \begin{pmatrix} -0.0137 + 0 + 0 - 0.0882 + 0 + 0 - 0.0961 + 0 + 0.0098 \end{pmatrix} + 0.2$$

$$= 0.0118$$

$$Y_{3,3} = \begin{pmatrix} 0 + 0 + 0.0882 - 0.0804 + 0 + 0 - 0.1314 + 0 + 0 \end{pmatrix} + 0.2$$

$$= 0.0765$$

Dari proses tersebut maka didapat hasil operasi konvolusi seperti pada Gambar 3.24.

0,188235	0,409804	0,392157
0,076471	0,198039	0,3
0,084314	0,011765	0,076471

Gambar 3. 24 Hasil Proses Konvolusi Lapisan Kedua Pada Citra Ba 1

Proses yang sama pula diterapkan pada ketiga citra lainnya, yang hasilnya dapat dilihat pada Gambar 3.25

0,239216	0,260784	0,288235				0,064706	-0,00392	-0,00784
-0,05686	0,256863	0,315686				-0,28627	0,041176	-0,05882
-0,12941	0,2	0,158824				-1,72941	-0,32549	0,009804
	(a)						(b)	
		-1,2	2353	0,135294	-0,162	75		
			-4	0,164706	-0,1882	24		
		-6,7	6863	-1,14902	-0,0333	33		
				(c)				

Gambar 3. 25 Hasil Proses Konvolusi Lapisan Pada (a) Citra Ba 2, (b) Citra A 1, (c) Citra A 2

Proses selanjutnya adalah menerapkan fungsi aktivasi *ReLU* kepada fitur dari masing-masing citra untuk mengubah nilai minus pada citra menjadi 0. Hasil dari proses *ReLU* dapat dilihat pada Gambar 3.26.

0,188235	0,409804	0,392157	0,239216	0,260784	0,28823
0,076471	0,198039	0,3	0	0,256863	0,315686
0,084314	0,011765	0,076471	0	0,2	0,158824
(a	a) Citra Ba	1	(b) Citra Ba	2
0,064706	0	0	0	0,135294	0
0	0,041176	0	0	0,164706	0
0	0	0,009804	0	0	0
(c) Citra A 1	=	(d) Citra A 2	

Gambar 3. 26 Hasil Proses ReLU Pada Keempat Citra

Setelah proses *ReLU* selanjutnya memasuki proses *MaxPooling*, dengan menggunakan kernel berukuran 2x2, serta *stride* 1, dan tidak menggunakan *padding*. Sehingga dapat dihitung ukuran keluaran dimensi citra dari proses ini sebagai berikut.

$$H_{out} = \left| \frac{3-2+2(0)}{1} \right| + 1$$
 $W_{out} = \left| \frac{3-2+2(0)}{1} \right| + 1$ $H_{out} = 1+1=2$ $W_{out} = 1+1=2$

Dari hasil perhitungan tersebut, ukuran keluaran dari proses ini adalah 2x2. Dengan proses seperti berikut pada citra Ba 1.

0,188235	0,409804	0,392157			0,188235	0,409804	0,392157		
0,076471	0,198039	0,3	0,409804	0,409804	0,076471	0,198039	0,3	0,409804	0,409804
0,084314	0,011765	0,076471	0,198039	0,3	0,084314	0,011765	0,076471	0,198039	0,3
0,188235	0,409804	0,392157			0,188235	0,409804	0,392157		
0,076471	0,198039	0,3	0,409804	0,409804	0,076471	0,198039	0,3	0,409804	0,409804
0,084314	0,011765	0,076471	0,198039	0,3	0,084314	0,011765	0,076471	0,198039	0,3

Gambar 3. 27 Proses MaxPooling Pada Citra Ba 1

Dengan menerapkan proses yang sama, maka didapatkan hasil *MaxPooling* pada ketiga citra lainnya yang dapat dilihat pada Gambar 3.28

0,260784	0,315686	0,064706	0,041176	0,164706	0,164706
0,256863	0,315686	0,041176	0,041176	0,164706	0,164706
(a) Citra	a Ba 2	(b) Cit	ra A 1	(c) Cit	ra A 2

Gambar 3. 28 Hasil *MaxPooling* Pada Ketiga Citra

Disini tahap konvolusi untuk mengekstrak fitur telah selesai, dimana menghasilkan *features map* dengan ukuran 2x2.

4. Flatten

Features map yang didapat dari hasil konvolusi sebelumnya akan dilakukan proses flattening untuk mengubah ukuran nya dari 2x2, menjadi 1x4 agar dapat digunakan sebagai *input*-an pada proses selanjutnya. Dan untuk mempermudah perhitungan pada proses reduksi dimensi serta SVM akan diambil 3 angka dibelakang koma serta melakukan pembulatan keatas dan kebawah. Hasil pada proses ini dapat dilihat pada rincian berikut.

Citra Ba 1 = [0.410, 0.410, 0.198, 0.300]

Citra Ba 2 = [0.261, 0.316, 0.257, 0.316]

Citra A 1 = [0.065, 0.041, 0.041, 0.041]

Citra A 2 = [0.165, 0.165, 0.165, 0.165]

5. Reduksi dimensi

Hasil dari proses *flattening* dapat ditulis seperti pada Tabel 3.8, dengan mengasumsikan kelas Ba menjadi +1 dan kelas A menjadi -1, untuk dapat dilakukan klasifikasi pada SVM.

X1	X2	X3	X4	Kelas
0.410	0.410	0.198	0.300	+1
0.261	0.316	0.257	0.316	+1
0.065	0.041	0.041	0.041	-1
0.165	0.165	0.165	0.165	-1

Tabel 3. 8 Data Hasil *Flattening*

Untuk melakukan reduksi dimensi dengan PCA, hal pertama yang perlu dilakukan adalah dengan memusatkan data dengan cara mengurangkan data dengan rata-rata.

$$x'_{ki} = x_{ki} - \bar{x}_i$$

$$\bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_{k=i}^{n} x_{ki}$$

$$\bar{x}_1 = \frac{0.410 + 0.261 + 0.065 + 0.165}{4} = \frac{0.901}{4} = 0.225$$

$$\bar{x}_2 = \frac{0.410 + 0.316 + 0.041 + 0.165}{4} = \frac{0.932}{4} = 0.233$$

$$\bar{x}_2 = \frac{0.198 + 0.257 + 0.041 + 0.165}{4} = \frac{0.661}{4} = 0.165$$

$$\bar{x}_2 = \frac{0.300 + 0.316 + 0.041 + 0.165}{4} = \frac{0.822}{4} = 0.206$$

Dengan demikian didapatlah hasil pemusatan datanya seperti pada Tabel 3.9.

Tabel 3. 9 Hasil Pemusatan Data

X1	X2	X3	X4	Kelas
0.185	0.177	0.033	0.095	+1
0.036	0.083	0.092	0.111	+1

-0.16	0	-0.192	-0.124	-0.165	-1
-0.06	0	-0.068	0	-0.041	-1

Tabel 3.9 dapat dituliskan dalam bentuk matriks sebagai berikut

$$M = \begin{bmatrix} 0.185 & 0.177 & 0.033 & 0.095 \\ 0.036 & 0.083 & 0.092 & 0.111 \\ -0.160 & -0.192 & -0.124 & -0.165 \\ -0.60 & -0.068 & 0 & -0.041 \end{bmatrix}$$

Kemudian matriks tersebut di *transpose*-kan sehingga dapat dicari matriks kovarians nya dengan rumus berikut.

$$C = \frac{1}{n-1}M^{T}.M$$

$$M^{T} = \begin{bmatrix} 0.185 & 0.036 & -0.160 & -0.060 \\ 0.177 & 0.083 & -0.192 & -0.068 \\ 0.033 & 0.092 & -0.124 & 0 \\ 0.095 & 0.111 & -0.165 & -0.041 \end{bmatrix}$$

Masukkan matriks tersebut ke persamaan C

$$C = \frac{1}{4-1} \begin{bmatrix} 0.185 & 0.036 & -0.160 & -0.060 \\ 0.177 & 0.083 & -0.192 & -0.068 \\ 0.033 & 0.092 & -0.124 & 0 \\ 0.095 & 0.111 & -0.165 & -0.041 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0.185 & 0.177 & 0.033 & 0.095 \\ 0.036 & 0.083 & 0.092 & 0.111 \\ -0.160 & -0.192 & -0.124 & -0.165 \\ -0.60 & -0.068 & 0 & -0.041 \end{bmatrix}$$

Dilakukan operasi *dot product* antara M^T dan M maka di dapat:

$$C = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 0.065 & 0.071 & 0.029 & 0.050 \\ 0.071 & 0.080 & 0.037 & 0.060 \\ 0.029 & 0.037 & 0.025 & 0.034 \\ 0.050 & 0.060 & 0.034 & 0.050 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 0.022 & 0.024 & 0.010 & 0.017 \\ 0.024 & 0.027 & 0.012 & 0.020 \\ 0.010 & 0.012 & 0.008 & 0.011 \\ 0.017 & 0.020 & 0.011 & 0.017 \end{bmatrix}$$

Selanjutnya adalah mencari *eigenvalue* dan *eigenvector* dari matriks kovarians tersebut dengan rumus.

$$\det(C - \lambda I) = 0$$
$$(C - \lambda I)v = 0$$

Dimana λ adalah *eigenvalue*, I adalah matriks identitas, dan v adalah *eigenvector*.

$$\det \begin{pmatrix} \begin{bmatrix} 0.022 & 0.024 & 0.010 & 0.017 \\ 0.024 & 0.027 & 0.012 & 0.020 \\ 0.010 & 0.012 & 0.008 & 0.011 \\ 0.017 & 0.020 & 0.011 & 0.017 \end{bmatrix} - \lambda \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \right) = 0$$

$$\det \begin{pmatrix} \begin{bmatrix} 0.022 & 0.024 & 0.010 & 0.017 \\ 0.024 & 0.027 & 0.012 & 0.020 \\ 0.010 & 0.012 & 0.008 & 0.011 \\ 0.017 & 0.020 & 0.011 & 0.017 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \lambda & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda & 0 \\ 0 & 0 & \lambda & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda \end{bmatrix} \right) = 0$$

$$\det \begin{pmatrix} \begin{bmatrix} 0.022 - \lambda & 0.024 & 0.010 & 0.017 \\ 0.024 & 0.027 - \lambda & 0.012 & 0.020 \\ 0.010 & 0.012 & 0.008 - \lambda & 0.011 \\ 0.017 & 0.020 & 0.011 & 0.017 - \lambda \end{bmatrix} \right) = 0$$

Lalu nilai *eigenvalue* dicari dengan cara melakukan determinan terhadap matriks tersebut, sehingga didapat, $\lambda_1 = 0.00040433$, $\lambda_2 = 0.00012092$, $\lambda_3 = 0.06934529$, dan $\lambda_4 = 0.00412947$. Selanjutnya dapat dicari nilai *eigenvector*-nya dengan mensubstitusikan nilai *eigenvalue* tersebut.

