

**IMPLEMENTASI *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS* (CNN)
UNTUK PENGENALAN TULISAN TANGAN HURUF UTAMA DENGAN
ANAK HURUF AKSARA LAMPUNG**

(Skripsi)

Oleh

**WULAN DARI ARITONANG
NPM 2115031107**



**FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2025**

ABSTRAK

IMPLEMENTASI *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS* (CNN) UNTUK PENGENALAN TULISAN TANGAN HURUF UTAMA DENGAN ANAK HURUF AKSARA LAMPUNG

Oleh

WULAN DARI ARITONANG

Aksara Lampung merupakan salah satu warisan budaya Indonesia yang memiliki keunikan dalam struktur huruf utama dan anak hurufnya. Namun, upaya pelestarian aksara ini masih menghadapi tantangan, khususnya dalam hal pengenalan tulisan tangan salah satunya akibat variasi bentuk dan gaya penulisan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pengenalan tulisan tangan huruf utama dan anak huruf aksara Lampung menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Proses dimulai dengan pengumpulan data dari 60 responden yang dibagi menjadi data set latih dan data set uji, dilanjutkan dengan tahapan *preprocessing* meliputi *binerisasi*, *slicing*, *inverting*, *cropping*, dan *resizing* terhadap citra aksara. Arsitektur CNN yang digunakan terdiri dari lima lapisan konvolusi untuk mengekstraksi fitur, diikuti oleh lapisan *fully connected* untuk klasifikasi. Evaluasi kinerja dilakukan berdasarkan akurasi dan *confusion matrix* terhadap dataset uji. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN mampu mengenali dan mengklasifikasikan aksara Lampung dengan akurasi model meningkat seiring bertambahnya jumlah data latih dan jumlah *epoch*. Pada pengujian dengan 10 set data latih dan 10 set data uji, akurasi berkisar antara 99,570% hingga 99,831% untuk *epoch* 20–100. Sementara itu, pada pengujian dengan 50 set data latih dan 10 set data uji, akurasi meningkat dari 99,933% pada *epoch* 20 hingga mencapai akurasi tertinggi 99,996% pada *epoch* 80. Penelitian ini diharapkan dapat mendukung pelestarian budaya lokal melalui penerapan teknologi pengenalan aksara digital.

Kata kunci: Aksara Lampung, *Convolutional Neural Network* (CNN), pengenalan tulisan tangan, pelestarian budaya, digitalisasi aksara.

ABSTRACT

IMPLEMENTATION OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS (CNN) FOR HANDWRITTEN RECOGNITION OF CAPITAL LETTERS AND SUBSCRIPT CHARACTERS IN LAMPUNG SCRIPT

By

WULAN DARI ARITONANG

Lampung script is one of Indonesia's cultural heritages, distinguished by its unique structure comprising main characters and auxiliary marks. However, efforts to preserve this script still face challenges, particularly in the recognition of handwritten characters due to variations in form and writing style. This study aims to develop a handwriting recognition system for Lampung script covering both main and auxiliary characters—using the Convolutional Neural Network (CNN) method. The process began with data collection from 60 respondents, which were divided into training and testing datasets, followed by preprocessing steps including binarization, slicing, inverting, cropping, and resizing of character images. The CNN architecture employed consists of five convolutional layers for feature extraction, followed by fully connected layers for classification. The model's performance was evaluated based on accuracy and confusion matrix analysis using the test dataset. The results indicate that the CNN model is capable of accurately recognizing and classifying Lampung characters, with model accuracy improving as the size of the training data and the number of epochs increase. In the test using 10 training sets and 10 test sets, the model achieved accuracies ranging from 99.570% to 99.831% for 20 to 100 epochs. Meanwhile, with 50 training sets and 10 test sets, the accuracy increased from 99.933% at epoch 20 to a peak of 99.996% at epoch 80, demonstrating robustness against handwriting variation. This study is expected to contribute to the preservation of local culture through the application of digital script recognition technology.

Keywords: Lampung script, Convolutional Neural Network (CNN), handwriting recognition, cultural heritage, script digitization.

**IMPLEMENTASI *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS* (CNN)
UNTUK PENGENALAN TULISAN TANGAN HURUF UTAMA DENGAN
ANAK HURUF AKSARA LAMPUNG**

Oleh

Wulan Dari Aritonang

Skripsi

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
SARJANA TEKNIK**

Pada

**Jurusan Teknik Elektro
Fakultas Teknik Universitas Lampung**



**FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG**

2025

Judul Skripsi

: **IMPLEMENTASI *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS* (CNN) UNTUK PENGENALAN TULISAN TANGAN HURUF UTAMA DENGAN ANAK HURUF AKSARA LAMPUNG**

Nama Mahasiswa

: **Wulan Dari Aritonang**

Nomor Pokok Mahasiswa : 2115031107

Jurusan

: Teknik Elektro

Fakultas

: Teknik



1. Komisi Pembimbing


Dr. Eng. Helmy Fitriawan, S.T., M.Sc.

NIP. 19750928 200112 1 002



Dr. Eng. F.X Arinto S., S.T., M.T.

NIP. 19691219 199903 1 002


2. Mengetahui

Ketua Jurusan Teknik Elektro

Ketua Program Studi Teknik Elektro


Herlinawati, S.T., M.T.

NIP. 19710314 199903 2 001


Sumadi, S.T., M.T.

NIP. 19731104 200003 1 001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua

: **Dr. Eng. Helmy Fitriawan, S.T., M.Sc.**



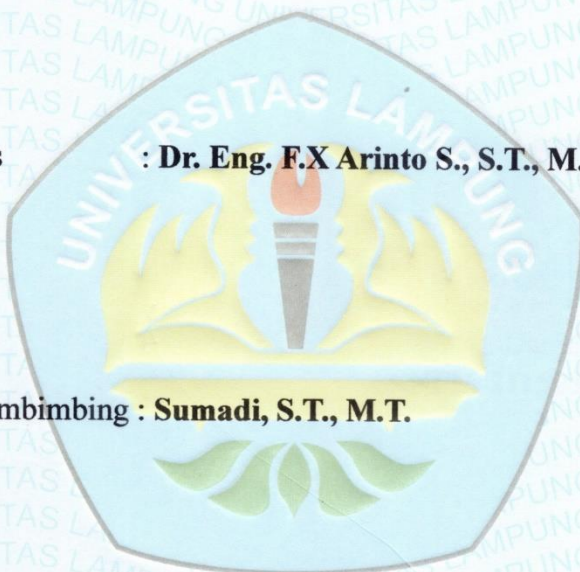
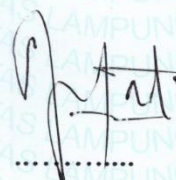
Sekretaris

: **Dr. Eng. F.X Arinto S., S.T., M.T.**



Penguji

Bukan Pembimbing : **Sumadi, S.T., M.T.**



2. Dekan Fakultas Teknik



Dr. Eng. Ir. Helmy Fitriawan, S.T., M.Sc.

NIP. 19750928/200112 1 002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : **21 April 2025**

SURAT PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah dilakukan orang lain dan sepanjang pengetahuan saya tidak terdapat atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali secara tertulis diacu dalam naskah ini sebagaimana yang disebutkan dalam daftar pustaka. Selain itu, saya menyatakan pula bahwa skripsi ini dibuat oleh saya sendiri.

Apabila pernyataan saya tidak benar, maka saya bersedia dikenai sanksi akademik sesuai dengan hukum yang berlaku.

Bandar Lampung, 23 April 2025



Wulan Dari Aritonang
NPM 2115031107

RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan di Minas pada tanggal 28 Juli 2002, sebagai anak keempat dari lima bersaudara, dari pasangan Bapak Harlen Aritonang dan Ibu Masdelina Br Simanjuntak.

Riwayat pendidikan penulis dimulai dari SD Negeri 10 Minas pada tahun 2009 hingga 2015, SMP Negeri 1 Minas pada tahun 2015 hingga 2018, kemudian SMA Negeri 1 Minas pada tahun 2018 hingga 2021. Pada tahun 2021 penulis melanjutkan pendidikan di perguruan tinggi negeri, tepatnya di Universitas Lampung Fakultas Teknik pada Jurusan Teknik Elektro melalui jalur (Seleksi Bersama Masuk Perguruan Tinggi Negeri).

Selama menjadi mahasiswa, penulis tergabung dalam keanggotaan asisten Laboratorium Teknik Kendali dari tahun 2023 dan berkesempatan menjadi asisten praktikum Dasar Sistem Kendali dan Sistem Kendali Lanjut periode 2023 s.d. 2025, serta asisten dosen mata kuliah Agama Kristen pada tahun 2022. Selain itu, penulis juga tergabung dalam organisasi intra kampus Himpunan Mahasiswa Teknik Elektro (HIMATRO) sebagai anggota Departemen Sosial dan Kewirausahaan periode 2022 dan sebagai anggota Departemen Minat dan Bakat periode 2023 hingga 2023. Pada bulan Juli 2024 penulis melaksanakan kerja praktik di PT. Angkasa Pura II Bandara Internasional Soekarno Hatta yang tergabung dalam divisi *Main Power Station II* dan melanjutkan membuat laporan yang berjudul “Pemantauan Indikasi *Overcurrent Relay* Menggunakan *Remote Control Monitoring System (RCMS)* Di Gardu T11 20 kV Bandara Internasional Soekarno Hatta”.

Persembahan



Puji serta Syukur kepada Tuhan Yesus atas kasih dan anugerah-Nya sehingga skripsi ini telah terselesaikan dengan baik

Karya ini kupersembahkan untuk :

Orang tua, Abang, Kakak, Adik dan Sanak Saudara

Yang senantiasa memberikan doa, motivasi, dan semangat. Terimakasih atas didikan dengan penuh kasih sayang dan pengorbanan yang tidak pernah habis-habisnya sampai saat ini.

Pak Dr. Eng. Ir. Helmy Fitriawan, S.T., M.Sc., Pak Dr. Eng. FX Arinto

Setyawan, S.T., M.T., dan Pak Sumadi, S.T., M.T.

Yang sangat berjasa dalam memberikan ilmu serta motivasi dalam penyelesaian skripsi ini, sehingga dapat diselesaikan dengan baik.

Almamaterku Universitas Lampung



Motto

” Serahkanlah hidupmu kepada TUHAN dan percayalah kepada-Nya, dan Ia akan bertindak.”

(Mazmur 37:5)

”God Be The Center, and Giving My Best.”

(FKMK-FT 23G)

” The only way to do great work is to love what you do.”

(Steve Jobs)

“Domba-domba-Ku mendengar suara-Ku, Aku mengenal mereka dan mereka mengikuti Aku.”

(Yohanes 10:27)

SANWACANA

Segala puji syukur penulis panjatkan kehadiran Tuhan Yesus Kristus atas kasih dan anugerah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir yang berjudul **“Implementasi *Convolutional Neural Networks* (CNN) untuk Pengenalan Tulisan Tangan Huruf Utama dengan Anak Huruf Aksara Lampung”** sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik pada Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Lampung.

