

**IMPLEMENTASI *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN) UNTUK
PENGENALAN TULISAN TANGAN HURUF UTAMA AKSARA
LAMPUNG**

(Skripsi)

Oleh :

RADEN AYU FARDA BAYZURA

NPM. 2115031050



JURUSAN TEKNIK ELEKTRO

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS LAMPUNG

2025

**IMPLEMENTASI *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN) UNTUK
PENGENALAN TULISAN TANGAN HURUF UTAMA AKSARA
LAMPUNG**

Oleh :

RADEN AYU FARDA BAYZURA

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**

ABSTRAK

IMPLEMENTASI *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN) UNTUK PENGENALAN TULISAN TANGAN HURUF UTAMA AKSARA LAMPUNG

Oleh

RADEN AYU FARDA BAYZURA

Aksara Lampung merupakan salah satu warisan budaya Indonesia yang semakin jarang digunakan. Untuk membantu pelestariannya, diperlukan sistem pengenalan tulisan tangan berbasis teknologi yang dapat mempermudah digitalisasi aksara ini. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model pengenalan tulisan tangan huruf utama Aksara Lampung menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). Model CNN dirancang dengan beberapa tahapan, termasuk pengumpulan data tulisan tangan, *pre-processing* (binerisasi, *slicing*, *inverting*, *cropping*, dan *resizing*), serta pelatihan dan evaluasi model menggunakan metode *deep learning*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN yang dikembangkan mampu mengenali tulisan tangan huruf utama Aksara Lampung dengan akurasi yang cukup tinggi. Faktor-faktor seperti jumlah data latih dan jumlah epoch berpengaruh signifikan terhadap performa model. Dengan jumlah data latih yaitu 13,000 citra dan parameter yang dioptimalkan, model ini berhasil meningkatkan akurasi mendekati 99,99% pengenalan aksara. Implementasi model ini diharapkan dapat menjadi langkah awal dalam digitalisasi dan pelestarian Aksara Lampung, serta dapat dikembangkan lebih lanjut untuk mengenali variasi tulisan tangan yang lebih luas.

Kata kunci : Aksara Lampung, *Convolutional Neural Network*, pengenalan tulisan tangan

ABSTRACT

IMPLEMENTATION OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) FOR HANDWRITING RECOGNITION OF MAIN LETTERS OF LAMPUNG SCRIPT

By

RADEN AYU FARDA BAYZURA

Lampung script is one of Indonesia's cultural heritages that is increasingly rarely used. To help preserve it, a technology-based handwriting recognition system is needed that can facilitate the digitization of this script. This research aims to develop a handwriting recognition model for the main letters of Lampung script using Convolutional Neural Network (CNN). The CNN model is designed with several stages, including handwriting data collection, pre-processing (binaryzation, slicing, inverting, cropping, and resizing), and model training and evaluation using deep learning methods. The results show that the developed CNN model is able to recognize the handwritten main letters of Lampung script with a fairly high accuracy. Factors such as the amount of training data and the number of epochs have a significant effect on model performance. With the amount of training data, namely 13,000 images and optimized parameters, this model succeeded in increasing the accuracy close to 99.99% of script recognition. The implementation of this model is expected to be the first step in the digitization and preservation of Lampung Script, and can be further developed to recognize a wider variety of handwriting

Keywords: Lampung script, Convolutional Neural Network, handwriting recognition

Judul Skripsi : **IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK PENGENALAN TULISAN TANGAN HURUF UTAMA AKSARA LAMPUNG**

Nama Mahasiswa : **Raden Ayu Farda Bayzura**

Nomor Pokok Mahasiswa : **2115031050**

Program Studi : **Teknik Elektro**

Fakultas : **Teknik**



1. Komisi Pembimbing

Dr. Eng. Ir. Helmy Fitriawan, S.T., M.Sc.
NIP 19750928 200112 1 002

Sumadi, S.T., M.T.
NIP 19731104 200003 1 001

2. Mengetahui

Ketua Jurusan Teknik Elektro

Ketua Program Studi S1 Teknik Elektro

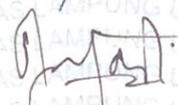
Herlinawati, S.T., M.T.
NIP 19710314 199903 2 001

Sumadi, S.T., M.T.
NIP 19731104 200003 1 001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

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

Sekretaris : Sumadi, S.T., M.T. 