Untuk $\lambda_1 = 0.00040433$, didapat *eigenvector*-nya sebagai berikut,

$$\begin{bmatrix} 0.022 - \lambda_1 & 0.024 & 0.010 & 0.017 \\ 0.024 & 0.027 - \lambda_1 & 0.012 & 0.020 \\ 0.010 & 0.012 & 0.008 - \lambda_1 & 0.011 \\ 0.017 & 0.020 & 0.011 & 0.017 - \lambda_1 \end{bmatrix} \cdot \begin{vmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \end{vmatrix} = 0$$

$$\begin{bmatrix} 0.02116925 & 0.024 & 0.010 & 0.017 \\ 0.024 & 0.02616434 & 0.012 & 0.020 \\ 0.010 & 0.012 & -0.06103571 & 0.011 \\ 0.017 & 0.020 & 0.011 & 0.0124842 \end{bmatrix} \cdot \begin{vmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \end{vmatrix} = 0$$

Maka didapat *eigenvector* untuk λ_1 ,

$$V_1 = \begin{vmatrix} -0.43221526 \\ 0.27598767 \\ -0.66075595 \\ 0.54810797 \end{vmatrix}$$

Untuk $\lambda_2 = 0.00012092$, didapat *eigenvector*-nya sebagai berikut,

$$\begin{bmatrix} 0.022 - \lambda_2 & 0.024 & 0.010 & 0.017 \\ 0.024 & 0.027 - \lambda_2 & 0.012 & 0.020 \\ 0.010 & 0.012 & 0.008 - \lambda_2 & 0.011 \\ 0.017 & 0.020 & 0.011 & 0.017 - \lambda_2 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \end{bmatrix} = 0$$

$$\begin{bmatrix} 0.02145266 & 0.024 & 0.010 & 0.017 \\ 0.024 & 0.02644775 & 0.012 & 0.020 \\ 0.010 & 0.012 & -0.06103571 & 0.011 \\ 0.017 & 0.020 & 0.011 & 0.01248420 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \end{bmatrix} = 0$$

Maka didapat *eigenvector* untuk λ_2 .

$$V_2 = \begin{bmatrix} 0.50561364 \\ -0.68965139 \\ -0.23585497 \\ 0.46163648 \end{bmatrix}$$

Untuk $\lambda_3 = 0.06934529$, didapat *eigenvector*-nya sebagai berikut,

$$\begin{bmatrix} 0.022 - \lambda_3 & 0.024 & 0.010 & 0.017 \\ 0.024 & 0.027 - \lambda_3 & 0.012 & 0.020 \\ 0.010 & 0.012 & 0.008 - \lambda_3 & 0.011 \\ 0.017 & 0.020 & 0.011 & 0.017 - \lambda_3 \end{bmatrix} \cdot \begin{vmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \end{vmatrix} = 0$$

$$\begin{bmatrix} -0.04777171 & 0.024 & 0.010 & 0.017 \\ 0.024 & -0.042776622 & 0.012 & 0.020 \\ 0.010 & 0.012 & -0.06103571 & 0.011 \\ 0.017 & 0.020 & 0.011 & 0.01248420 \end{bmatrix} \cdot \begin{vmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \end{vmatrix} = 0$$

Maka didapat eigenvector untuk λ_3 ,

$$V_3 = \begin{vmatrix} 0.54809262 \\ 0.61989926 \\ 0.29615434 \\ 0.47708699 \end{vmatrix}$$

Untuk $\lambda_4 = 0.00412947$, didapat *eigenvector*-nya sebagai berikut,

$$\begin{bmatrix} 0.022 - \lambda_4 & 0.024 & 0.010 & 0.017 \\ 0.024 & 0.027 - \lambda_4 & 0.012 & 0.020 \\ 0.010 & 0.012 & 0.008 - \lambda_4 & 0.011 \\ 0.017 & 0.020 & 0.011 & 0.017 - \lambda_4 \end{bmatrix} \cdot \begin{vmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \end{vmatrix} = 0$$

$$\begin{bmatrix} 0.01744411 & 0.024 & 0.010 & 0.017 \\ 0.024 & 0.02243920 & 0.012 & 0.020 \\ 0.010 & 0.012 & -0.06103571 & 0.011 \\ 0.017 & 0.020 & 0.011 & 0.01248420 \end{bmatrix} \cdot \begin{vmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \end{vmatrix} = 0$$

Maka didapat *eigenvector* untuk λ_4 ,

$$V_4 = \begin{vmatrix} 0.50708905 \\ 0.2585701 \\ -0.64812546 \\ -0.50878032 \end{vmatrix}$$

Kemudian susun matriks *eigenvector* berdasarkan *eigenvalue* terbesar ke terkecil, maka $V = [V_3, V_4, V_1, V_2]$, maka didapat matriks *eigenvector* sebagai berikut.

$$V = \begin{bmatrix} 0.54809262 & 0.50708905 & -0.43221526 & 0.50561364 \\ 0.61989926 & 0.25285701 & 0.27598767 & -0.68965139 \\ 0.29615434 & -0.64812546 & -0.66075595 & -0.23585497 \\ 0.47708699 & -0.5087802 & 0.54810797 & 0.46163648 \end{bmatrix}$$

Kemudian pilih 2 *eigenvector* berdasarkan nilai *eigenvalue* terbesar untuk melakukan reduksi dimensi, lalu proyeksikan *eigenvector* tersebut keruang *principal* dengan rumus.

$$M_{PCA} = M.V$$

$$M_{PCA} = \begin{bmatrix} 0.185 & 0.177 & 0.033 & 0.095 \\ 0.036 & 0.083 & 0.092 & 0.111 \\ -0.160 & -0.192 & -0.124 & -0.165 \\ -0.60 & -0.068 & 0 & -0.041 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.54809262 & 0.50708905 \\ 0.61989926 & 0.25285701 \\ 0.29615434 & -0.64812546 \\ 0.47708699 & -0.5087802 \end{bmatrix}$$

$$M_{PCA} = \begin{bmatrix} 0.2657661 & 0.06913 \\ 0.1509362 & -0.07657 \\ -0.32213 & 0.03441 \\ -0.094572 & -0.02698 \end{bmatrix}$$

Dengan demikian matriks M telah direduksi dimensinya dari 4x4 menjadi 4x2, dan dapat digunakan sebagai inputan bagi SVM untuk melakukan klasifikasi.

a) Klasifikasi SVM

Sebagai data masukan untuk melakukan klasifikasi dengan SVM akan menggunakan hasil dari reduksi dimensi dengan PCA. Untuk mempermudah perhitungan fitur-fitur tersebut diambil 3 angka dibelakang koma dan melakukan pembulatan baik ke atas maupun ke bawah, yang dapat dilihat pada Tabel 3.10.

Tabel 3. 10 Data Masukan Untuk SVM

F1	F2	Kelas
0.266	0.069	+1
0.151	-0.077	+1
-0.322	0.034	-1
-0.095	-0.027	-1

Berdasarkan Tabel 3.10 ada 2 buah atribut yaitu f1 dan f2, sehingga akan menghasilkan 2 buah bobot w_1 dan w_2 , yang kemudian digunakan untuk memaksimalkan margin $\frac{1}{2}\|w\|^2 = \frac{1}{2}(w_1^2 + w_2^2)$ dengan syarat $y_i = (w.x_i + b) \ge 1$, i = 1,2,3,...n. Dimana w adalah vektor bobot, b adalah bias, x_i adalah data latih kei, dan y_i adalah label kelas x_i . Tiga data teratas pada Tabel 3.10 digunakan sebagai data latih, dan sisanya sebagai data uji. Sehingga didapat persamaan sebagai berikut.

$$0.266w_1 + 0.069w_2 + b \ge 1 \tag{1}$$

$$0.151w_1 - 0.077w_2 + b \ge 1 \tag{2}$$

$$0.322w_1 - 0.034w_2 - b \ge 1 \tag{3}$$

Kemudian dicari nilai w_1 , w_2 dan b untuk dapat mendefenisikan fungsi *hyperplane* dan memaksimalkan margin, dengan melakukan metode eliminasi dan substitusi kepada ketiga persamaan tersebut.