Pada kesempatan ini, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ibu Prof. Dr. Ir. Lusmeilia Afriani, D.E.A. IPM., ASEAN.Eng., selaku Rektor Universitas Lampung.
2. Bapak Dr. Eng. Ir. Helmy Fitriawan, S.T., M.Sc., selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Lampung dan dosen pembimbing utama yang telah memberikan wadah, bimbingan, dan motivasi kepada penulis disetiap kesempatan dengan baik dan ramah. Ketelitian Bapak dalam membantu memahami materi dan menyempurnakan penulisan, serta kesabaran Bapak dalam menghadapi setiap kesulitan penulis tanpa pernah menunjukkan rasa marah, telah menjadi dukungan yang sangat berarti. Kebaikan dan ilmu yang Bapak berikan tidak hanya membantu penulis memahami materi, tetapi juga menjadi pelajaran berharga yang akan selalu dikenang sepanjang hidup.
3. Ibu Herlinawati, S.T., M.T., selaku Ketua Jurusan Teknik Elektro Universitas Lampung.
4. Bapak Sumadi, S.T., M.T., selaku Ketua Program Studi Teknik Elektro Universitas Lampung dan dosen penguji yang memberikan kritik, masukan, saran serta motivasi dan pandangan kehidupan kepada penulis disetiap kesempatan dengan baik dan ramah.

5. Bapak Dr. Eng. F.X Arinto Setyawan, S.T., M.T., selaku dosen pembimbing kedua yang telah memberikan bimbingan, arahan, kemudahan dan motivasi kepada penulis disetiap kesempatan dengan baik dan ramah. Kesabaran dan ketulusan Bapak dalam membimbing, memberi arahan, serta menyemangati di setiap langkah telah menjadi dorongan besar bagi penulis untuk terus berusaha menyelesaikan tugas ini dengan sebaik- baiknya. Terima kasih telah menjadi dosen yang begitu sabar dan penuh perhatian
6. Bapak Zulmiftah Huda, S.T., M.Eng., selaku dosen pembimbing akademik (PA) yang telah memberikan nasihat, arahan, bimbingan dengan baik dan tulus kepada penulis selama perkuliahan.
7. Bapak dan Ibu Dosen Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Lampung yang telah memberikan pengajaran dan pandangan hidup selama perkuliahan.
8. Staff administrasi Jurusan Teknik Elektro dan Fakultas Teknik Universitas Lampung yang telah membantu penulis dalam hal administrasi.
9. Keluarga Arios; Bapak Harlen Aritonang, Ibu Masdelina Simanjuntak, Erikson Aritonang, S.Pd, Anggi Siadari, S.Pd, Erwin Saputra Aritonang, S.P, C.Diak.Melati Rotua Aritonang S.Ag, Refalina Aritonang dan Shalom Adriella Aritonang yang senantiasa memberikan dukungan, doa dan motivasi.
10. Segenap Keluarga Besar Laboratorium Teknik Kendali; Ibu Umi atas ilmu dan kerjasamanya selama penulis menjadi asisten laboratorium, Teman-teman asisten Lab Kendali 2021 atas bantuan serta pengalamannya; Wicak, Helmy, Jentrio, Ican, Dimas, Kadafi, Fauzan, dan Dheni.
11. Rekan Tugas akhir; Raden Ayu Farda Bayzura yang telah bersedia menjadi teman sekerja membantu penulis dalam pembuatan Tugas Akhir dan saling bertukar pikiran dan semangat.
12. Segenap Keluarga Besar Angkatan EXCALTO 2021; Adinda Ayu Puspita Ningrum yang telah menjadi sahabat penulis sejak semester awal.
13. Rekan-rekan HIMATRO UNILA serta kakak-kakak dan adik-adik tingkat di Jurusan Teknik Elektro.
14. Segenap Keluarga Besar FKMK-FT yang telah menjadi keluarga dan rekan penulis, serta menjadi wadah dalam melayani Tuhan Yesus Kristus.

15. Semua pihak yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini.

Penulis menyadari masih banyak kekurangan dalam penulisan skripsi ini. Penulis menerima kritik dan saran yang membangun dari semua pihak demi kemajuan bersama. Penulis berharap skripsi ini dapat bermanfaat bagi kita semua.

Bandar Lampung, 2025

Wulan Dari Aritonang

DAFTAR ISI

	Halaman
ABSTRAK	ii
LEMBAR PERSETUJUAN.....	v
LEMBAR PENGESAHAN	vi
SURAT PERNYATAAN	vii
RIWAYAT HIDUP	viii
PERSEMBAHAN.....	ix
MOTTO.....	x
SANWACANA.....	xi
DAFTAR ISI	xiv
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR TABEL	xix
I. PENDAHULUAN	20
1.1 Latar Belakang	20
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Tujuan Penelitian.....	3
1.4 Batasan Masalah.....	3
1.5. Manfaat Penelitian.....	4
1.6. Hipotesis.....	4
1.7. Sistematika Penulisan.....	5
II. TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1. Penelitian Terdahulu	7
2.2. Aksara Lampung	10
2.2.1. Huruf utama atau <i>Kelabai Sukhat</i>	10
2.2.1. Anak Huruf atau Anak Sukhat	11

2.3. Citra Digital.....	13
2.3.1. Citra Berwarna	14
2.3.2. Citra Berskala Keabuan.....	14
2.4. Jaringan Syaraf Tiruan	15
2.5. <i>Deep Learning</i>	16
2.6. <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	17
<i>Convolutional Layer</i>	19
2.6.2. <i>Rectifier Linear Unit (ReLU)</i>	19
2.6.3. <i>Pooling Layer</i>	20
2.6.4. <i>Fully Connected Layer</i>	20
2.7. <i>Confusion Matrix</i>	20
2.8. <i>Python</i>	22
2.8.1. <i>Library OpenCV (Cv2)</i>	23
2.8.2. <i>Numpy</i>	23
III. METODOLOGI PENELITIAN.....	24
3.1. Waktu dan Tempat Penelitian.....	24
3.2. Alat dan Bahan	24
3.2. Diagram Alir Penelitian.....	25
3.2. Pembuatan Sistem	26
3.2.1. <i>Preprocessing</i>	27
3.2.2. Alur Klasifikasi <i>Convolutional Neural Network</i>	31
VI. HASIL DAN PEMBAHASAN	34
4.1. Pengumpulan Data	34
4.2. <i>Pre-processing</i>	35
4.2.1. Binerisasi.....	35
4.2.2. <i>Slicing</i>	37
4.2.3. <i>Inverting</i>	40
4.2.4. <i>Cropping & Resizing</i>	42
4.3. <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	46
4.3.1. <i>Feature Extraction</i>	47
4.3.2. <i>Classification</i>	50
4.3.3. Analisis Arsitektur Model CNN.....	52

4.4. Hasil Pengujian Sistem.....	55
4.4.1. Hasil Pengujian Akurasi & <i>Loss</i> Berdasarkan Perubahan <i>Epoch</i> . ..	55
4.4.2. Hasil Pengujian Perbandingan Akurasi Berdasarkan Jumlah Data..	60
4.4.3. Hasil Pengujian <i>Confusion Matrix</i>	64
4.4.4. Waktu Pengujian Satu Karakter.	65
V. KESIMPULAN DAN SARAN	67
5.1. Kesimpulan.....	67
5.2. Saran.....	68
DAFTAR PUSTAKA.....	69
LAMPIRAN.....	72
Lampiran 1. Citra Latih	73
Lampiran 2. Data Latih	75
Lampiran 3. Hasil Pengujian <i>Confusion matrix</i> dengan 100 Epoch.	76

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Huruf utama atau Kelabai Sukhat aksara Lampung.....	10
Gambar 2.2 Anak huruf yang terletak di atas huruf utama.	11
Gambar 2.3 Anak huruf yang terletak di bawah huruf utama.	12
Gambar 2.4 Anak huruf yang terletak di depan huruf utama.	12
Gambar 2.5 Koordinat citra digital.	14
Gambar 2.6 Citra berwarna.	14
Gambar 2.7 Citra berskala keabuan.	15
Gambar 2.8 Ilustrasi Neuron dengan Model Matematisnya.	15
Gambar 2. 9 Klasifikasi confusion matriks.....	21
Gambar 2.10 Logo software Python.	23
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian.....	25
Gambar 3. 2 Alur Pembuatan Sistem	27
Gambar 3. 3 Proses Pengambilan Data	28
Gambar 3. 4 Proses binerisasi.	29
Gambar 3. 5 Proses <i>slicing</i>	29
Gambar 3. 6 Fungsi dalam operasi <i>opening</i>	28
Gambar 3. 7 Proses <i>fill (hole)</i>	30
Gambar 3. 8 Proses <i>cropping</i>	30
Gambar 3. 9 Proses <i>resize</i>	31
Gambar 3. 10 Proses Konvolusi.....	31
Gambar 3. 11 Hasil Normalisasi ReLu	32
Gambar 3. 12 Proses <i>Max Pooling</i>	32
Gambar 3. 13 Proses <i>Flatten</i>	33

Gambar 4.1 Hasil data angket aksara Lampung.....	34
Gambar 4.2 Hasil anotasi data set.	35
Gambar 4.3 Binerisasi citra.....	36
Gambar 4.4 Proses <i>slicing</i>	40
Gambar 4.5 Proses <i>inverting</i>	42
Gambar 4.6 Proses <i>cropping</i> dan <i>resizing</i>	46
Gambar 4.7 Representasi Arsitektur Model CNN.....	46
Gambar 4.8 Hasil pengujian akurasi & <i>loss</i> 20 epoch	55
Gambar 4.9 Hasil pengujian akurasi & <i>loss</i> 40 <i>epoch</i>	57
Gambar 4.10 Hasil pengujian akurasi & <i>loss</i> 60 <i>epoch</i>	58
Gambar 4.11 Hasil pengujian akurasi & <i>loss</i> 80 <i>epoch</i>	59
Gambar 4.12 Hasil pengujian akurasi & <i>loss</i> 100 <i>epoch</i>	60

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 3.1 Alat dan Bahan	24
Tabel 4.1 Hyperparameter Pada Arsitektur CNN.....	48
Tabel 4.2 Analisis Arsitektur Model CNN	53
Tabel 4. 3 Perhitungan Output CNN	54
Tabel 4.4 Hasil Pengujian Perbandingan Akurasi, Jumlah Data, Dan Waktu	60
Tabel 4.5 Hasil Pengujian Perbandingan Akurasi, Jumlah Data, Dan Waktu	61
Tabel 4.6 Hasil Pengujian Perbandingan Akurasi, Jumlah Data, Dan Waktu	61
Tabel 4.7 Hasil Pengujian Perbandingan Akurasi, Jumlah Data, Dan Waktu	62
Tabel 4.8 Hasil Pengujian Perbandingan Akurasi, Jumlah Data, Dan Waktu	63
Tabel 4.9 Hasil Pengujian Confusion Matrix 100 Epoch (50 Data Set Latih dan	64
Tabel 4. 10 Waktu Pengujian Satu Karakter.....	65

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pengenalan tulisan tangan merupakan salah satu aspek penting dalam pengolahan citra dan pengenalan pola terutama dalam konteks pendidikan dan pelestarian budaya lokal. Indonesia merupakan negara dengan kekayaan budaya yang sangat beragam, dimana setiap daerah memiliki bahasa, adat istiadat, dan sistem tulisan yang unik. Salah satu provinsi yang memiliki kekayaan budaya yang khas adalah Lampung. Di Provinsi Lampung, terdapat aksara lokal yang dikenal dengan nama Aksara Lampung, yang juga disebut Had Lampung atau *KaGaNga* [1]. Aksara ini terdiri dari 20 huruf utama yang ditulis dari kiri ke kanan, dan dilengkapi dengan 12 huruf anak yang dapat ditempatkan di posisi tertentu seperti di atas, dibawah, atau kiri dari huruf utama.