Penguji Utama : Dr. Eng. Ageng Sadnowo R, 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 : 24 April 2025

SURAT PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam skripsi ini yang berjudul “Implementasi *Convolutional Neural Network* (CNN) Untuk Pengenalan Tulisan Tangan Huruf Utama Aksara Lampung” tidak terdapat karya yang pernah dilakukan orang lain dan sepanjang pengetahuan saya tidak terdapat atas diterbitkannya 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, 25 April 2025



Raden Ayu Farda Bayzura
NPM. 2115031050

RIWAYAT HIDUP



Penulis lahir di Sungailiat pada tanggal 23 Oktober 2003. Penulis merupakan anak kedua dari tiga bersaudara dari pasangan Bapak R.M Yasir Riza dan Ibu Romaita.

Penulis lulus Sekolah Dasar di SD Negeri 8 Sungailiat pada tahun 2015, lulus Sekolah Menengah Pertama di SMP Negeri 2 Sungailiat pada tahun 2018, dan lulus Sekolah Menengah Atas di SMA Negeri 1 Sungailiat pada tahun 2021. Penulis diterima di Program Studi Teknik Elektro Universitas Lampung pada tahun 2021 melalui jalur Seleksi Bersama Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SBMPTN).

Selama menjadi mahasiswa, penulis aktif dalam kegiatan organisasi yaitu Himpunan Mahasiswa Teknik Elektro (HIMATRO) sebagai anggota departemen sosial dan kewirausahaan divisi kewirausahaan selama dua periode (2022-2023). Penulis juga pernah aktif dalam organisasi Badan Eksekutif Mahasiswa Fakultas Teknik (BEM FT) sebagai anggota dinas pengembangan strategi dan inovasi (PSDI) pada tahun 2023. Di semester 5 penulis memilih konsentrasi Elektronika dan kendali, dan terpilih menjadi asisten Laboratorium Teknik Elektronika periode 2023-2025. Penulis juga melaksanakan kerja praktik Bandara Internasional Soekarno Hatta (*Injourney Airports PT. Angkasa Pura Indonesia*) periode Juli-Agustus 2024. Perjalanan pendidikan ini mencerminkan komitmen penulis terhadap pengembangan diri, kontribusi dalam bidang teknologi, dan partisipasi aktif dalam kehidupan kampus. Penulis berharap dapat terus berkontribusi dalam meningkatkan kualitas dan eksplorasi di dunia teknologi melalui perjalanan akademis dan kegiatan organisasi yang saya jalani.



PERSEMBAHAN

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Dengan Ridho Allah SWT

Teriring Shalawat kepada Nabi Muhammad SWT

Karya tulis ini ku persembahkan untuk:

Ayah dan Ibuku Tercinta

R.M. Yasir Riza, S.Pd. dan Romaita

Kakak dan Adikku Tersayang

R.M. Zackary Alfath dan R.A. Laxmi Salsabila

Dan seluruh keluarga besarku yang tidak bisa disebutkan satu persatu

Terima kasih untuk semua dukungan dan doa selama ini,

Sehingga aku dapat menyelesaikan hasil karyaku ini.

MOTTO

"Allah tidak membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya."

(QS. Al-Baqarah: 286)

"Sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan."

(QS. Al-Insyirah: 6)

"Life is not the amount of breaths you take, it's the moments that take your breath away."

(Hitch-2005)

"Don't let anyone ever make you feel like you don't deserve what you want."

(10 Things I Hate About You -1999)

"I am the master of my fate, I am the captain of my soul."

(William Ernest Henley – "Invictus")