Eliminasi b pada persamaan (1) dan (2),

$$0.266w_1 + 0.069w_2 + b = 1$$

$$0.151w_1 - 0.077w_2 + b = 1 -$$

$$0.115w_1 + 0.146w_2 = 0 (4)$$

Eliminasi b pada persamaan (2) dan (3),

$$0.151w_1 - 0.077w_2 + b = 1$$

$$0.322w_1 - 0.034w_2 - b = 1 +$$

$$0.473w_1 + 0.111w_2 = 2 \tag{5}$$

Eliminasi w_1 dengan melakukan perkalian silang pada variabel w_1 dari persamaan (4) dan (5),

$$0.115w_1 + 0.146w_2 = 0 \mid x0.473 \rightarrow 0.054w_1 + 0.146w_2 = 0$$

 $0.473w_1 + 0.111w_2 = 2 \mid x0.115 \rightarrow 0.054w_1 + 0.012w_2 = 0.115 - 0.071w_2 = 0.115$

 $w_2 = 1.619$

Substitusi w₂ ke persamaan (4),

$$0.115w_1 + 0.146(1.619) = 0$$

 $0.115w_1 = 0.236$
 $w_1 = 2.052$

Cari nilai bias dengan mensubstitusi nilai w₁ dan w₂ ke persamaan (3),

$$0.322(2.052) - 0.034(1.619) - b = 1$$

 $0.621 - b = 1$
 $b = -0.379$

Kemudian masukkan nilai w_1 , w_2 dan bias dimasukkan ke persamaan f(x) = 0 dimana f(x) = w. x + b untuk dapat mencari *hyperplane* dari data tersebut.

$$w_1. x_1 + w_2. x_2 + b = 0$$

 $2.052x_1 + 1.619x_2 - 0.379 = 0$

Maka didapat fungsi *hyperplane*-nya adalah $f(x) = 2.052x_1 + 1.619x_2 - 0.379$, sehingga dapat dilakukan klasifikasi terhadap data uji menggunakan fungsi tersebut dengan g(x) = sign(f(x)), dimana $x_1 = -0.095$, $x_2 = -0.027$ dan label -1 pada data uji.

$$g(x) = sign(f(x))$$

$$g(x) = sign(2.052 * (-0.095) + 1.619 * (-0.027) - 0.379)$$

$$g(x) = sign(-0.19494 - 0.043713 - 0.379)$$

$$g(x) = sign(-0.617653)$$

$$g(x) = -1$$

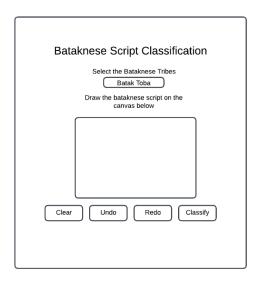
Dengan menggunakan fungsi *hyperplane* tersebut didapatkan hasil klasifikasi memiliki kelas yang sama dengan kelas sebenarnya dari data.

3.8. Perancangan Sistem

Perancangan antarmuka sistem (*interface sistem*) merupakan proses perancangan tampilan dari sebuah sistem untuk pengguna dapat berinteraksi dengan sebuah sistem. Sistem yang dibangun berbasis *website*.

3.7.1. Halaman Beranda

Perancangan halaman beranda dari sistem yang dibangun dapat dilihat pada Gambar 3.29 dibawah.

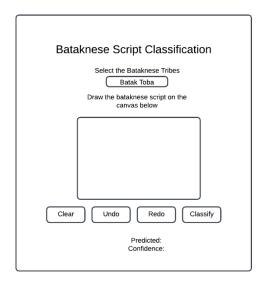


Gambar 3. 29 Perancangan Halaman Beranda Sistem

Gambar 3.10 menunjukan perancangan sistem yang akan dibuat untuk beranda sistem. Dimana user dapat memilih model suku batak yang ingin diklasifikasikan, kemudian dapat menggambar aksara batak pada canvas yang telah disediakan. Lalu terdapat empat buah tombol di bawah canvas tersebut yang memiliki fungsi yang berbeda, tombol *clear* berfungsi untuk membersihkan canvas serta hasil prediksi, tombol *undo* berfungsi untuk mengembalikan canvas ke kondisi sebelumnya, tombol *redo* untuk mengembalikan canvas ke kondisi setelahnya, dan tombol *classify* untuk melakukan prediksi terhadap gambar yang telah dibuat di canvas untuk kemudian di proses oleh model yang telah dipilih.

3.7.2. Halaman Hasil Prediksi

Perancangan halaman hasil prediksi pada sistem ini terdapat pada Gambar 3.30.



Gambar 3. 30 Perancangan Halaman Hasil Prediksi

Gambar 3.11 Menunjukkan perancangan halaman hasil prediksi yang akan muncul ketika user menekan tombol *classify* setelah user menggambar aksara batak di canvas tersebut. Dan jika menekan tombol *clear* maka akan mengembalikan website ke halaman beranda.

BAB IV

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

4.1. Implementasi Sistem

Dalam pembuatan sistem klasifikasi tulisan tangan aksara batak menggunakan metode *hybrid* CNN-SVM, digunakan beberapa perangkat keras dan perangkat lunak yang mendukung jalannya penelitian, yaitu:

4.1.1. Spesifikasi Perangkat Keras

Adapun perangkat keras yang digunakan adalah:

- 1. Processor AMD Ryzen 2500U
- 2. Memori RAM 8GB
- 3. Memori SSD 256GB
- 4. Printer HP DeskJet Ink Advantage 2135

4.1.2. Spesifikasi Perangkat Lunak

Adapun perangkat lunak yang digunakan adalah:

- 1. Sistem Operasi Windows 10
- 2. Visual Studio Code
- 3. Google Colaboratory
- 4. Windows Fax and Scan
- 5. Microsoft Word

4.2. Hasil Implementasi Model Hybrid CNN-SVM

Pada penelitian ini model *hybrid* CNN-SVM dibangun dengan menggunakan lima buah skenario pembagian data yaitu pertama dengan rasio 60:20:20 untuk data latih:data validasi:data uji, skenario kedua dengan rasio 60:30:10, skenario ketiga dengan 70:15:15, skenario keempat dengan rasio 70:20:10, dan skenario kelima dengan rasio 80:10:10. Pada implementasi model CNN-SVM ini terdapat lima buah model yang dibangun sesuai dengan jumlah suku batak yang ada. Berikut merupakan hasil dari implementasi model CNN-SVM, setelah dilakukan *training* dan *testing* model pada penelitian ini.

4.2.1 Evaluation Metrics

Setelah melakukan proses *training*, maka didapatlah hasil *evaluation metrics* yang dirangkum pada Tabel 4.1

Tabel 4. 1 Rangkuman *Evaluation Metrics*

Skenario	Suku Batak	Training Accuracy	Testing Accuracy
	Toba	94.63%	93.89%
	Simalungun	94.52%	92.73%
Skenario 1	Karo	95.80%	93.52%
	Pakpak	93.77%	94.22%
	Mandailing	93.52%	92.85%
Rata	a-rata	94.45%	93.44%
	Toba	94.38%	93.89%
	Simalungun	Simalungun 93.75%	
Skenario 2	Karo	94.98%	94.47%
	Pakpak	93.77%	94.44%
	Mandailing	93.71%	94.28%
Rat	a-rata	94.11%	93.73%
	Toba	94.73%	92.10%
	Simalungun	94.59%	92.93%
Skenario 3	Karo	95.23%	93.35%
	Pakpak	94.59%	93.56%
	Mandailing	92.92%	91.35%

Rata-rata		94.41%	92.65%
	Toba	92.73%	92.42%
	Simalungun	94.63%	90.73%
Skenario 4	Karo	94.76%	91.80%
	Pakpak	93.55%	93.55%
	Mandailing	94.19%	92.76%
Rata	-rata	93.97%	92.25%
	Toba	92.21%	93.68%
	Simalungun	93.68%	95.78%
Skenario 5	Karo	94.09%	95.23%
	Pakpak	94.88%	95.55%
	Mandailing	93.33%	95.04%
Rata-rata		93.64%	95.06%

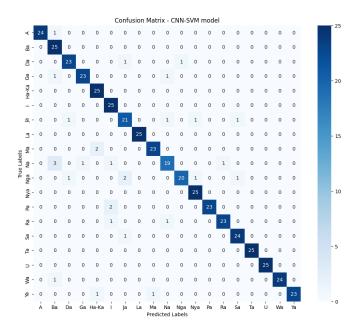
Berdasarkan hasil pegujian model dengan lima skenario pada Tabel 4.1, dapat ditarik kesimpulan bahwasanya model dengan skenario pembagian data kelima memiliki performa rata-rata yang terbaik dengan hasil akurasi *training* sebesar 93.64% dan akurasi *testing* sebesar 95.06%. Walaupun model dengan skenario 5 memiliki nilai akurasi *training* lebih kecil dibandingkan skenario lainnya, tetapi memiliki nilai akurasi *testing* tertinggi, yang mana hal ini menunjukkan bahwasanya model memiliki kemampuan generalisasi data yang lebih baik dan tidak mengalami *overfitting*, dimana akurasi *testing* lebih rendah daripada akurasi *training* seperti pada skenario lainnya

Dengan menggunakan 80% dari dataset untuk data latih pada skenario 5 membantu model dalam mempelajari pola-pola yang lebih beragam serta meningkatkan pemahamannya mengenali variasi dari data. Selain itu dengan penerapan PCA untuk reduksi dimensi pada skenario ini membuat fitur yang diekstraski menjadi lebih baik sehingga meningkatkan akurasi pada data uji.