Aksara Lampung sebagai salah satu warisan budaya Indonesia, memiliki karakteristik unik yang perlu dilestarikan dan dikenali. Namun, tantangan muncul ketika pengenalan tulisan tangan khususnya huruf utama dan anak huruf Aksara Lampung masih sangat terbatas. Hal ini berkaitan dengan rendahnya tingkat literasi di kalangan masyarakat dan kurangnya alat bantu untuk memfasilitasi pembelajaran aksara daerah ini. Salah satu tantangan dalam pengenalan tulisan aksara tersebut meliputi variasi dalam bentuk huruf, ukuran, dan gaya penulisan tulisan yang sering kali berbeda tergantung pada gaya penulisan individu yang menyebabkan kesulitan dalam proses pengenalan huruf [2].

Dalam era digital, penting untuk mengembangkan teknologi yang mampu mengenali aksara secara akurat guna menjaga kelestarian dan pemanfaatannya dalam kehidupan sehari-hari. Dalam beberapa tahun terakhir, perkembangan teknologi telah memungkinkan pengenalan karakter dengan tingkat akurasi yang tinggi, terutama melalui penggunaan model pembelajaran mendalam seperti *Convolutional Neural Networks* (CNN). *Convolutional Neural Networks* (CNN) adalah jenis arsitektur jaringan saraf yang dirancang khusus untuk memproses data berbentuk *grid* seperti gambar. CNN dapat mengenali pola dan detail yang kompleks dalam gambar, seperti tepi, tekstur, dan bentuk. Namun, proses pelatihan CNN melibatkan penggunaan dataset besar yang berisi contoh gambar dan label yang sesuai, sehingga model dapat belajar dan menggeneralisasi dari data yang ada [3]. Oleh karena itu perlu dilakukan inovasi mengembangkan metode pengenalan tulisan termasuk untuk aksara yang memiliki karakteristik unik seperti aksara Lampung.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model CNN yang mampu mengenali dan mengklasifikasikan tulisan tangan aksara Lampung dengan akurasi yang tinggi yang meliputi 20 huruf utama beserta dengan 12 anak huruf pada masing masing huruf utama yang terletak di atas, bawah dan kiri huruf utama. Dengan memanfaatkan dataset yang beragam dan teknik augmentasi data, diharapkan model ini dapat beradaptasi dengan variasi gaya tulisan tangan yang ada. Selain itu, hasil dari penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi dalam pengembangan aplikasi pendidikan dan pelestarian budaya aksara Lampung.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, rumusan masalah yang akan dibahas dalam penelitian ini sebagai berikut :

1. Bagaimana proses implementasi *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk pengenalan tulisan tangan huruf utama dengan anak huruf aksara Lampung?

2. Bagaimana tingkat akurasi pengenalan tulisan tangan huruf utama dengan anak huruf aksara Lampung dengan *Convolutional Neural Network* (CNN)?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah diatas, tujuan penelitian dari tugas akhir ini adalah sebagai berikut :

1. Dapat mengukur akurasi pengenalan tulisan tangan huruf utama dengan anak huruf aksara Lampung menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN)
2. Dapat menganalisis tingkat akurasi berdasarkan jumlah data pelatihan tulisan tangan huruf utama dengan anak huruf aksara Lampung dengan *Convolutional Neural Network* (CNN).

1.4 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah pada penelitian ini sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya berfokus pada pengenalan tulisan tangan huruf utama beserta anak huruf aksara Lampung dan tidak akan mencakup bahasa atau aksara lain.
2. Penelitian ini hanya akan menggunakan dataset yang terdiri dari gambar tulisan tangan huruf utama dan anak huruf aksara Lampung, tanpa memasukkan variasi gaya tulisan atau aksara lain yang tidak termasuk dalam huruf utama.
3. Gambar yang digunakan dalam dataset akan memiliki resolusi dan kualitas yang seragam. Pengaruh variasi dalam pencahayaan, resolusi, atau kualitas gambar pada kinerja model tidak akan dieksplorasi secara mendalam.
4. Metode hanya pada penggunaan teknik *Convolutional Neural Network* (CNN) tanpa mempertimbangkan pendekatan atau algoritma konversi lainnya.

1.5. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian tugas akhir ini adalah sebagai berikut.

1. Dengan adanya model pengenalan tulisan tangan aksara Lampung, aksara ini dapat lebih mudah didigitalkan dan disimpan dalam bentuk yang lebih tahan lama.
2. Memperluas aplikasi *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam pengenalan tulisan tangan untuk aksara yang jarang digunakan, memberikan wawasan baru dalam adaptasi dan optimalisasi teknologi ini.
3. Mempermudah proses dokumentasi dan konversi tulisan tangan aksara Lampung ke dalam format digital yang lebih mudah diolah dan dibagikan.
4. Penelitian ini dapat menjadi dasar untuk penelitian lebih lanjut dalam bidang pengenalan tulisan tangan aksara lain atau dalam pengembangan model yang lebih canggih.

1.6. Hipotesis

Hipotesis penelitian ini adalah bahwa model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dirancang khusus untuk mengenali huruf utama aksara Lampung akan mencapai tingkat akurasi yang tinggi dalam pengenalan tulisan tangan. Dengan dataset yang memadai dan preprocessing yang tepat, CNN diharapkan dapat mengenali tulisan tangan aksara Lampung lebih baik dibandingkan metode konvensional, dan mempertahankan kinerja yang baik meskipun ada variasi dalam gaya penulisan. Selain itu, integrasi model CNN ke dalam aplikasi digital akan mempermudah pengguna dalam mengenali dan mempelajari aksara Lampung, sekaligus meningkatkan minat dan kesadaran masyarakat terhadap aksara ini.

1.7. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan yang digunakan pada penelitian tugas akhir ini adalah sebagai berikut.

BAB I. PENDAHULUAN

Bab ini akan dimulai dengan latar belakang yang menjelaskan pentingnya aksara Lampung dalam konteks budaya Indonesia dan tantangan yang dihadapi dalam pengenalan tulisan tangan aksara tersebut. Akan dijelaskan juga peran teknologi, khususnya CNN dalam mengatasi tantangan tersebut. Selanjutnya, rumusan masalah akan mengidentifikasi masalah spesifik yang hendak diselesaikan melalui penelitian ini. Tujuan penelitian akan merinci tujuan yang ingin dicapai, diikuti oleh batasan masalah yang menetapkan fokus dan ruang lingkup penelitian agar jelas. Manfaat penelitian akan menguraikan manfaat dari segi pelestarian budaya, inovasi teknologi, pendidikan, aplikasi praktis, dan penelitian lanjutan. Terakhir, hipotesis akan menyajikan hipotesis penelitian yang diharapkan terbukti melalui pelaksanaan penelitian ini.

BAB II. TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini akan menguraikan aksara Lampung, mencakup sejarah, struktur, dan karakteristiknya, dan mengulas literatur terkait pengenalan aksara dan tulisan tangan aksara Lampung. Kemudian, konsep dasar *Convolutional Neural Network* (CNN), dan cara kerjanya akan dijelaskan dengan menyajikan penelitian terdahulu yang menggunakan metode CNN untuk pengenalan aksara Lampung. Terakhir, bab ini mengenalkan platform *Google Colab*, bahasa pemrograman *Python*, dan beberapa *library* seperti *OpenCV* dan *NumPy* yang relevan untuk pengolahan citra.

BAB III. METODE PENELITIAN

Bab ini akan dimulai dengan penjelasan tentang desain penelitian yang digunakan. Selanjutnya, akan dijelaskan pengumpulan data tulisan tangan

aksara Lampung beserta teknik dan alat yang digunakan untuk pengumpulan data tersebut. Proses *preprocessing* melibatkan konversi huruf utama aksara Lampung ke abjad menggunakan pemrograman *Python*. Keseluruhan sistem akan dijelaskan melalui diagram alir dan diagram blok sistem.

BAB IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini akan membahas data aksara Lampung yang diperoleh dari angket penulisan aksara Lampung yang ditulis secara acak oleh beberapa orang. Penelitian akan mengolah data menggunakan teknik, metode, dan ketentuan yang telah ditetapkan dalam kerangka penelitian. Hasil pengolahan data akan dianalisis dengan mempertimbangkan tujuan penelitian, rumusan masalah, dan batasan masalah sebelumnya. Proses ini dimaksudkan untuk memahami dan menginterpretasikan pola penulisan aksara Lampung sesuai dengan landasan metodologi yang digunakan dalam penelitian.

BAB V. KESIMPULAN DAN SARAN

Bab terakhir ini akan menyajikan kesimpulan yang merangkum temuan utama dari penelitian dan menjawab rumusan masalah berdasarkan hasil penelitian. Saran akan memberikan rekomendasi untuk penelitian lanjutan, perbaikan dan pengembangan lebih lanjut berdasarkan kelemahan yang ditemukan selama penelitian, dan rekomendasi praktis untuk implementasi model CNN dalam pengenalan tulisan tangan aksara Lampung.

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Helmy Fitriawan [4] dalam penelitiannya yang berjudul “*Neural Networks for Lampung Characters Handwritten Recognition*”, Penelitian ini mengembangkan sistem pengenalan karakter tulisan tangan aksara Lampung menggunakan jaringan saraf tiruan dengan metode *backpropagation*. Karena beberapa karakter memiliki kemiripan, pelatihan hierarkis diterapkan untuk meningkatkan akurasi. Data diperoleh dari 50 penulis asli Lampung dan melalui beberapa tahap pra-pemrosesan, seperti binarisasi dan perubahan ukuran gambar. Hasil menunjukkan akurasi pengenalan lebih dari 80% untuk semua karakter, dengan 86,5% untuk karakter dasar dan lebih dari 97% untuk karakter dengan tanda nada, sehingga sistem ini efektif dalam mengenali aksara Lampung secara otomatis.