SANWACANA

Alhamdulillah puji syukur kehadiran Allah SWT atas segala karunia, hidayah, serta inayah-Nya kepada penulis, sehingga laporan skripsi ini yang berjudul **“IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK PENGENALAN TULISAN TANGAN HURUF UTAMA AKSARA LAMPUNG”** dapat selesai tepat pada waktunya. Yang merupakan salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik di Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Lampung. Penulis mendapatkan bantuan pemikiran maupun dorongan moril dari berbagai pihak. Oleh karena itu dalam kesempatan kali ini, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ibu Prof. Dr. Ir. Lusmeilia Afriani, D.E.A., I.P.M., selaku Rektor Universitas Lampung.
2. Bapak Dr. Eng. Ir. Helmy Fitriawan, S.T., M.Sc., selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Lampung sekaligus dosen pembimbing utama, Dengan penuh rasa hormat dan ketulusan, penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada bapak, selaku dosen pembimbing penulis. Terima kasih atas bimbingan, arahan, kesabaran, serta ilmu yang telah Bapak berikan selama proses penyusunan skripsi ini. Dukungan dan masukan yang Bapak berikan sangat berarti dan menjadi motivasi besar bagi penulis untuk terus belajar dan menyelesaikan tugas akhir ini dengan sebaik-baiknya. Penulis sangat menghargai setiap waktu dan perhatian yang Bapak luangkan, meskipun di tengah kesibukan yang luar biasa. Semoga segala kebaikan dan ilmu yang telah Bapak tanamkan menjadi amal jariyah dan membawa keberkahan. Sekali lagi, terima kasih atas segala bimbingan dan dedikasinya.
3. Ibu Herlinawati, S.T., M.T. selaku Ketua Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Lampung.
4. Bapak Sumadi, S.T., M.T. selaku Ketua Program Studi Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Lampung sekaligus dosen pembimbing kedua,

penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya atas arahan dan bimbingan selama penyusunan skripsi ini. Bimbingan yang Bapak berikan telah membantu penulis dalam melihat berbagai sudut pandang, menyempurnakan isi tulisan, dan memperkuat kualitas penelitian ini. Penulis sangat menghargai setiap arahan dan perhatian yang telah Bapak berikan, yang menjadi bagian penting dalam keberhasilan tugas akhir ini. Semoga segala ilmu dan kebaikan yang telah Bapak berikan mendapatkan balasan terbaik dari Tuhan Yang Maha Esa. Terima kasih atas dedikasi dan dukungan Bapak selama proses ini.

5. Bapak Dr. Eng. Ageng Sadnowo R, S.T.,M.T. selaku dosen penguji, penulis mengucapkan terima kasih atas masukan dan arahan dalam proses penyusunan skripsi ini.
6. Bapak Noer Soedjarwanto, IR, M.T. selaku dosen pembimbing akademik, terima kasih atas bimbingan dan dukungan selama proses perkuliahan.
7. Bapak Dr. Eng FX Arinto Setyawan, S.T., M.T. dan Bapak Syaiful Alam,S.T., M.T. selaku kepala Laboratorium Teknik Elektronika, dan Kak Yudi Eka Putra, S.T., M.T. selaku PLP laboratorium Teknik Elektronika, terima kasih karena telah memberikan tempat dan pengalaman berharga menjadi asisten di laboratorium Teknik Elektronika.
8. Seluruh dosen dan staff jurusan Teknik Elektro Universitas Lampung atas ilmu dan jasa yang telah diberikan kepada penulis selama penulis menjalani masa perkuliahan.
9. Keluarga tercinta di rumah, Ayah , Mama , Abang Zacky, dan Adik Salsabila, terima kasih atas perjuangan, dukungan, dan doa atas segala perjuangan, disertai dengan kasih sayang yang tak tergantikan oleh apapun di dunia ini. Doa yang tak pernah putus disertai dengan kasih sayang yang tulus menjadi sumber kekuatan bagi penulis, oleh karena itu penulis selalu merasa beruntung lahir di keluarga ini.
10. Sayla Kayla, Dinda Rahmawati, Raisya Amalyandini, S.Gz., dan Fakhira Nurul yang telah setia menjadi teman yang selalu mendukung, menyemangati, dan menghibur penulis sejak penulis berusia 14 tahun.