4.2.2 Confusion Matrix dan Classification Report

Berikut merupakan hasil *confusion matrix* serta *classification report* yang didapat dari proses *testing* data menggunakan model CNN-SVM yang telah dibangun dengan pembagian data skenario 5.

a) Batak Toba

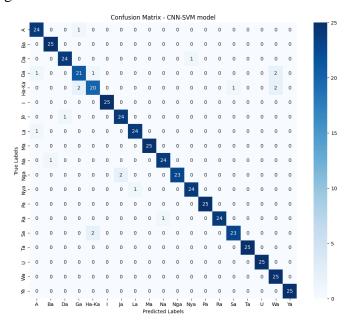


Gambar 4. 1 Confusion Matrix Testing Model Suku Batak Toba

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
0	1 00	0.06	0.00	0.5
0	1.00	0.96	0.98	25
1	0.81	1.00	0.89	25
2	0.92	0.92	0.92	25
3	0.96	0.92	0.94	25
4	0.89	1.00	0.94	25
5	0.86	1.00	0.93	25
6	0.84	0.84	0.84	25
7	1.00	1.00	1.00	25
8	0.96	0.92	0.94	25
9	0.86	0.76	0.81	25
10	0.95	0.80	0.87	25
11	0.93	1.00	0.96	25
12	1.00	0.92	0.96	25
13	0.96	0.92	0.94	25
14	0.92	0.96	0.94	25
15	1.00	1.00	1.00	25
16	1.00	1.00	1.00	25
17	1.00	0.96	0.98	25
18	1.00	0.92	0.96	25
10	1.00	0.52	0.90	23
accuracy			0.94	475
macro avg	0.94	0.94	0.94	475
weighted avg	0.94	0.94	0.94	475
weighted avg	0.94	0.94	0.94	4/3

Gambar 4. 2 Classification Report Testing Model Suku Batak Toba

b) Batak Simalungun

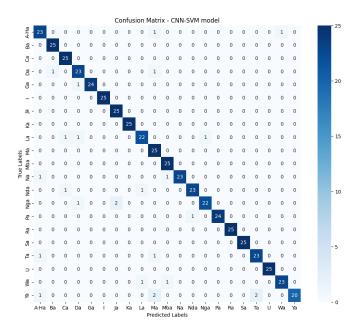


Gambar 4. 3 Confusion Matrix Testing Model Suku Batak Simalungun

Classification	Report:			
	precision	recall	f1-score	support
0	1.00	0.96	0.98	25
1	0.81	1.00	0.89	25
2	0.92	0.92	0.92	25
3	0.96	0.92	0.94	25
4	0.89	1.00	0.94	25
5	0.86	1.00	0.93	25
6	0.84	0.84	0.84	25
7	1.00	1.00	1.00	25
8	0.96	0.92	0.94	25
9	0.86	0.76	0.81	25
10	0.95	0.80	0.87	25
11	0.93	1.00	0.96	25
12	1.00	0.92	0.96	25
13	0.96	0.92	0.94	25
14	0.92	0.96	0.94	25
15	1.00	1.00	1.00	25
16	1.00	1.00	1.00	25
17	1.00	0.96	0.98	25
18	1.00	0.92	0.96	25
accuracy			0.94	475
macro avg	0.94	0.94	0.94	475
weighted avg	0.94	0.94	0.94	475

Gambar 4. 4 Classification Report Testing Model Suku Batak Simalungun

c) Batak Karo

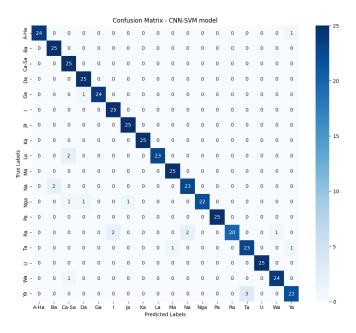


Gambar 4. 5 Confusion Matrix Testing Model Suku Batak Karo

Classification	Report:			
p	recision	recall	f1-score	support
0	0.88	0.92	0.90	25
1	0.96	1.00	0.98	25
2	0.93	1.00	0.96	25
3	0.88	0.92	0.90	25
4	1.00	0.96	0.98	25
5	1.00	1.00	1.00	25
6	0.93	1.00	0.96	25
7	1.00	1.00	1.00	25
8	0.92	0.88	0.90	25
9	0.83	1.00	0.91	25
10	0.93	1.00	0.96	25
11	1.00	0.92	0.96	25
12	0.96	0.92	0.94	25
13	0.96	0.88	0.92	25
14	1.00	0.96	0.98	25
15	1.00	1.00	1.00	25
16	1.00	1.00	1.00	25
17	0.92	0.92	0.92	25
18	1.00	1.00	1.00	25
19	0.96	0.92	0.94	25
20	1.00	0.80	0.89	25
accuracy			0.95	525
macro avg	0.95	0.95	0.95	525
weighted avg	0.95	0.95	0.95	525

Gambar 4. 6 Classification Report Testing Model Suku Batak Karo

d) Batak Pakpak

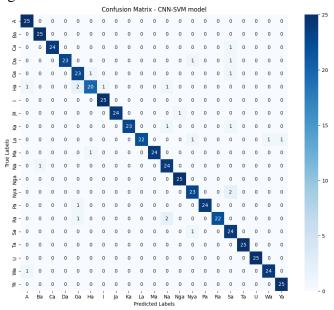


Gambar 4. 7 Confusion Matrix Testing Model Suku Batak Pakpak

Classification	Report:			
	precision	recall	f1-score	support
0	1.00	0.96	0.98	25
1	0.93	1.00	0.96	25
2	0.86	1.00	0.93	25
3	0.93	1.00	0.96	25
4	1.00	0.96	0.98	25
5	0.93	1.00	0.96	25
6	0.96	1.00	0.98	25
7	1.00	1.00	1.00	25
8	1.00	0.92	0.96	25
9	0.96	1.00	0.98	25
10	0.92	0.92	0.92	25
11	1.00	0.88	0.94	25
12	1.00	1.00	1.00	25
13	1.00	0.80	0.89	25
14	0.88	0.92	0.90	25
15	1.00	1.00	1.00	25
16	0.96	0.96	0.96	25
17	0.92	0.88	0.90	25
accuracy			0.96	450
macro avq	0.96	0.96	0.96	450
weighted avg	0.96	0.96	0.96	450
2 2				

Gambar 4. 8 Classification Report Testing Model Suku Batak Pakpak

e) Batak Mandailing



Gambar 4. 9 Confusion Matrix Testing Model Suku Batak Mandailing

Classification	Report:			
	precision	recall	f1-score	support
0	0.93	1.00	0.96	25
1	0.96	1.00	0.98	25
2	1.00	0.96	0.98	25
3	1.00	0.92	0.96	25
4	0.85	0.92	0.88	25
5	0.91	0.80	0.85	25
6	0.96	1.00	0.98	25
7	1.00	0.96	0.98	25
8	1.00	0.92	0.96	25
9	1.00	0.88	0.94	25
10	1.00	0.96	0.98	25
11	0.86	0.96	0.91	25
12	0.96	1.00	0.98	25
13	0.88	0.92	0.90	25
14	1.00	0.96	0.98	25
15	1.00	0.88	0.94	25
16	0.80	0.96	0.87	25
17	1.00	1.00	1.00	25
18	1.00	1.00	1.00	25
19	0.96	0.96	0.96	25
20	0.96	1.00	0.98	25
accuracy			0.95	525
macro avg	0.95	0.95	0.95	525
weighted avg	0.95	0.95	0.95	525

Gambar 4. 10 Classification Report Testing Model Suku Batak Mandailing

4.3. Implementasi Antarmuka Sistem

Implementasi antarmuka sistem dibangun dengan menggunakan *HTML* dan *Javascript*. Berikut merupakan tampilan dari implementasi antarmuka sistemnya.

4.3.1. Halaman Beranda

Berikut merupakan hasil implementasi dari perancangan halaman beranda sistam yang dibangun.



Gambar 4. 11 Implementasi Halaman Beranda

Berdasarkan Gambar 4.11, *user* dapat memilih model Suku Batak yang diinginkan, lalu dapat menggambar aksara batak pada *canvas* yang disediakan, untuk mempermudah menggambar disediakan tiga buah fitur seperti tombol *clear* untuk membersihkan canvas dan hasil prediksi, tombol *undo* untuk mengembalikan ke kondisi sebelumnya, dan tombol *redo* untuk mengembalikan ke kondisi setelahnya. Dan terdapat tombol *classify* untuk dapat melakukan prediksi dari gambar aksara yang telah dibuat.

4.3.2. Halaman Hasil Prediksi

Berikut merupakan implementasi dari perancangan halaman hasil prediksi sistem yang dibangun.



Gambar 4. 12 Implementasi Halaman Hasil Prediksi

Berdasarkan Gambar 4.12, halaman ini akan muncul ketika *user* menekan tombol *classify* dan akan menghasilkan prediksi dari gambar aksara tersebut sesuai dengan aksaranya, dan nilai *confidence* dari hasil prediksi itu sendiri. Dan jika nilai

confidence levelnya berada dibawah 50% maka tampilannya akan seperti pada Gambar 4.13



Gambar 4. 13 Tampilan Hasil Prediksi saat *Confidence* < 50%

4.4. Pengujian Sistem

Pengujian sistem bertujuan melihat apakah sistem dapat berjalan sesuai dengan yang telah dirancang sebelumnya. Pengujian sistem dilakukan dengan menggunakan model *hybrid* CNN-SVM yang telah dilatih dengan menggunakan pembagian data skenario 5 yang telah di-*deploy* ke sistem yang telah telah dibangun, dimana pengujian dilakukan dengan cara menggambar aksara batak sesuai dengan model nya sebanyak 1 kali.