Eliza Hara [5] dalam penelitiannya yang berjudul "Penggunaan Deteksi Tepi (*Canny*) pada Sistem Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Lampung Berbasis Jaringan Syaraf Tiruan", penelitian ini mengembangkan sistem pengenalan tulisan tangan aksara Lampung menggunakan metode deteksi tepi *Canny* dan jaringan syaraf tiruan *backpropagation*. Sistem terdiri dari perangkat pelatihan perangkat aplikasi untuk menguji dan menerjemahkan aksara Lampung ke dalam bahasa Indonesia. Setelah melalui lima kali pelatihan dan 100 kali pengujian, sistem menunjukkan tingkat kesalahan 22% dalam pengenalan karakter dan 40% dalam penerjemahan kosakata, yang mengindikasikan bahwa metode ini efektif mengenali sebagian besar karakter, meskipun hasilnya belum optimal terutama karena variasi tulisan tangan.

Adhika Aryantio [6] dalam penelitiannya yang berjudul “Pengenalan Aksara Lampung Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan”, penelitian ini mengembangkan sistem pengenalan Aksara Lampung menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) propagasi balik yang dibentuk memiliki 2 jaringan syaraf tiruan yaitu jaringan syaraf tiruan utama dan jaringan syaraf tiruan karakter. Dengan 20 aksara induk dan 23 anak aksara yang membentuk hingga 560 kombinasi suku kata, aplikasi ini melalui tahapan pemindaian citra, pengolahan, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Data latih dan uji terdiri dari berbagai ukuran *font*, dengan hasil akurasi 100% untuk data latih dan 90,8% untuk data uji, menunjukkan bahwa sistem ini efektif dalam mengenali Aksara Lampung.

Stefanus Christian Adi Pradhana [7] dalam penelitiannya yang berjudul “Pengenalan Aksara Jawa dengan Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network* “, penelitian ini mengembangkan sistem pengenalan aksara Jawa tulisan tangan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Dataset terdiri dari 2800 gambar yang kemudian diproses melalui *cropping* dan *resize* sebelum dilatih menggunakan CNN. Dengan arsitektur CNN yang menggunakan beberapa lapisan konvolusi, *pooling*, dan *dropout*, model ini mencapai akurasi 95,35% pada data pelatihan dan 73,60% pada data uji. Meskipun demikian, beberapa aksara seperti "Ka" dan "Ba" sulit dikenali dengan baik karena bentuknya yang serupa. Penelitian ini menunjukkan potensi CNN dalam mengenali aksara Jawa, namun disarankan untuk meningkatkan variasi dan jumlah dataset agar akurasi dapat lebih ditingkatkan.

Ivan Sukma Hanindria [8] dalam penelitiannya yang berjudul “Pengklasifikasian Aksara Jawa Metode *Convolutional Neural Network*”, penelitian ini mengevaluasi penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi aksara Jawa, yang terdiri dari tiga set aksara: Dasar, Pasangan, dan Sandhangan. Penelitian ini menggunakan dataset dengan 20 kelas aksara, masing-masing terdiri dari 108 citra, dan CNN berhasil mencapai akurasi 85% dalam proses pengenalan karakter aksara Jawa, seperti "Ka" dan

"Nya." Model CNN yang dikembangkan menunjukkan performa lebih baik dibandingkan metode *K-Nearest Neighbors* (KNN) yang mencapai akurasi 84.7%.

Nesrine Wagaa [9] dalam penelitiannya yang berjudul "*Improved Arabic Alphabet Characters Classification Using Convolutional Neural Networks (CNN)*", Penelitian ini mengembangkan model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi huruf tulisan tangan Arab dengan menggunakan dua dataset, AHCD dan *Hijja*. Berbagai algoritma optimasi dan teknik augmentasi data, seperti rotasi, pergeseran, *flipping*, *zooming*, dan penambahan *noise*, diterapkan untuk meningkatkan performa dan ketahanan model terhadap keterbatasan data. Teknik *dropout* digunakan untuk mengurangi *overfitting*, dan hasilnya menunjukkan akurasi tinggi, yaitu 98,48% pada dataset AHCD dan 91,24% pada dataset *Hijja*. Penulis juga mengeksplorasi dampak penggabungan dataset yang lebih bersih (AHCD) dengan dataset yang lebih bervariasi dan terdistorsi (*Hijja*), model dapat mencapai performa yang sangat baik dalam mengenali huruf tulisan tangan Arab.





















Gulzar Ahmed [10] dalam penelitiannya yang berjudul "*Recognition of Urdu Handwritten Alphabet Using Convolutional Neural Network (CNN)*", penelitian ini mengembangkan model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengenali huruf tulisan tangan *Urdu*, yang kompleks karena sifat kursif dan variasi bentuk huruf tergantung posisinya. Penelitian ini memperkenalkan dataset baru, *Urdu Handwritten Dataset* (UHDS), yang terdiri dari 38.000 sampel huruf dari individu berusia 12 hingga 25 tahun. Dengan tiga lapisan konvolusi, model ini berhasil mencapai akurasi 98,61%, mengungguli metode sebelumnya dalam pengenalan karakter *Urdu*. Berbagai metrik kinerja seperti *True Positive Rate* dan *F1 Score* juga menunjukkan hasil yang memuaskan, dengan tingkat kesalahan hanya 1,39%. Model ini berpotensi ditingkatkan lebih lanjut dengan pembelajaran transfer dan augmentasi data.

2.2. Aksara Lampung

Aksara merupakan simbol visual yang digunakan untuk mengekspresikan bahasa, yang biasanya ditemukan pada media seperti kertas, batu, kayu, daun, kain, dan lainnya. Aksara menjadi bukti keberadaan peradaban sebelum munculnya bangsa Indonesia. Aksara Lampung dipengaruhi oleh Huruf Pallawa dan Huruf Arab, karena aksara ini berkembang dari sistem aksara Devanagari, khususnya varian yang disebut *Dewdatt Deva Nagari* atau aksara Pallawa dari India Selatan. Huruf utama dalam aksara Lampung, yang dikenal sebagai *kelabai surat*, berbentuk suku kata serupa dengan aksara Jawa *ca-ra-ka*, dan menggunakan tanda baca yang disebut anak huruf, berfungsi mirip dengan tanda fathah dan kasrah dalam aksara Arab. Aksara Lampung terdiri dari 20 huruf dasar, yaitu 'ka', 'ga', 'nga', 'pa', 'ba', 'ma', 'ta', 'na', 'ca', 'ja', 'nya', 'ya', 'a', 'la', 'ra', 'sa', 'wa', 'ha', 'gha'. Atribut tambahan seperti anak huruf, angka, dan tanda baca ditulis dari kiri ke kanan, seperti pada aksara Latin [11].

2.2.1. Huruf utama atau *Kelabai Sukhat*

Huruf utama atau *kelabai sukhat* dalam aksara Lampung terdiri dari 20 huruf. Bentuk huruf utama tersebut diperlihatkan pada Gambar 2.1.

				
KA	GA	NGA	PA	BA
				
MA	TA	DA	NA	CA
				
JA	NYA	YA	A	LA
				
RA	SA	WA	HA	GHA







Gambar 2.1 Huruf utama atau *Kelabai Sukhat* aksara Lampung.

2.2.1. Anak Huruf atau Anak Sukhat

Dalam aksara Lampung terdiri dari 12 anak huruf yang terletak di atas, di bawah dan samping kanan induk huruf.

a. Anak Huruf yang Terletak di Atas Huruf Utama

Anak huruf yang terletak di atas induk huruf terdiri dari 6 (enam) anak huruf seperti diperlihatkan pada Gambar 2.2.

Nama "bunyi"	Simbol
Ulan "i"	
Ulan "e"	
Bicek "e"	
Rejunjung "r"	
Tekelubung "ng"	
Datas "an"	

Gambar 2.2 Anak huruf yang terletak di atas huruf utama.

Berikut adalah rincian dari anak huruf yang terletak di atas huruf utama dalam aksara Lampung:

1. *Ulan* adalah tanda berbentuk setengah lingkaran kecil yang ditempatkan di atas huruf dasar. Terdapat dua jenis ulan: ulan yang menghadap ke atas melambangkan bunyi 'i', sedangkan ulan yang menghadap ke bawah melambangkan bunyi 'e'.
2. *Bicek* merupakan tanda berbentuk garis tegak yang ditempatkan di atas huruf dasar dan melambangkan bunyi 'e'.
3. *Tekelubang* adalah tanda berbentuk garis mendatar, mirip dengan tanda hubung dalam ejaan bahasa Indonesia, yang ditempatkan di atas huruf dasar dan melambangkan bunyi 'ng'.
4. *Rejenjung* adalah tanda berbentuk spiral yang ditempatkan di atas huruf dasar dan melambangkan bunyi 'r'.

5. *Datas* merupakan tanda berbentuk dua garis mendatar, menyerupai simbol sama-dengan, yang ditempatkan di atas huruf dasar dan melambangkan bunyi 'n'.

b. Anak Huruf yang Terletak di Bawah Huruf Induk

Anak huruf yang terletak di bawah induk huruf terdiri dari 3 (tiga) anak huruf seperti diperlihatkan pada Gambar 2.3.

Nama "bunyi"	Simbol
Bicek "o"	-----
Bitan "u"	----- _
Tekelungau "au"	----- u

Gambar 2.3 Anak huruf yang terletak di bawah huruf utama.

Berikut adalah rincian dari anak huruf yang terletak di bawah huruf utama dalam aksara Lampung:

A. *Bitan* merupakan tanda yang terletak di bawah huruf dasar.

Terdapat dua jenis bitan: bitan berbentuk garis pendek mendatar melambangkan bunyi 'u', sedangkan bitan berbentuk garis tegak melambangkan bunyi 'o'.

B. *Tekelungau* adalah tanda berbentuk setengah lingkaran kecil yang ditempatkan di bawah huruf dasar dan melambangkan bunyi 'au'.

c. Anak Huruf yang Terletak di Depan Huruf Induk

Anak huruf yang terletak di depan induk huruf terdiri dari 3 (tiga) anak huruf seperti diperlihatkan pada Gambar 2.4.

Nama "bunyi"	Simbol
Kelengiah "ah"	-----
Tekelingai "ai"	----- s
Nengen	----- f

Gambar 2.4 Anak huruf yang terletak di depan huruf utama.