4.4.1. Hasil Pengujian Sistem

Perngujian sistem dilakukan sebanyak lima kali, masing-masing Suku Batak satu kali. Berikut merupakan hasil pengujian sistem menggunakan kelima model suku batak.

Hasil pengujian sistem dengan model Batak Toba
 Hasil pengujian sistem dengan model Batak Toba dapat dilihat pada Tabel 4.2 dibawah.

Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Sistem dengan Model Batak Toba

No.	Gambar di sistem	Hasil Prediksi	Hasil Aktual
1	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Toba Crase the Bataknese Script on the canvas below. Predikal: A Confidence: 98.81%	A	A
2	Bataknese Script Classification Beloat Triba Draw the Bataknese Borlpt on the canvas belox Vives Reion Constitution Predita: Ha-Ra Confidence: 98.16%	На-Ка	На-Ка
3	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Tota Consult the Bataknese Script on the carves below. Preditable Ba Confidence: 98.28%	Ва	Ba
4	Bataknese Script Classification Seied the Bataknese tibe Batak Toba Crew the Bataknese Script on the canvas below. Count Class Batak County	Pa	Pa
5	Bataknese Script Classification Select the Bataknese bribe Batak Toba Crew the Bataknese Script on the cannose below. Predikals: Na Confidence: 96.66%	Na	Na

6	Bataknese Script Classification	Wa	Wa
U	Beloat the Butaknese tribe Batak Toba Craw the Butaknese Soript on the cannota belox. Craw the Butaknese Soript on the cannota belox. Predikts: We Confidence: 99.45%	wa	wa
7	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Toba Draw the Bataknese Script on the carness below. Predikai: Ga Confidence: 91.40%	Ga	Ga
8	Bataknese Script Classification Saled the Bataknese tribe Batak Toba Draw the Bataknese Scrat on the canses below. Predikts: Ja Confidence: 98.07%	Ja	Ja
9	Bataknese Script Classification Beford the Bataknese tribe Batak Toba Draw the Bataknese Soript on the canvasa belox. Compared the Bataknese Soript on the canvasa belox.	Da	Da
10	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Toba Draw the Bataknese Script on the cannots belox. Find Radio Casasity Predikal: Ra Confidence: 96.96%	Ra	Ra

11	Bataknese Script Classification Solect the Bataknese the Batak Toba Draw the Bataknese Script on the canvas below. Predikai: Ma Confidence: 99.59%	Ma	Ma
12	Batak ness Script Classification Solicit the Statakness this Batak Toba Draw the Statakness Script on the cannot below. Commission of the Commission of	Ta	Ta
13	Bataknese Script Classification Select the Bataknese libe Batak Toba Draw the Bataknese Script on the cannots below. Predikat: Sa Confidence: 91.37%	Sa	Sa
14	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Taba Draw the Bataknese Script on the canvas belox. Country Predikat: Ya Confidence: 54.7Ply.	Ya	Ya
15	Bataknese Script Classification Select the Bataknese lobe Botak Toba Draw for Bataknese Surgir on the convex below. Precibiat: Nga Confidence: 91.99%	Nga	Nga

16	Bataknese Script Classification Bolicit the Stataknese tribe Batak Total Draw the Bataknese Script on the carvase before. Prodikai: La Confidence: 82.75%;	La	La
17	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Toba Draw the Bataknese Script on the cameas before. Fredika: Nya Confidence: \$94.45%	Nya	Nya
18	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Tobs Draw the Bataknese Solpt on the cames below. Prodikat: 1 Confidence: 93.28%	I	I
19	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tothe Batak Total Craw the Bataknese Script on the canvas below. Predikal: U Confidence: 19.85%	U	U

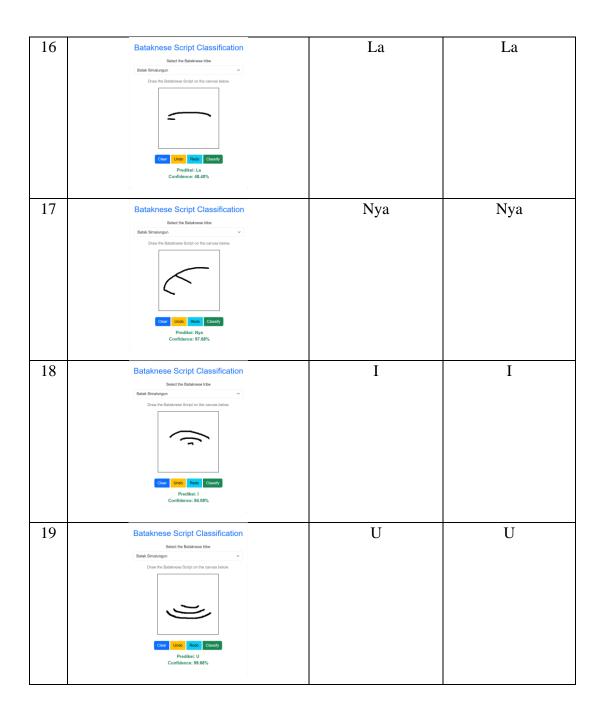
Hasil pengujian sistem dengan model Batak Simalungun
 Hasil pengujian sistem dengan model Batak Simalungun dapat dilihat pada Tabel
 4.3 dibawah.

Tabel 4. 3 Hasil Pengujian Sistem dengan Model Batak Simalungun

No.	Gambar di sistem	Hasil Prediksi	Hasil Aktual
1	Bataknese Script Classification Belefit the Bataknese tribe Batak Simalungun Draw the Bataknese Script on the canvas below. Predikal: A Confidence: 99.46%	A	A
2	Bataknese Script Classification Select the Bataknese hite Batak Sirrakungun Draw the Bataknese Script on the cames below. Precibia: Na-Ka Confidence: \$7,89%	Ha-Ka	Ha-Ka
3	Bataknese Script Classification Select the Bataknese Irbe Batak Simalungen Draw the Bataknese Script on the conveils below. Court Data Bata	Ва	Ba
4	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Smelungen Draw the Bataknese Script on the canvas below. Prodiktic: Pa Confidence: 38.33%	Pa	Pa
5	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Simatungon Draw the Bataknese Script on the carness before. Predikts: Na Confidence: 98.84%	Na	Na

6	Bataknese Script Classification Salect the Bataknese tribe Batak Simakngun Daw the Bataknese Script on the cannes below. Class the Classify Predital: Wa Confidence: 85.02%	Wa	Wa
7	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Simulargen Disser the Bataknese Script on the carrias below. Disser the Bataknese Script on the carrias below. Disser the Bataknese Script on the carrias below. Predikal: Ga Confidence: 58.15%	Ga	Ga
8	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Simulungun Draw the Bataknese Stript on the canves below. Predikkit: Ja Confidence: 99.70%	Ja	Ja
9	Bataknese Script Classification Select the Bataknese little Batak Smalungun Draw the Bataknese Script on the carness below. Predikal: Da Confidence: 97.29%	Da	Da
10	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Streakungan Draw the Bataknese Script on the cannels below. Predikal: Ra Confidence: 94.47%	Ra	Ra

	<u> </u>	_	_
11	Bataknese Script Classification Select the Bataknese britle Batak Sirsulungun Draw the Bataknese Script on the carnosa below. Predikai: Ma Confidence: 84,87%	Ma	Ma
12	Bataknese Script Classification Solect the Batakneses tribe Batak Simalungun Draw the Batakneses Script on the careas below. Predikal: Ta Confidence: 96.14%	Ta	Ta
13	Bataknese Script Classification Select the Bataknese Iribe Batak Simalungun Draw the Bataknese Script on the cannon below. Predikat: Sa Confidence: 50.80%	Sa	Sa
14	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Smatungan Crase the Bataknese Script on the carvas below. Predikal: Ya Confidence: 74.85%	Ya	Ya
15	Bataknese Script Classification Soled the Bataknese tribe Batak Simalungun Draw the Bataknese Script on the canness below. Common Common	Nga	Nga



Hasil pengujian sistem dengan model Batak Karo
 Hasil pengujian sistem dengan menggunakan model Batak Karo dapat dilihat pada
 Tabel 4.4 dibawah.

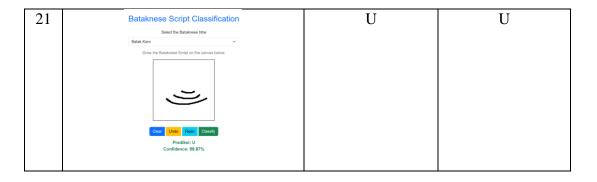
Tabel 4. 4 Hasil Pengujian Sistem dengan Model Batak Karo

No.	Gambar di sistem	Hasil Prediksi	Hasil Aktual
1	Bataknese Script Classification Gelect the Bataknese tribe Batak Karo Crew the Bataknese Script on the cannese below. Predika: A-Ha Confidence: 57.09%	А-На	А-На
2	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Karo Draw the Bataknese Script on the canvas belox. Predika: Ka Confidence: 58.22%	Ka	Ka
3	Bataknese Script Classification Solect the Bataknese tribe Batak Karo Draw the Bataknese Script on the caresa belox. Predikal: Ba Confidence: 51.10%	Ba	Ba
4	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Karo Draw the Bataknese Script on the careas below. Court Undo Redo Causily. Predikai: Pa Confidence: 91.87%	Pa	Pa
5	Bataknese Script Classification Select the Butaknese tribe Butak Kare Draw the Butaknese Script on the cannes below. Cow Union Produce Classify Predikal: Na Confidence: 91.33%	Na	Na