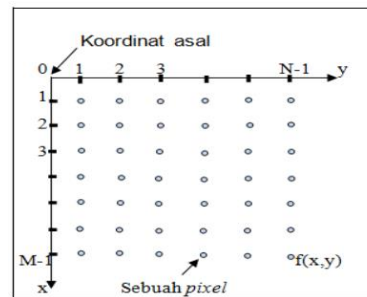
Berikut adalah rincian dari anak huruf yang terletak di depan huruf utama dalam aksara Lampung:

1. *Tekelingai* adalah tanda berbentuk garis tegak yang ditempatkan di depan huruf dasar dan melambangkan bunyi 'ai'.
2. *Keleniah* merupakan tanda berbentuk seperti huruf "ha" kecil yang terletak di depan huruf dasar dan melambangkan bunyi 'h'.
3. *Nengen* adalah tanda berbentuk garis miring yang ditempatkan di depan huruf dasar dan berfungsi mengubah huruf setelahnya menjadi konsonan mati. Namun, untuk melambangkan bunyi 'ng', 'r', 'n', 'y', 'h', atau 'w', *nengen* tidak digunakan. Bunyi-bunyi tersebut diwakili oleh tanda khusus sebagai berikut:
 - Bunyi 'ng' dilambangkan dengan *tekelubang*,
 - Bunyi 'r' dilambangkan dengan *rejenjung*,
 - Bunyi 'n' dilambangkan dengan *datas*,
 - Bunyi 'y' dilambangkan dengan *tekelingai*,
 - Bunyi 'h' dilambangkan dengan *keleniah*,
 - Bunyi 'w' dilambangkan dengan *tekelungau*

2.3. Citra Digital

Citra merupakan representasi, kemiripan, atau tiruan dari suatu objek. Citra sebagai keluaran suatu sistem perekaman data dapat bersifat optik berupa foto, bersifat analog berupa sinyal-sinyal video seperti gambaran pada monitor televisi, atau bersifat digital yang dapat langsung disimpan pada suatu media penyimpanan. Meskipun sebuah citra kaya akan informasi, namun sering kali citra yang dimiliki mengalami penurunan mutu, misalnya mengandung cacat atau *denois* [12]. Citra dapat didefinisikan sebagai fungsi $f(x,y)$ dengan ukuran M baris dan N kolom, dimana x dan y adalah koordinat spasial, sementara amplitudo f pada titik koordinat (x,y) disebut intensitas atau tingkat keabuan citra pada titik tersebut. Jika nilai x , y , dan amplitudo f

terbatas dan diskrit, maka citra tersebut disebut citra digital. Gambar 2.5 menunjukkan posisi koordinat pada citra digital.



Gambar 2.5 Koordinat citra digital.

2.3.1. Citra Berwarna

Citra berwarna atau yang dikenal sebagai citra RGB, adalah jenis citra yang merepresentasikan warna melalui komponen R (merah), G (hijau), dan B (biru). Setiap komponen warna diwakili oleh delapan bit, dengan rentang nilai antara 0 hingga 255 [13]. Dengan demikian, jumlah total warna yang dapat dihasilkan mencapai $255 \times 255 \times 255$ atau 16.581.375 warna. Gambar 2.6 menunjukkan contoh warna R, G, dan B.



Gambar 2.6 Citra berwarna.

2.3.2. Citra Berskala Keabuan

Citra jenis ini memproses gradasi warna hitam dan putih, yang menghasilkan efek warna abu-abu. Pada jenis citra ini, warna diwakili oleh intensitas, dengan rentang nilai antara 0 hingga 255. Nilai 0

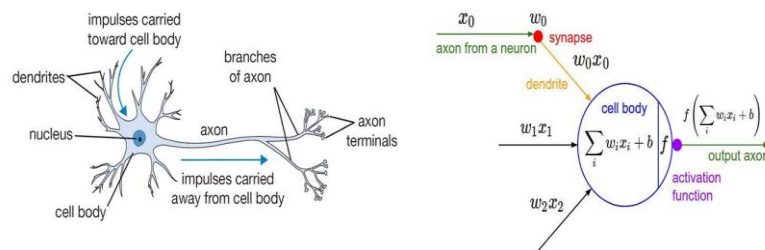
merepresentasikan warna hitam, sementara nilai 255 merepresentasikan warna putih. Gambar 2.6 menunjukkan contoh warna berskala keabuan.



Gambar 2.7 Citra berskala keabuan.

2.4. Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan adalah sistem pemrosesan informasi yang meniru cara kerja jaringan saraf manusia. Jaringan ini dikembangkan sebagai bentuk generalisasi model matematis dari pemahaman manusia (*human cognition*) [13]. Jaringan saraf tiruan terdiri dari sejumlah besar elemen yang melakukan fungsi serupa dengan fungsi biologis neuron yang paling dasar. Elemen-elemen ini terorganisasi mirip dengan struktur anatomi otak. Jaringan saraf tiruan mampu belajar dari pengalaman, melakukan generalisasi berdasarkan contoh yang diperoleh, dan mengabstraksi karakteristik esensial dari *input*, bahkan untuk data yang tampaknya tidak relevan .



Gambar 2.8 Ilustrasi Neuron dengan Model Matematisnya.

Berdasarkan Gambar 2.8 di atas, beberapa karakteristik utama dari Jaringan Saraf Tiruan (JST) meliputi neuron, lapisan, bobot, bias, fungsi aktivasi, pelatihan, dan generalisasi. Neuron berfungsi sebagai komponen utama JST, serupa dengan neuron biologis. JST terdiri dari berbagai lapisan neuron, dimana setiap lapisan menerima *input*, memprosesnya, dan menghasilkan

output. Lapisan *input* merupakan lapisan pertama yang menerima data mentah, lapisan tersembunyi (*hidden layer*) adalah satu atau lebih lapisan di tengah yang memproses data dari lapisan *input*, dan lapisan *output* adalah lapisan terakhir yang menghasilkan hasil akhir atau prediksi [14].

Setiap koneksi antar neuron memiliki bobot yang menunjukkan seberapa besar pengaruh satu neuron terhadap neuron lainnya. Bias adalah nilai tambahan yang membantu menyesuaikan *output* neuron. JST belajar dari data melalui proses pelatihan, biasanya dengan algoritma *backpropagation* yang menyesuaikan bobot dan bias berdasarkan kesalahan antara prediksi JST dan nilai sebenarnya. Generalisasi merujuk pada kemampuan JST untuk membuat prediksi atau keputusan yang akurat pada data baru yang belum pernah dilihat selama pelatihan [15].

2.5. *Deep Learning*

Deep Learning adalah cabang dari *machine learning* yang berfokus pada penggunaan Jaringan Saraf Tiruan (JST) dan dapat dianggap sebagai perkembangan lanjut dari JST. Dalam *deep learning*, komputer mampu melakukan klasifikasi secara langsung dari data seperti gambar atau suara. Salah satu algoritma *deep learning* yang penting adalah *Convolutional Neural Network* (CNN/ConvNet), yang merupakan evolusi dari *Multilayer Perceptron* (MLP) dan dirancang khusus untuk mengolah data dua dimensi, seperti gambar atau suara. CNN memungkinkan pembelajaran langsung dari citra, sehingga mengurangi kebutuhan akan pemrograman manual [16].

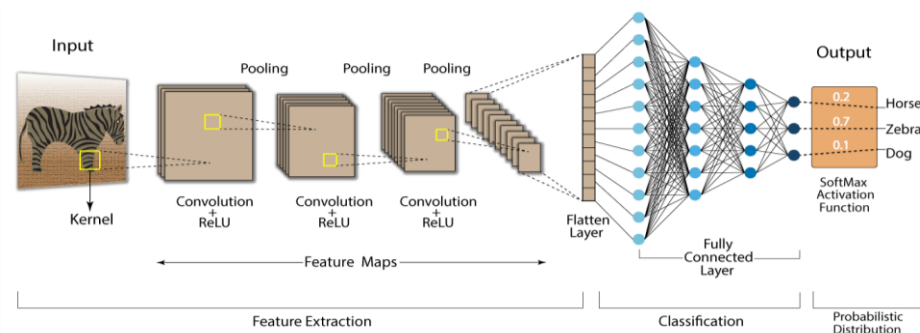
Deep Learning memanfaatkan jaringan saraf buatan dengan banyak lapisan (multi-layer). Jaringan saraf buatan ini dirancang untuk meniru struktur otak manusia, dengan neuron-neuron yang saling terhubung membentuk jaringan neuron yang kompleks. *Deep Learning*, yang juga dikenal sebagai *deep structured learning*, *hierarchical learning*, atau *deep neural learning*, memanfaatkan transformasi *non-linier* ganda dan dapat dianggap sebagai gabungan antara *machine learning* dan *artificial intelligence* (AI) melalui jaringan saraf buatan.

2.6. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan suatu pengembangan dari *Perceptron Berlapis* yaitu *Multilayer Perceptron* (MLP) yang dirancang khusus untuk memproses data dua dimensi. CNN termasuk dalam kategori Jaringan Saraf Dalam (*Deep Neural Network*) karena karakteristiknya yang memiliki kedalaman jaringan yang tinggi dan kompleks [17].

Dalam hal konsep dan mekanisme kerja, CNN memiliki kemiripan dengan MLP. Pada CNN, setiap neuron dipresentasikan dalam bentuk dua dimensi, berbeda dengan MLP yang menggunakan neuron berukuran satu dimensi. Dalam jaringan CNN, data yang dipropagasikan adalah data dua dimensi, sehingga operasi linear dan parameter bobot dalam CNN berbeda dari MLP. Operasi linear dalam CNN dilakukan melalui proses konvolusi, dan bobot dalam CNN berbentuk empat dimensi, yang merupakan kumpulan dari kernel konvolusi. Karena sifat proses konvolusi ini, CNN hanya dapat diterapkan pada data dengan struktur dua dimensi, seperti citra atau sinyal suara [18].

CNN juga menggunakan fungsi aktivasi *non-linear* seperti ReLU (*Rectified Linear Unit*) untuk memperkenalkan non-linearitas ke dalam model, sehingga mampu menangkap hubungan yang lebih kompleks dalam data. CNN sering digunakan dalam berbagai aplikasi seperti pengenalan gambar, deteksi objek, pengenalan suara, dan pemrosesan bahasa alami. Algoritma ini sangat efektif dalam mengklasifikasikan data berlabel menggunakan metode *supervised learning*, dimana model dilatih dengan data *input* dan label yang sesuai untuk belajar membuat prediksi yang akurat pada data baru [19].



Gambar 2.9 Proses *Convolutional Neural Network* (CNN).