6	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Karo Draw the Bataknese Script on the careas below. Classify Predikst: Wa Confidence: 94.66%	Wa	Wa
7	Bataknese Script Classification Select the Bataknese bibe Batak Karo Chraw the Bataknese Script on the cames below. Predikat: Ga Confidence: 95.38%	Ga	Ga
8	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Karo Draw the Bataknese Script on the cannes below. Predikki: Ja Confidence: 81.27%	Ja	Ja
9	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Karo Draw the Bataknese Script on the cannot below. Predikai: Da Confidence: 44.92%	Da	Da
10	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Karo Draw the Bataknese Script on the careas below. Predikkii: Ra Confidence: 92.13%	Ra	Ra

		T	
11	Bataknese Script Classification Select the Bataknese bribe Batak Karo Draw the Bataknese Script on the carvas below. Prodikal: Ma Confidence: 98.77%	Ma	Ma
12	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Karo Draw the Bataknese Script on the carese before. Predikal: Ta Conflidence: 52.71%	Ta	Ta
13	Bataknese Script Classification Belox the Bataknese tribe Batak Karo Draw the Bataknese Script on the canvas belox. Preditat: Sa Confidence: 90.37%	Sa	Sa
14	Bataknese Script Classification Beted the Bataknese bribe Butak Karo Crow the Bataknese Sorpt on the carves below. Predikal: Ya Conflidence: 86.58%	Ya	Ya
15	Bataknese Script Classification Solect the Bataknese tribe Butak Karo Draw the Bataknese Script on the carness below. Close Unite Red Cassalty Predikai: Nga Confidence: 94.47%	Nga	Nga

16	Bataknese Script Classification Select the Bataknese Irbe Badak Kano Draw the Bataknese Script on the canvais below. Cover Simol Reds Classify Prediksi: La Confidence: 78.55%	La	La
17	Bataknese Script Classification Select the Bataknese totbe Batak Karo Draw the Bataknese Script on the cannes below. Predika: Ca Confidence: 48.08%	Ca	Ca
18	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Kero Draw the Bataknese Script on the cannes below. Predikai: Mda Confidence: 98.28%	Nda	Nda
19	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Karo Draw the Bataknese Script on the carness below. Class the Bataknese Script on the carness below. Precibia: Mass Consider Control of Contr	Mba	Mba
20	Bataknese Script Classification Solect the Bataknese tribe Batak Karo Draw the Bataknese Script on the carress below. Predikat: 1 Confidence: 71.37%	I	I



 Hasil pengujian sistem dengan model Batak Pakpak
 Hasil pengujian sistem dengan menggunakan model Batak Pakpak dapat dilihat pada Tabel 4.5 di bawah.

Tabel 4. 5 Hasil Pengujian Sistem dengan Model Batak Pakpak

No.	Gambar di sistem	Hasil Prediksi	Hasil Aktual
1	Bataknese Script Classification Solect the Bataknese bribe Batak Pak Pak Draw the Bataknese Script on the canvas below. Predika: A-Ha Confidence: 92.18%	А-На	А-На
2	Bataknese Script Classification Solect the Bataknese brite Batak Pak-Pak Draw the Bataknese Script on the cannos below. Pacification Pacification Pacification Confidence: 96-3216	Ka	На-Ка
3	Bataknese Script Classification Solect the Bataknese bribe Batak Pak Pak Draw the Bataknese Script on the cannes below. Predikal: Ba Confidence: 98.41%	Ba	Ba

4	Bataknese Script Classification Solved the Butaknese tribe Butak Pak Pak Draw the Butaknese Script on the canvals below. Concert Stroke Reads Classify Predikal: Pa Confidence: 90.79%	Pa	Pa
5	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tothe Betak Pak-Pak Draw the Bataknese Script on the carness below. Prodikal: Na Confidence: 84.69%	Na	Na
6	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Butak Pak-Pak Draw the Bataknese Script on the canness below. Crow United Ready Classify Prediksi: We Confidence: 96.35%	Wa	Wa
7	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Pak-Pak Crew the Bataknese Script on the canvas belox. Predikal: Ga Confidence: 67,77%	Ga	Ga
8	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Butak Palk-Palk Draw the Bataknese Script on the cames below. Predikai: Ja Confidence: 93.36%	Ja	Ja

9	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Paik-Paik Crear the Bataknese Script on the canvas below. Parallikai: Da Confidence: 92.88%	Da	Da
10	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Palk Palk Draw the Bataknese Script on the convess below. Communication of the Converse below. Prodikals Ra Confidence: 99.93%	Ra	Ra
11	Bataknese Script Classification Select the Butaknese tribe Butak Pak-Pak Draw the Butaknese Script on the convess below. Count Class Redo Classify Predikal: Ma Confidence: 99.04%	Ma	Ma
12	Bataknese Script Classification Belox the Bataknese Inte Batak Pak-Pak Draw the Bataknese Script on the canvos belox Vince Bataknese Script on the canvos belox Parellikal: Ta Confidence: 55.54%	Ta	Та
13	Bataknese Script Classification Beleat Pak-Pak Draw the Bataknese Script on the cannes below. Community States Script on the cannes below. Preciliat: Ca-Sa Confidence: 64.91%	Ca-Sa	Ca-Sa

14	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Pak Pak Crew the Bataknese Script on the carvast below. Crew Union Reduce Carselly Predikal: Ya Confidence: 48.30%	Ya	Ya
15	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Pak-Pak Draw the Bataknese Script on the carnese below. Predika: Nga Confidence: 99.13%	Nga	Nga
16	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Pak-Pak Draw the Bataknese Script on the carness below. Proditable La Confidence: 99.38%	La	La
17	Bataknese Script Classification Select the Batakneses tribe Batak Pak-Pak Crow the Batakneses Script on the carress belox. Profiles: 1 Confidence: 92.96%	I	I
18	Bataknese Script Classification Befect the Bataknese brite Batak Pak-Pak Crow the Bataknese Soript on the canvas belox Predikat: U Confidence: 99.46%	U	U

Hasil pengujian sistem dengan model Batak Mandailing Hasil pengujian sistem dengan menggunakan model Batak Mandailing dapat

dilihat pada Tabel 4.6 dibawah.

Tabel 4. 6 Hasil Pengujian Sistem dengan Model Batak Mandailing

No.	Gambar di sistem	Hasil Prediksi	Hasil Aktual
1	Bataknese Script Classification Belied the Bataknese tribe Batak Mandaling Craw the Bataknese Script on the canvas below. Predikal: A Confidence: 99.17%	A	A
2	Bataknese Script Classification Solice the Bataknese tribe Batak Mandaling Draw the Bataknese Script on the carries below. Prodikal: Ha Confidence: 74.47%	На	На
3	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Mandaling Draw the Bataknese Script on the canvas belox. Findia: Ka Confidence: 97.15%	Ka	Ka
4	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Mandaling Draw the Bataknese Script on the canness below. Class Script Control (Cannelly) Prediktic Ba Confidence: 99.81%	Ва	Ba
5	Bataknese Script Classification Solvet the Bataknese tribe Batak Mandaling Draw the Bataknese Script on the careas below. Community Prediktal: Pa Confidence: 84.41%	Pa	Pa

6	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Butak Mandating Crew the Bataknese Script on the canvas belox Predikal: Na Confidence: 89.18%	Na	Na
7	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Mandaling Draw the Bataknese Script on the canvas below. Cour. Londs. Redo: Country. Predikts! Wa. Confidence: 99.78%	Wa	Wa
8	Bataknese Script Classification Select the Butaknese tribe Butak Mandaling Draw the Butaknese Script on the canves below. Predikal: Ga Confidence: 97.81%	Ga	Ga
9	Bataknese Script Classification Soled the Bataknese tribe Batak Mandaling Draw the Bataknese Storpt on the canoos below. Predikat: Ja Confidence: 87.91%	Ja	Ja
10	Bataknese Script Classification Solect the Bataknese tribe Batak Mandating Draw the Bataknese Script on the camess below. Predikai: Da Confidence: 55.18%	Da	Da

11	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Mardaling Crase the Bataknese Script on the canvas below. Prodika: Ra Confidence: 94-48%	Ra	Ra
12	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Mandaling Draw the Bataknese Script on the carrese below. Prodika: Ma Confidence: 98.36%	Ma	Ma
13	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Mandaling Draw the Bataknese Script on the canness belone. Proclikie: Ta Confidence: 97.98%	Ta	Ta
14	Bataknese Script Classification Select the Butaknese tribe Butak Mardaling Draw the Butaknese Script on the carves below. Predikal: Sa Confidence: \$1.01%	Sa	Sa
15	Bataknese Script Classification Solect the Bataknese tribe Batak Mandaling Draw the Bataknese Script on the cannos below. Predika: Ya Confidence: 33.82%	Ya	Ya

16	Bataknese Script Classification Below the Bataknese tribe Butak Mandaling Draw the Bataknese Script on the canvas below. Prodlika: Nga Confidence: 91.80%	Nga	Nga
17	Bataknese Script Classification Select the Bataknese tribe Batak Mandaling Draw the Bataknese Script on the canness below. Conv. United Redo Classify Preditabl. La Confidence: 34.52%	La	La
18	Bataknese Script Classification Beleat the Bataknese tribe Batak Mandaling Draw the Bataknese Script on the canvas belox Frod Bataknese Script on the canvas belox Compared to the Bataknese Script on the canvas belox Prod Bataknese Script on the canvas belox Compared to the Bataknese Script on the canvas belox Confidence: 98.13%	Nya	Nya
19	Bataknese Script Classification Select the Bataknese trite Batak Mandaling Draw the Bataknese Script on the canves below. Common C	Ca	Ca
20	Bataknese Script Classification Betak Mandaling Draw the Bataknese Script on the carvas below. Common Change Reduce Classify Predixal: 1 Confidence: 45.821/6	I	I



Berdasarkan hasil pengujian sistem dengan menggunakan kelima model suku batak yang telah dibangun, dapat dilihat bahwasanya sistem tersebut dapat berjalan dengan baik dalam melakukan prediksi terhadap tulisan tangan aksara pengguna sesuai dengan aksaranya dan model yang dipilih.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis, perancangan, implementasi, serta pengujian metode *hybrid* CNN-SVM dengan arsitektur CNN *resnet-50* dalam melakukan klasifikasi terhadap tulisan tangan aksara Batak (Toba, Simalungun, Karo, Pakpak, dan Mandailing) dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut.