Berdasarkan Gambar 2.9 di atas, diketahui bahwa CNN terdiri dari beragam jenis. Arsitektur *convolution neural network* (CNN) tersebut secara garis besar terdiri dari dua komponen, yaitu pengenalan fitur (*feature Extraction*) dan pengelompokan (*classification*). Karakteristik utama dari CNN meliputi lapisan konvolusi, yang menggunakan *filter* untuk memindai data dan menghasilkan peta fitur. Lapisan *pooling* yang mengurangi dimensi peta fitur melalui operasi seperti *max pooling* atau *Average pooling* untuk menurunkan jumlah parameter, komputasi dan lapisan *fully connected*, yang menggabungkan semua fitur yang telah diekstraksi untuk membuat prediksi akhir. Lapisan *feature learning* memiliki empat komponen yaitu *convolutional layer*, *pooling layer*, *Rectifier Linear Unit* (ReLU) *layer*, dan *full-connected layer*, dan lapisan *classification* memiliki tiga komponen lapisan *neural network* yang lengkap. Secara matematis format data citra (*Input/Output*) pada arsitektur ditunjukkan dalam persamaan berikut:

$$Fc = N \times H \times W \times C \quad (2.1)$$

Dimana :

Fc = Format citra CNN

N = Banyaknya data set citra

H = *Height* (Besarnya baris piksel atau tinggi citra)

W = *Weight* (Besarnya nilai kolom piksel atau bobot citra)

C = *Channel*

Adapun perhitungan perubahan nilai *output* data citra CNN disetiap prosesnya dilakukan dengan persamaan sebagai berikut:

$$O = \frac{w - N + 2P}{S} + 1 \quad (2.2)$$

Dimana :

O = *Output*

W = *Tinggi Input*

N = *Tinggi Filter (kernel_size)*

P = *Padding*

S = *Stride*

2.6.1. Convolutional Layer

Convolutional Layer adalah pada *layer* pertama ini adalah terdiri dari beberapa *filter* yang berfungsi untuk menterjemahkan citra digital sebagai proses masukan. *Stride* mengatur seberapa jauh *filter* bergerak, dan *padding* digunakan untuk mempertahankan ukuran *output*. Hasil dari lapisan ini melewati fungsi aktivasi seperti ReLU untuk memperkenalkan non-linearitas. Lapisan ini membantu mendeteksi pola lokal dalam gambar, seperti tepi dan tekstur. Adapun parameter dalam menentukan jumlah dan ukuran pada ekstraksi pada layer konvolusi yaitu pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Parameter *Convolutional Layer*

Parameter	Keterangan
<i>Depth</i>	Kedalaman <i>layer</i> atau jumlah <i>layer</i> konvolusi
<i>Stride</i>	Jumlah pergeseran <i>filter</i> pada <i>layer</i> konvolusi
<i>Zero Padding</i>	Jenis penambahan nol di daerah sekitar <i>input</i> gambar

2.6.2. Rectifier Linear Unit (ReLU)

ReLU adalah *layer* tambahan yang merupakan fungsi matematis, memungkinkan pelatihan yang lebih cepat dan efektif dengan memetakan nilai negatif ke nol dan mempertahankan nilai positif. Proses ini dilakukan karena pada umumnya, nilai intensitas (warna) dalam setiap piksel bernilai 0 atau positif. Berkisar 0 - 1 untuk citra biner dan 0-255 untuk citra *grayscale* dan citra warna (RGB). Secara matematis ReLU dinyatakan sebagai.

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2.3)$$

Dimana:

- Jika nilai *input* (x) negatif, hasilnya akan menjadi nol.
- Jika nilai *input* positif atau nol, hasilnya tetap sama.

2.6.3. *Pooling Layer*

Pooling Layer adalah lapisan yang menggunakan fungsi *Feature Map* sebagai masukan dan mengolahnya dengan berbagai macam operasi statistik berdasarkan nilai piksel terdekat. *Pooling Layer* biasanya disisipkan secara teratur setelah beberapa lapisan konvolusi dimana secara berturut-turut dalam arsitektur model CNN dapat secara progresif mengurangi ukuran volume *output* pada *Feature Map*, sehingga mengurangi jumlah parameter dan perhitungan di jaringan, dan untuk mengendalikan *Overfitting*.

2.6.4. *Fully Connected Layer*

Fully connected layer yaitu lapisan yang mengambil seluruh neuron pada layer sebelumnya (*convolutional layer* dan *max pooling layer*) dan menghubungkannya ke setiap *single neuron* yang ada. Setiap aktivasi dari lapisan sebelumnya perlu diubah menjadi data satu dimensi sebelum dapat dihubungkan ke semua neuron di lapisan *Fully-Connected*. Lapisan *Fully-Connected* biasanya digunakan pada metode *Multi- Lapisan Perceptron* yang bertujuan untuk mengolah data sehingga bisa diklasifikasikan.

2.7. *Confusion Matrix*

Confusion matrix merupakan metode yang sangat penting untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi. Metode ini digunakan untuk mengukur seberapa akurat prediksi yang dihasilkan oleh model dibandingkan dengan label sebenarnya dari data. Dengan demikian, *confusion matrix* tidak hanya memberikan gambaran keseluruhan mengenai akurasi model, tetapi juga memberikan jenis kesalahan yang mungkin terjadi. Pengujian dilaksanakan untuk mengevaluasi model yang dihasilkan dari proses pelatihan sebelumnya. Model tersebut dirancang dengan mempertimbangkan

dataset dan parameter seperti ukuran konvolusi dan jumlah layer. Klasifikasi *confusion matriks* dapat dilihat pada Gambar 2.11.

		Actual	
		Positive	Negative
Predicted	Positive	True Positive	False Positive
	Negative	False Negative	True Negative

Gambar 2. 9 Klasifikasi *confusion matriks*.

- True Positive* (TP) : Jumlah data yang bernilai positif dan diprediksi benar sebagai positif.
- False Positive* (FP) : Jumlah data yang bernilai negatif tetapi diprediksi sebagai positif.
- False Negative* (FN) : Jumlah data yang bernilai positif tetapi diprediksi sebagai negatif.
- True Negative* (TN) : Jumlah data yang bernilai negatif dan diprediksi benar sebagai negatif.

Adapun rumus *confusion matrix* untuk menghitung *Accuracy*, *Precision*, dan *Recall* seperti berikut.

- Accuracy*

Accuracy merupakan metode pengujian berdasarkan tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai aktual.

$$Accuracy = \frac{\Sigma TP + TN}{\Sigma TP + FP + FN + TN} \quad (2.4)$$

Dimana :

TP : *True Positive*

TN : *True Negative*

FP : *False Positive*

FN : *False Negative*

b. *Precision*

Precision adalah peluang kasus yang diprediksi positif yang pada kenyataannya termasuk kasus kategori positif.

$$Precision = \frac{\Sigma TP}{\Sigma TP + FP} \quad (2.5)$$

Dimana :

TP : *True Positive*

FP : *False Positive*

c. *Recall*

Recall adalah peluang kasus dengan kategori positif yang dengan tepat diprediksi positif.

$$Recall = \frac{\Sigma TP}{\Sigma TP + FN} \quad (2.6)$$

Dimana :

TP : *True Positive*

FN : *False Negative*

2.8. *Python*

Python adalah bahasa pemrograman interpretatif yang serbaguna dengan filosofi desain yang menekankan keterbacaan kode. Bahasa ini dikenal karena kemampuannya yang luas dan sintaksisnya yang jelas, dan dilengkapi dengan pustaka standar yang besar dan komprehensif. *Python* didukung oleh komunitas yang luas dan mendukung berbagai paradigma pemrograman, termasuk pemrograman berorientasi objek, pemrograman imperatif, dan pemrograman fungsional. Salah satu fitur penting *Python* adalah sebagai bahasa pemrograman dinamis dengan manajemen memori otomatis. Meskipun sering digunakan sebagai bahasa *script*, *Python* juga digunakan dalam konteks pengembangan perangkat lunak yang lebih luas. *Python* dapat dijalankan pada berbagai platform sistem operasi dan didistribusikan dengan berbagai lisensi [20].



Gambar 2.10 Logo *software Python*.

2.8.1. *Library OpenCV (Cv2)*

OpenCV (Open Source Computer Vision Library) adalah sebuah pustaka *open-source* yang dirancang untuk aplikasi visi komputer dan perangkat lunak pembelajaran mesin. *OpenCV* menyediakan infrastruktur umum untuk aplikasi visi komputer dan mempercepat penerapan teknologi persepsi mesin dalam produk komersial. *OpenCV* dikenal sebagai salah satu metode tercepat dan pustaka yang paling lengkap dalam bidang visi komputer. Pustaka ini juga digunakan untuk mengubah citra dari format RGB menjadi format biner dan melakukan berbagai proses pengolahan citra, termasuk *plotting histogram* dan konversi format citra [21].

2.8.2. *Numpy*

NumPy (Numerical Python) adalah pustaka *Python* yang menyediakan berbagai fungsi untuk komputasi numerik. *NumPy* memungkinkan pembuatan objek *array* berdimensi-N, yaitu sekumpulan variabel dengan tipe data yang sama. Kelebihan utama dari *NumPy* terletak pada kemampuannya untuk mempermudah operasi komputasi pada data, mendukung akses acak, dan menyimpan elemen *array* secara efisien, mengingat setiap elemen *array* merupakan nilai yang independen. Dengan kata lain, *NumPy* adalah pustaka *Python* yang dirancang untuk mendukung komputasi ilmiah dalam bahasa pemrograman tersebut [22].

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Waktu dan Tempat Penelitian

Adapun penelitian ini dilaksanakan di Laboratorium Teknik Elektronika, Laboratorium Terpadu Jurusan Teknik Elektro, Universitas Lampung, dimulai pada bulan Juli 2024 sampai dengan bulan April 2025.

3.2. Alat dan Bahan

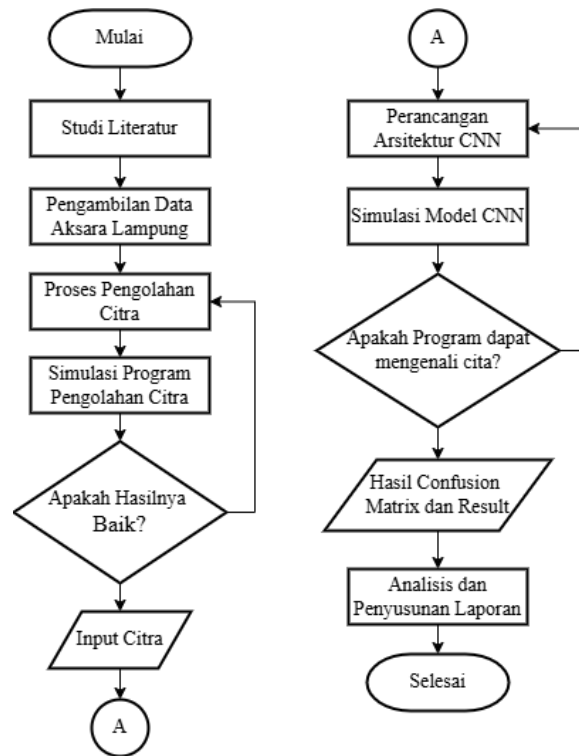
Untuk mendukung penelitian digunakan beberapa alat dan bahan sebagai berikut:

Tabel 3.1 Alat dan Bahan

Alat dan Bahan	Penggunaan
Laptop Asus Notebook, <i>Windows 11</i> , <i>CPU Intel Core i5-1035G1</i> , <i>RAM 4 GB</i>	Sebagai tempat penyusunan program, dan simulasi.
Tablet Lenovo, <i>Intel(R) Core(TM)</i>	Sebagai alat untuk pengambilan data set penelitian.
<i>Software Visual Studio Code</i>	Aplikasi yang digunakan sebagai kode editor.
<i>Software Python</i>	Bahasa pemograman yang digunakan untuk penelitian.

3.2. Diagram Alir Penelitian

Adapun tahapan yang dilakukan pada penelitian ini digambarkan melalui diagram alir pada Gambar 3.1



Gambar 3.1 Diagram alir penelitian.

Proses dimulai dengan langkah awal yaitu studi literatur, dimana penelitian dilakukan untuk memahami metode dan teknik yang digunakan dalam pengenalan aksara. Setelah itu, dilakukan pengambilan data aksara Lampung, yang mencakup proses pengumpulan tulisan tangan aksara yang akan digunakan sebagai dataset dalam pelatihan model. Data yang telah dikumpulkan kemudian masuk ke tahap proses pengolahan citra, yang meliputi berbagai teknik preprocessing.

Selanjutnya, dilakukan simulasi program pengolahan citra untuk menguji apakah metode pengolahan citra yang diterapkan sudah sesuai. Setelah simulasi ini, dilakukan evaluasi terhadap hasil pengolahan citra. Jika hasilnya belum memadai, maka perlu dilakukan perbaikan dan pengolahan ulang. Jika hasilnya baik, maka proses dilanjutkan dengan *input* citra ke dalam sistem. Tahap berikutnya adalah perancangan arsitektur CNN, dimana model CNN dirancang

untuk dapat mengenali dan mengklasifikasikan aksara Lampung. Setelah arsitektur CNN selesai dirancang, model kemudian diuji melalui simulasi model CNN, dimana data yang telah diproses digunakan untuk melatih dan menguji model.

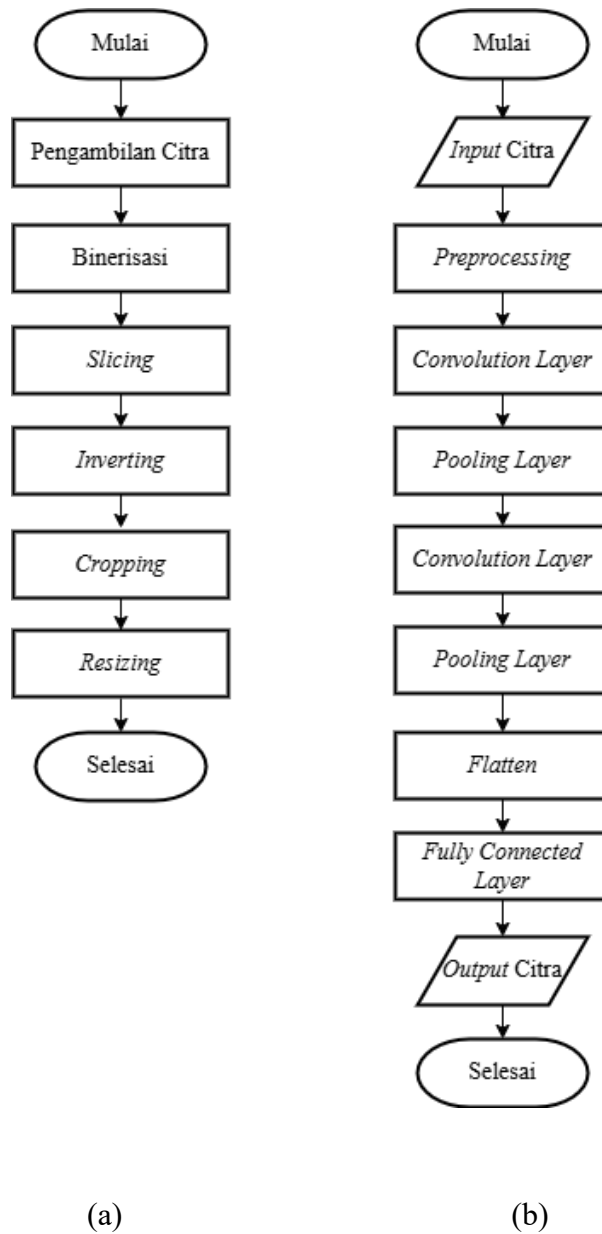
Pada tahap evaluasi model, dilakukan pengecekan terhadap performa CNN dengan menentukan apakah model dapat mengenali citra dengan baik atau tidak. Jika model gagal mengenali citra dengan akurasi yang baik, maka perlu dilakukan perbaikan arsitektur dan pelatihan ulang. Jika model dapat mengenali citra dengan baik, maka hasil dari simulasi ini akan ditampilkan dalam bentuk *confusion matrix* dan hasil pengujian lainnya. Langkah terakhir dalam proses ini adalah analisis hasil dan penyusunan laporan. Setelah laporan selesai disusun, maka proses penelitian dinyatakan selesai.

3.2. Pembuatan Sistem

Proses pembuatan model dalam penelitian ini terdiri dari dua tahap utama, yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian. Pada tahap pertama, yang merupakan tahap pelatihan, data citra yang diperoleh dari himpunan data latih diolah untuk membentuk model pembelajaran mesin menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN). Proses ini bertujuan untuk menghasilkan model yang mampu mengenali pola-pola dari aksara Lampung secara efektif. Melalui pelatihan ini, model belajar untuk mengenali karakteristik unik dari aksara Lampung dengan menganalisis berbagai variabel dan fitur dari data citra yang disediakan.

Tahap kedua, yaitu tahap pengujian, dilakukan setelah model berhasil dibangun. Pada tahap ini, kinerja model diuji dengan menggunakan himpunan data uji, yang terdiri dari citra aksara Lampung yang belum pernah dilihat oleh model selama proses pelatihan. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengevaluasi performa model dalam mengenali aksara Lampung, dan untuk menilai seberapa baik model tersebut dapat menggeneralisasi pola-pola yang telah dipelajarinya pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hasil dari tahap pengujian ini akan memberikan gambaran mengenai tingkat akurasi dan keandalan model dalam tugas klasifikasi aksara Lampung.

Secara lebih jelas, alur proses klasifikasi yang meliputi tahap pelatihan dan pengujian, dapat dilihat secara visual pada Gambar 3.2.



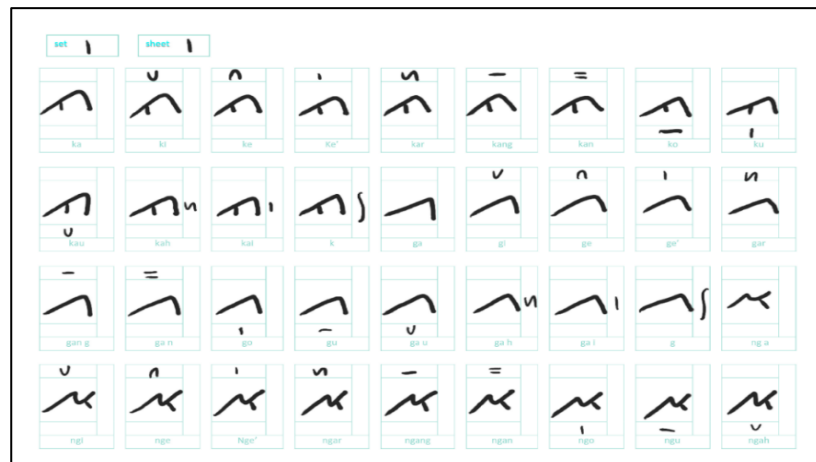
Gambar 3.2 (a) Alur pengolahan citra (b) Alur pembuatan sistem CNN.

3.2.1. *Preprocessing*

Preprocessing dilakukan untuk memodifikasi dan menyesuaikan citra dari dataset yang ada, guna mempermudah dan meningkatkan efisiensi pengolahan selama fase pelatihan model.

a. Pengambilan Citra

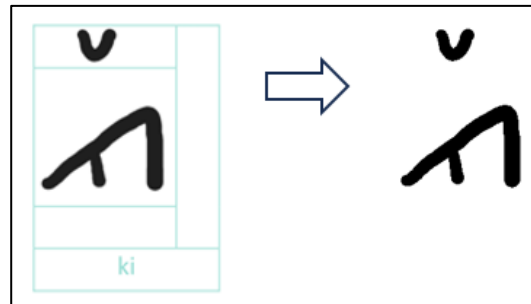
Citra diambil dengan melakukan pemindaian pada angket yang telah diisi dengan aksara Lampung oleh 60 responden yang berbeda. Proses pemindaian dilakukan menggunakan perangkat komputasi portabel dengan layar sentuh (tablet elektronik) yang ditulis dengan menggunakan pena tablet. Adapun proses pengambilan data citra pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.3



Gambar 3.3 Data citra penelitian.

b. Binerisasi

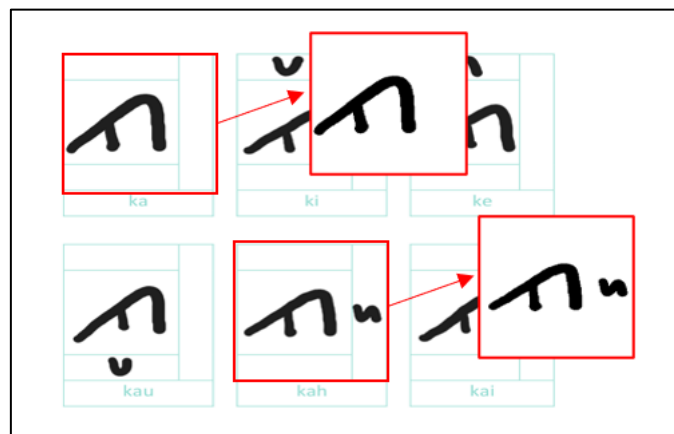
Binerisasi adalah proses transformasi citra berwarna maupun *grayscale* menjadi citra biner dimana setiap piksel hanya memiliki salah satu dari dua nilai, yaitu hitam atau putih. Proses ini melibatkan penetapan ambang batas tertentu, dimana piksel dengan nilai yang melebihi ambang batas akan diklasifikasikan sebagai piksel putih, sementara piksel dengan nilai di bawah ambang batas akan dikategorikan sebagai piksel hitam. Dalam konteks penelitian ini, penerapan binerisasi tidak hanya bertujuan untuk menyederhanakan citra, tetapi juga untuk memfasilitasi penghapusan garis bantu yang terdapat pada formulir data pelatihan, sehingga meningkatkan kualitas dan keakuratan hasil pelatihan model.