- 1. Metode *hybrid* CNN-SVM dengan arsitektur *resnet-50* dapat digunakan dalam melakukan klasifikasi tulisan tangan kelima suku aksara batak. Pelatihan model dilakukan sebanyaklima kali dengan lima skenario pembagian *dataset* yang berbeda yaitu 60:20:20, 60:30:10, 70:15:15 70:20:10 dan 80:10:10. dengan ratarata akurasi tertinggi pada *training* sebesar 93.64% dan pada *testing* sebesar 95.06% pada pelatihan dengan skenario pembagian *dataset* kelima.
- Penerapan reduksi dimensi dengan PCA membantu mempercepat proses training SVM, dan memperkecil ukuran model SVM yang sebelumnya ukurannya berkisar 430-550 MB menjadi berukuran dibawah 10 MB.
- 3. Dengan menerapkan lima skenario pembagian data, dapat dilihat bahwa skenario ketiga dengan rasio 80:10:10 untuk data latih:validasi:uji proporsi data latih yang lebih banyak dapat meningkatkan performa dari model.
- 4. Menggunakan arsitektur *Resnet-50* dapat memperdalam model CNN dalam mengekstrak fitur dari data latih, serta memperluas informasi dari model target.

5.2 Saran

Setelah melakukan penelitian ini, berikut beberapa usulan yang dapat dijadikan sebagai bahan pertimbangan untuk penelitian-penelitian selanjutnya.

- 1. Memperbanyak kuantitas data yang digunakan agar akurasi model dapat meningkat serta dapat meminimalisir kesalahan klasifikasi di sistem
- Menambah lebih banyak responden untuk membuat dataset, dikarenakan setiap orang memiliki tulisan aksara yang berbeda sehingga model dapat lebih akurat dalam melakukan klasifikasi terhadap tulisan tangan aksara yang diinputkan di sistem.
- 3. Pengembangan kedepannya, sistem dapat di implementasikan tidak hanya melalui aplikasi *web* saja, melainkan aplikasi yang bersifat *multiplatform*.

DAFTAR PUSTAKA

- Adi Nugroho, P., Fenriana, I., & Arijanto, R. (2020). IMPLEMENTASI DEEP LEARNING MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PADA EKSPRESI MANUSIA. *JURNAL ALGOR*, 2(1). https://jurnal.buddhidharma.ac.id/index.php/algor/index
- Ahlawat, S., & Choudhary, A. (2020). Hybrid CNN-SVM Classifier for Handwritten Digit Recognition. *Procedia Computer Science*, 167, 2554–2560. https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.309
- Alkhaleefah, M., & Wu, C. C. (2018). A Hybrid CNN and RBF-Based SVM Approach for Breast Cancer Classification in Mammograms. *Proceedings 2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, SMC 2018*, 894–899. https://doi.org/10.1109/SMC.2018.00159
- Benkaddour, M. K., & Bounoua, A. (2017). Feature extraction and classification using deep convolutional neural networks, PCA and SVC for face recognition. *Traitement Du Signal*, *34*(1–2), 77–91. https://doi.org/10.3166/TS.34.77-91
- Elleuch, M., Maalej, R., & Kherallah, M. (2016). A New design based-SVM of the CNN classifier architecture with dropout for offline Arabic handwritten recognition. *Procedia Computer Science*, 80, 1712–1723. https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.05.512
- García-Gonzalo, E., Fernández-Muñiz, Z., Nieto, P. J. G., Sánchez, A. B., & Fernández, M. M. (2016). Hard-rock stability analysis for span design in entry-type excavations with learning classifiers. *Materials*, *9*(7). https://doi.org/10.3390/ma9070531
- Ghosh, A., Sufian, A., Sultana, F., Chakrabarti, A., & De, D. (2019). Fundamental concepts of convolutional neural network. In *Intelligent Systems Reference*

- *Library* (Vol. 172, pp. 519–567). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-32644-9_36
- Girsang, T. S., Darmawan, I. D. M. B. A., ER, N. A. S., Karyawati, A. A. I. N. E., Suputra, I. P. G. H., & Pramartha, C. R. A. (2022). Pengembangan Sistem Pengenalan Karakter Aksara Suku Simalungun Berbasis Android. *JELIKU (Jurnal Elektronik Ilmu Komputer Udayana)*, 11(3), 617. https://doi.org/10.24843/jlk.2023.v11.i03.p18
- Id, I. (2021). MACHINE LEARNING: Teori, Studi Kasus dan Implementasi Menggunakan Python (1st ed.). UR Press.
- Kozok, U. (2009). *SURAT BATAK: Sejarah Perkembangan Tulisan Batak*. KPG (Kepustakaan Populer Gramedia).
- Limbong, T., Sriadhi, & Napitupulu, E. (2019). *Implementation of Linear Congruent Method in Learning Application Batak Toba Script with Game Model*. 8(4). https://doi.org/10.35940/ijrte.D8576.118419
- Lina, Q. (2019, January 2). *Apa itu Convolutinal Neural Network*. Medium. https://medium.com/@16611110/apa-itu-convolutional-neural-network-836f70b193a4
- Liu, J. (2024). Face recognition technology based on ResNet-50. *Applied and Computational Engineering*, 39(1), 160–165. https://doi.org/10.54254/2755-2721/39/20230593
- Lorentius, C. A., Adipranata, R., & Tjondrowiguno, A. (2020). *Pengenalan Aksara Jawa dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network*.
- Minarno, A. E., Fadhlan, M., Munarko, Y., & Chandranegara, R. (2024).

 Classification of Dermoscopic Images Using CNN-SVM.

 www.joiv.org/index.php/joiv
- Muis, A., Zamzami, E. M., & Nababan, E. B. (2024). Convolutional Neural Network Activation Function Performance on Image Recognition of The Batak Script. *Sinkron*, *9*(1), 182–195. https://doi.org/10.33395/sinkron.v9i1.13192

- Niu, X. X., & Suen, C. Y. (2012). A novel hybrid CNN-SVM classifier for recognizing handwritten digits. *Pattern Recognition*, 45(4), 1318–1325. https://doi.org/10.1016/j.patcog.2011.09.021
- Pasaribu, N., & Hasugian, M. (2015). *Pengenalan Tulisan Tangan Ina ni surat Aksara Batak Toba*. https://www.researchgate.net/publication/307433658
- Pratama, Y., Nainggolan, S. T. N., Nadya, D. I., & Naipospos, N. Y. (2023). One-shot learning Batak Toba character recognition using siamese neural network. *Telkomnika (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 21(3), 600–612. https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v21i3.24927
- Putri, D. U. K., Pratomo, D. N., & Azhari. (2023a). Hybrid convolutional neural networks-support vector machine classifier with dropout for Javanese character recognition. *Telkomnika (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 21(2), 346–353. https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v21i2.24266
- Putri, D. U. K., Pratomo, D. N., & Azhari. (2023b). Hybrid convolutional neural networks-support vector machine classifier with dropout for Javanese character recognition. *Telkomnika (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 21(2), 346–353. https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v21i2.24266
- Rianti, R., Andarsyah, R., & Awangga, R. M. (2024). *Penerapan PCA dan Algoritma Clustering untuk Analisis Mutu Perguruan Tinggi di LLDIKTI Wilayah IV* (Vol. 18). https://journal.fkom.uniku.ac.id/ilkom
- Rosyada, I. A., & Utari, D. T. (2024). Penerapan Principal Component Analysis untuk Reduksi Variabel pada Algoritma K-Means Clustering. *Jambura J. Probab. Stat*, 5(1), 6–13. https://doi.org/10.34312/jjps.v5i1.18733
- Roza, E. (2017). Aksara Arab-Melayu di Nusantara dan Sumbangsihnya dalam Pengembangan Khazanah Intelektual. *TSAQAFAH*, *13*(1), 177. https://doi.org/10.21111/tsaqafah.v13i1.982
- Sarker, I. H. (2021). Deep Learning: A Comprehensive Overview on Techniques,
 Taxonomy, Applications and Research Directions. In *SN Computer Science* (Vol. 2, Issue 6). Springer. https://doi.org/10.1007/s42979-021-00815-1

- Simon, P., & Uma, V. (2020). Deep Learning based Feature Extraction for Texture Classification. *Procedia Computer Science*, 171, 1680–1687. https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.04.180
- Song, H. (2024). Bird image classification based on improved ResNet-152 image classification model. *Applied and Computational Engineering*, *54*(1), 206–212. https://doi.org/10.54254/2755-2721/54/20241530
- Turnip, A., Fadillah, N., & Munawir. (2023). Pengenalan Tulisan Tangan Karakter Aksara Batak Toba dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *JEPIN (Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika)*, 242–252.
- Willian, S., Rochadiani, T. H., & Sofian, T. (2023). Design of Batak Toba Script Recognition System Using Convolutional Neural Network Algorithm. *Sinkron*, 8(3), 1609–1618. https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i3.12617
- Xin, Y., Kong, L., Liu, Z., Chen, Y., Li, Y., Zhu, H., Gao, M., Hou, H., & Wang, C. (2018). Machine Learning and Deep Learning Methods for Cybersecurity. *IEEE Access*, 6, 35365–35381. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2836950

LAMPIRAN

Lampiran A Listing Program model.ipynb

import tensorflow as tf

from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator

from sklearn.svm import SVC

from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report, confusion_matrix

from sklearn.model_selection import train_test_split

import numpy as np

import matplotlib.pyplot as plt

import os

import seaborn as sns

from sklearn.metrics import ConfusionMatrixDisplay

import joblib

from sklearn.decomposition import PCA

from google.colab import drive

drive.mount('/content/drive')

def imageGenerator(train_dir, val_dir, test_dir):

train_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255,

rotation_range=15,

width_shift_range=0.1,

height_shift_range=0.1,

shear_range=0.1,

zoom_range=0.1,

fill_mode='nearest')

```
val_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)
 test_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)
 train_generator = train_datagen.flow_from_directory(train_dir,
                                target_size=image_size,
                                batch_size=batch_size,
                                class_mode='categorical')
 val_generator = val_datagen.flow_from_directory(val_dir,
                              target_size=image_size,
                              batch_size=batch_size,
                              class_mode='categorical')
 test_generator = test_datagen.flow_from_directory(test_dir,
                                target_size=image_size,
                                batch_size=batch_size,
                                class_mode='categorical',
                                shuffle=False)
 return train_generator, val_generator, test_generator
def extract_features(generator, model):
  features = []
  labels = []
  for inputs_batch, labels_batch in generator:
    features_batch = model.predict(inputs_batch)
    features.append(features_batch)
    labels.append(labels_batch)
```

```
if len(features) * batch_size >= generator.n:
       break
  return np.concatenate(features), np.concatenate(labels)
def model(input_shape):
 resnet50_base = tf.keras.applications.ResNet50(weights='imagenet',
include_top=False, input_shape=input_shape)
 for layer in resnet50_base.layers:
  layer.trainable = False
 x = resnet50_base.output
 x = tf.keras.layers.BatchNormalization()(x)
 x = tf.keras.layers.Dense(256, activation='relu',
kernel_regularizer=tf.keras.regularizers.12(0.05))(x)
 x = tf.keras.layers.Dropout(0.5)(x)
 model = tf.keras.Model(inputs=resnet50_base.input, outputs=x)
 return model
def features_extraction(model, train_generator, val_generator, test_generator,
n_components=0.95):
 # ekstrak fitur dari gambar menggunakan model cnn
 print('Extracting Features from training...')
 train_features, train_labels = extract_features(train_generator, model)
 print('Extracting Features from validation...')
 val_features, val_labels = extract_features(val_generator, model)
 print('Extracting Features from testing...')
 test_features, test_labels = extract_features(test_generator, model)
 # Flatten Fitur yang sudah di ekstrak
 train_features_flat = train_features.reshape(train_features.shape[0], -1)
 val_features_flat = val_features.reshape(val_features.shape[0], -1)
 test_features_flat = test_features.reshape(test_features.shape[0], -1)
 print("Applying PCA to reduce feature dimensions...")
 pca = PCA(n_components=n_components)
 train_features_pca = pca.fit_transform(train_features_flat)
```

```
val_features_pca = pca.transform(val_features_flat)
 test_features_pca = pca.transform(test_features_flat)
 # One-Hot Encoding ke label asli
 train_labels_flat = np.argmax(train_labels, axis=1)
 val_labels_flat = np.argmax(val_labels, axis=1)
 test_labels_flat = np.argmax(test_labels, axis=1)
 return train_features_pca, train_labels_flat, val_features_pca, val_labels_flat,
test_features_pca, test_labels_flat, pca
def training_svm(features_flat, labels_flat):
 print("Training SVM using CNN features...")
 svm_model = SVC(kernel='linear', probability=True)
 svm_model.fit(features_flat, labels_flat)
 return svm model
def evaluate_model(model, val_features, val_labels):
 print("Evaluating Model...")
 val_predictions = model.predict(val_features)
 val_accuracy = accuracy_score(val_labels, val_predictions)
 print(f'Accuracy for Training CNN-SVM: {val_accuracy}')
 return val_predictions
def report(labels, predictions):
 print("Confusion Matrix:")
 cm = confusion_matrix(labels, predictions)
 class_labels = list(train_generator.class_indices.keys())
 # Membuat heatmap confusion matrix
 plt.figure(figsize=(12, 10))
 sns.heatmap(cm, annot=True, fmt='d', cmap='Blues', xticklabels=class_labels,
yticklabels=class_labels)
 plt.title('Confusion Matrix - CNN-SVM model')
 plt.xlabel('Predicted Labels')
 plt.ylabel('True Labels')
 plt.show()
```

```
print("Classification Report:")
 print(classification_report(labels, predictions))
def testing_model(model, feature, labels):
 print("Testing Model...")
 test_predictions = model.predict(feature)
 test_accuracy = accuracy_score(labels, test_predictions)
 print(f'Accuracy for Testing CNN-SVM: {test_accuracy}')
 return test_predictions
# Simpan model PCA, CNN, dan SVM
def save_model(cnn, svm, pca, classes, suku):
  %cd/content/drive/MyDrive/Skripsi/dataset/Skenario3/model/{suku}/pca
  print("Saving Model...")
  svm_model_file = f'{suku}-svm-model.pkl'
  joblib.dump(svm, svm_model_file)
  print(f'{svm_model_file} Saved...')
  pca_model_file = f'{suku}-pca-model.pkl'
  joblib.dump(pca, pca_model_file)
  print(f'{pca_model_file}) Saved...'
  cnn_model_file = f'{suku}-cnn-model.h5'
  cnn.save(cnn_model_file)
  print(f'{cnn_model_file} Saved...')
  classes_file = f'{suku}-classes.pkl'
  joblib.dump(classes, classes_file)
  print(f'{classes_file} Saved...')
  print("Model Save Finished!...")
```

Lampiran B Listing Program app.py from flask import Flask, request, jsonify, render_template import base64 import joblib import numpy as np from tensorflow.keras.models import load_model from tensorflow.keras.preprocessing.image import img_to_array from PIL import Image from io import BytesIO app = Flask(__name__) # Load Model untuk setiap suku batak $models = {$ "toba": { "cnn": load model('models/Toba-cnn-model.h5'), "svm": joblib.load('models/Toba-svm-model.pkl'), "pca": joblib.load('models/Toba-pca-model.pkl'), "classes": joblib.load('models/Toba-classes.pkl') },

"cnn": load_model('models/Simalungun-cnn-model.h5'),

"svm": joblib.load('models/Simalungun-svm-model.pkl'),

"pca": joblib.load('models/Simalungun-pca-model.pkl'),

"classes": joblib.load('models/Simalungun-classes.pkl')

"simalungun": {

},

```
"karo": {
    "cnn": load_model('models/Karo-cnn-model.h5'),
    "svm": joblib.load('models/Karo-svm-model.pkl'),
    "pca": joblib.load('models/Karo-pca-model.pkl'),
    "classes": joblib.load('models/Karo-classes.pkl')
  },
  "pakpak": {
    "cnn": load_model('models/Pakpak-cnn-model.h5'),
    "svm": joblib.load('models/Pakpak-svm-model.pkl'),
    "pca": joblib.load('models/Pakpak-pca-model.pkl'),
    "classes": joblib.load('models/Pakpak-classes.pkl')
  },
  "mandailing": {
    "cnn": load_model('models/Mandailing-cnn-model.h5'),
    "svm": joblib.load('models/Mandailing-svm-model.pkl'),
    "pca": joblib.load('models/Mandailing-pca-model.pkl'),
    "classes": joblib.load('models/Mandailing-classes.pkl')
  },
# Fungsi untuk Preprocessing gambar dari canvas
def preprocess_image(image):
  image = image.resize((200, 200))
  image = img_to_array(image)
  print(image)
```

}

```
image = np.expand_dims(image, axis=0)
  print(image)
  image = image / 255.0
  print(image)
  return image
# Fungsi untuk mengekstrak fitur dari gambar menggunakan model yang dipilih
def extract_features(cnn_model, image):
  features = cnn_model.predict(image)
  print(features)
  features = features.reshape(1, -1)
  return features
# Generate template website
@app.route('/')
def index():
  return render_template('index.html')
@app.route('/predict', methods=['POST'])
def predict():
  data = request.json
  image_data = data['image']
  # Mendapatkan model yang dipilih dari request
  model_name = request.args.get('model')
  if model_name not in models:
    return jsonify({"error": "Invalid model name"}), 400
```

```
# Load model yang sesuai dari request
selected_model = models[model_name]
cnn_model = selected_model['cnn']
svm_model = selected_model['svm']
pca_model = selected_model['pca']
classes = {v: k for k, v in selected_model['classes'].items()}
# Membaca Data Gambar
image_data = image_data.split(',')[1]
decoded_image = base64.b64decode(image_data)
image = Image.open(BytesIO(decoded_image)).convert('RGB')
# Proses gambar
processed_image = preprocess_image(image)
# Mengekstrak fitur menggunakan model cnn yang sesuai
features = extract_features(cnn_model, processed_image)
print('Extracted Features: ')
print(features.shape)
# Reduksi dimensi fitur dengan PCA
features_reduced = pca_model.transform(features)
print('Reduced Dimensions: ')
print(features_reduced.shape)
# Memprediksi fitur dengan model svm yang sesuai
prediction = svm_model.predict(features_reduced)
print('SVM Prediction: ')
print(prediction.shape)
```