Gambar 3.4 Proses binerisasi.

c. *Slicing*

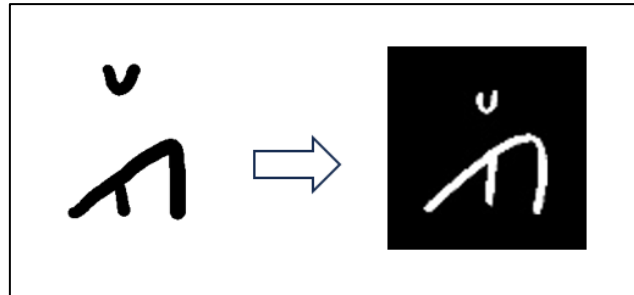
Slicing adalah teknik yang digunakan untuk memotong karakter huruf utama dan huruf anak pada citra, dengan tujuan memperoleh informasi yang spesifik dan relevan dari citra tersebut. Teknik ini melibatkan pemisahan karakter pada area tertentu dari citra huruf, yang memungkinkan proses ekstraksi menjadi lebih efisien. Dengan demikian, *slicing* memfasilitasi identifikasi dan pemisahan yang jelas antara karakter huruf utama dan huruf anak, sehingga mendukung pengolahan data lebih lanjut dengan akurasi yang lebih tinggi. Berikut ditunjukkan gambar dari proses *slicing* pada Gambar 3.5

Gambar 3.5 Proses *slicing*.

d. *Inverting*

Inverting adalah proses membalik warna atau meningkatkan kontras fitur agar lebih mudah dikenali oleh model seperti CNN. Dalam konteks pengenalan tulisan tangan, *inverting* dapat membantu

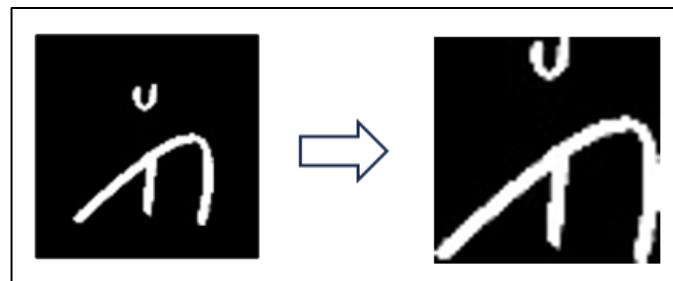
membedakan antara huruf utama dan anak huruf dengan mengubah latar belakang atau pola fitur selama ekstraksi. Berikut ditunjukkan gambar dari proses *inverting* pada Gambar 3.6



Gambar 3.6 Proses *inverting*.

e. *Cropping*

Cropping digunakan untuk menghasilkan citra yang hanya memuat satu karakter, sementara karakter-karakter lainnya dihilangkan dari citra tersebut. Berikut ditunjukkan gambar dari proses *cropping* pada Gambar 3.7



Gambar 3.7 Proses *cropping*.

f. *Resizing*

Proses *resize* adalah suatu proses untuk mengoptimalkan hasil citra yang semulanya memiliki ukuran yang besar. Proses *resize* ini melibatkan perubahan ukuran citra menjadi 52x52 piksel. Pengurangan ukuran citra bertujuan untuk mempermudah pengolahan data, khususnya dalam langkah *template matching* yang menggunakan *OpenCV*. Implementasi tahapan *resize* ini akan dilakukan menggunakan pemrograman *Python* di lingkungan *Google Colab*, dimana akan dilakukan *import library OpenCV* secara

bersamaan untuk memastikan integrasi dan kinerja yang optimal dalam pengolahan citra. Berikut ditunjukkan gambar dari proses *resize* pada Gambar 3.8.

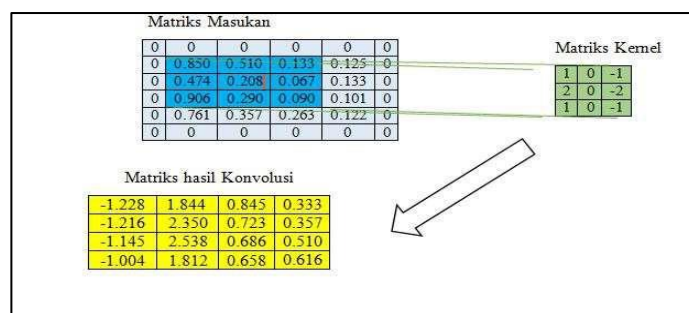


Gambar 3.8 Proses *resize*

3.2.2. Alur Klasifikasi *Convolutional Neural Network*

Klasifikasi dengan metode *convolutional neural network* dilakukan dengan melakukan pelatihan terlebih dahulu sesuai dengan arsitektur dari CNN pada Gambar 2.1. Masukan untuk model ini berupa citra data latih dengan ukuran $52 * 52$ yang telah dilakukan *grayscale*. Selanjutnya citra akan memasuki tahapan *feature learning* yang terdiri dari layer konvolusi dan *layer pooling*. Selanjutnya akan citra akan memasuki *layer fully connected layer* dengan dropout dimana pada layer ini akan dilakukan proses klasifikasi.

1. Konvolusi



Gambar 3.9 Proses konvolusi

Pada layer konvolusi dilakukan proses konvolusi yang bertujuan untuk melakukan *filter* terhadap matriks masukan. Kemudian agar semua matriks dapat di konvolusi dan ukurannya tetap maka dilakukan *zero padding*. Konvolusi dilakukan dengan

menggunakan matriks ukuran 3×3 . Keluaran dari layer konvolusi ini akan menjadi masukan pada *layer pooling*.

Hasil konvolusi memiliki nilai negatif yang dihasilkan sehingga perlu dilakukan perhitungan untuk normalisasi nilai untuk menghilangkan nilai negatif tersebut. Pada penelitian ini akan pendekatan yaitu fungsi aktivasi ReLU. Fungsi aktivasi ReLU akan merubah index yang bernilai negative menjadi 0. Fungsi aktivasi ReLU digunakan karena fungsi aktivasi ini banyak digunakan pada penelitian menggunakan *convolution neural network* sebelumnya dan mendapat performa yang baik. Hasil dari fungsi aktivasi ReLU terhadap hasil konvolusi adalah sebagai berikut.

Matriks masukan				ReLU	Matriks setelah ReLU			
-1.228	1.844	0.845	0.333	→	0	1.844	0.845	0.333
-1.216	2.350	0.723	0.357		0	2.350	0.723	0.357
-1.145	2.538	0.686	0.510		0	2.538	0.686	0.510
-1.004	1.812	0.658	0.616		0	1.812	0.658	0.616

Gambar 3.10 Hasil Normalisasi ReLu

2. Max Pooling

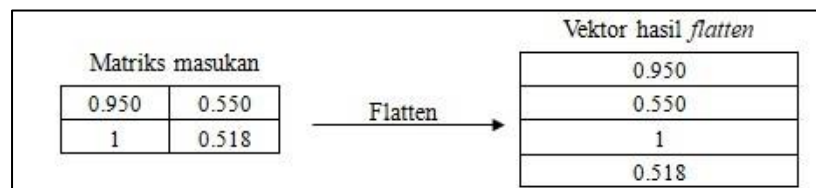
Pada *max pooling* dilakukan proses untuk mengurangi ukuran citra agar membuat proses *feature map* menjadi lebih cepat. Penelitian ini menggunakan *pooling* dengan matriks 2×2 dengan *stride* sebesar 2. Jadi, *pooling* akan bergeser sebanyak 2 indeks dan mencari nilai terbesar dari *pooling* atau bisa disebut dengan istilah *max pooling*. Proses *pooling* dapat dilihat pada Gambar 3.7.

Matriks masukan				Max Pooling	Matriks hasil pooling	
0	0.816	0.550	0.414	→	0.950	0.550
0.003	0.950	0.518	0.421		1	0.508
0.022	1	0.508	0.461			
0.059	0.807	0.501	0.490			

Gambar 3.11 Proses Max Pooling

3. *Flatten*

Hasil dari proses konvolusi dan *max pooling* dari proses sebelumnya akan di *flatten*. *Flatten* merupakan proses untuk mengubah sebuah matriks menjadi vektor. Proses *flatten* dilakukan untuk menyesuaikan format masukan agar sesuai dengan format masukan pada *neural network*. Keluaran dari *flatten* selanjutnya akan masuk ke dalam *fully connected layer* untuk dilakukan klasifikasi.



Gambar 3.12 Proses *Flatten*

4. *Fully Connected Layer* dengan *dropout*

Layer yang digunakan pada model yang dibangun berjumlah 5 *layer* dimana masing-masing hidden layer memiliki 512 neurons. Akan tetapi, model *fully connected layer* kemungkinan akan menimbulkan *overfitting*. Oleh karena itu, diterapkan *dropout* pada model ini untuk mengurangi hal tersebut. *Dropout* nantinya akan melakukan pemilihan neuron secara acak dari tiap *layer* yang ada untuk dinonaktifkan sehingga pada perhitungan *layer* tidak terlalu banyak *weight* dan neuron yang terlibat. Hal itu dilakukan untuk mengurangi kemungkinan terjadi *overfitting*.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai implementasi *Convolutional Neural Networks* (CNN) untuk pengenalan tulisan tangan huruf utama dengan anak huruf aksara Lampung, dapat disimpulkan bahwa:

1. Analisis akurasi menunjukkan bahwa model CNN mampu mengenali tulisan tangan huruf utama dan anak huruf aksara Lampung dengan akurasi tinggi. Model mencapai akurasi maksimum 99,996% pada 50 set data latih dengan *epoch* 80. Namun, setelah *epoch* 80, peningkatan *epoch* tidak memberikan peningkatan akurasi yang signifikan, bahkan terjadi sedikit penurunan akurasi pada *epoch* 100. Selain itu, evaluasi menggunakan *confusion matrix* menunjukkan bahwa model dapat mengklasifikasikan aksara dengan baik, meskipun terdapat sedikit variasi pada uji akurasi akibat kemiripan bentuk aksara dan perbedaan gaya tulisan
2. Penelitian ini berhasil mengimplementasikan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk pengenalan tulisan tangan huruf utama dengan anak huruf aksara Lampung. Hasil pengujian menunjukkan bahwa akurasi model meningkat seiring bertambahnya jumlah data latih dan jumlah *epoch*. Pada pengujian dengan 10 set data latih dan 10 set data uji, akurasi berkisar antara 99,570% hingga 99,831% untuk *epoch* 20–100. Sementara itu, pada pengujian dengan 50 set data latih dan 10 set data uji, akurasi meningkat dari 99,933% pada *epoch* 20 hingga mencapai akurasi tertinggi 99,996% pada *epoch* 80.

5.2. Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan terdapat beberapa hal yang dapat diperhatikan untuk pengembangan lebih lanjut dalam pengenalan tulisan tangan huruf utama dengan anak huruf aksara Lampung. Berikut beberapa saran yang dapat dipertimbangkan:

1. Untuk meningkatkan akurasi model CNN, disarankan agar dataset diperluas agar variasi dalam tulisan tangan akan membantu model lebih mampu mengenali berbagai gaya penulisan aksara Lampung. Selain itu, penggunaan augmentasi data seperti perubahan pencahayaan dan rotasi agar dapat meningkatkan ketahanan model terhadap variasi tulisan tangan di dunia nyata.
2. Agar penelitian ini dapat lebih bermanfaat, model yang dikembangkan dapat diterapkan dalam bentuk aplikasi berbasis *web* atau *mobile*. Aplikasi ini dapat digunakan sebagai alat bantu pembelajaran aksara Lampung bagi masyarakat umum, pelajar, atau peneliti.