11. Keluarga besar di laboratorium Teknik Elektronika, Azra, Steevan, Wildhan, Wahyudi, Esha, Agra, Mahesa, Haqu, Hud, Tsalisa, Rinjani, Gilang, Muklas, Bagas, Bacan, Arief, Hafid, Tegar, Arya, dan Kak Annisa yang selalu memberikan dukungan, semangat, hiburan, dan pertolongan selama penulis menjadi asisten laboratorium Teknik elektronika.
12. Sobat selama perkuliahan Esha Suci, Kezia Immanuela, Atika Lestari, Dina Chairunissa, Yasmin Diina, Arya Nugraha, Reza Pahlevi, dan Ilham Wicak, Terima kasih atas semangat, dukungan, candaan, dan kebersamaan yang telah menjadi bagian tak terlupakan dalam kehidupan kampus penulis. Persahabatan dan perjuangan kita selama masa kuliah adalah kenangan yang sangat berharga. Semoga ikatan ini tetap terjaga meskipun perjalanan kita ke depan akan berbeda arah.
13. Wulan Dari Aritonang selaku teman seperjuangan dalam penulisan skripsi ini, terima kasih telah membantu, menyemangati, dan mendoakan penulis selama Menyusun skripsi ini.
14. Kak Adhiva Nur Fadheela, S.T. dan Kak Anisa Rahmadini, S.T. yang telah menjadi wadah penulis bertanya selama penulisan skripsi ini.
15. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu dan terlibat langsung maupun tidak langsung yang telah membantu penulis dalam pembuatan skripsi.

Semoga Allah SWT membalas semua perbuatan dan kebaikan yang telah diberikan kepada Penulis sampai dengan terselesaikannya Skripsi ini. Penulis menyadari bahwa laporan skripsi ini masih memiliki banyak kekurangan, baik dari segi penyusunan maupun pemilihan kata.

Bandar Lampung, 17 Mei 2025

Penulis,

Raden Ayu Farda Bayzura

DAFTAR ISI

	Halaman
ABSTRAK	iii
ABSTRACT	iv
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	xviii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	3
1.3. Tujuan Penelitian	3
1.4. Batasan Masalah	3
1.5. Manfaat Penelitian	4
1.6. Hipotesis	4
1.7. Sistematika Penulisan	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1. Penelitian Terdahulu	7
2.2. Aksara Lampung	8
2.3. Citra	9
2.4. Jaringan Syaraf Tiruan	11
2.5. Convolutional Neural Network	12
2.5.1 Gambaran Umum CNN	13

2.5.2	<i>Convolutional Layer</i>	14
2.5.3	<i>Rectifier Linear Unit (ReLU)</i>	15
2.5.4	<i>Fully Connected Layer</i>	15
2.6.	<i>Google Colaboratory</i>	15
2.7.	<i>Python</i>	16
2.7.1	<i>Library OpenCV (Cv2)</i>	17
2.7.2	<i>Numpy</i>	17
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		18
3.1	Waktu dan Tempat	18
3.2	Alat dan Bahan	18
3.3	Diagram Alir Penelitian	18
3.4	Pengumpulan Data	20
3.5	Pembuatan Sistem	21
3.5.1	<i>Preprocessing</i>	22
3.5.2	Alur Klasifikasi Convolutinal Neural Network	24
3.6	Confusion Matrix	28
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		30
4.1	Pengambilan Citra	30
4.2	<i>Pre-processing</i>	31
4.2.1	Binerisasi	31
4.2.2	<i>Slicing</i>	32
4.2.3	<i>Inverting</i>	35
4.2.4	<i>Cropping dan Resizing</i>	37
4.3	Arsitektur model CNN	40
4.3.1	<i>Feature Extraction</i>	41
4.3.2	<i>Classification</i>	44
4.3.3	Analisis Arsitektur Model CNN	45
4.4	Pelatihan dan Hasil Pengujian	48
4.4.1	Akurasi dan Loss Berdasarkan Perubahan <i>epochs</i>	48
4.4.2	Akurasi Berdasarkan Perubahan Jumlah Data Latih dan Data Uji	53
4.4.3	<i>Confusion Matrix</i>	57
BAB V KESIMPULAN & SARAN		59

DAFTAR PUSTAKA	61
LAMPIRAN.....	65
Lampiran 1 Perhitungan Confusion Matrix Pada Pelatihan Berdsarkan jumlah Epoch.....	66
Lampiran 2 Nilai Bobot Pada Layer CNN dan Dense Layer	71

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Induk Huruf atau Kelabai Sukhat dalam Aksara Lampung	9
Gambar 2.2 Representasi Citra Digital ‘Lena’	10
Gambar 2.3 Jaringan Syaraf Tiruan	11
Gambar 2.4 Layer CNN	13
Gambar 2.5 Logo <i>Software Python</i>	16
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian	19
Gambar 3.2 Diagram Alir Perancangan Sistem	21
Gambar 3.3 Proses <i>Inverting</i> Citra	23
Gambar 3.4 Proses <i>Fill</i> dan <i>Cropping</i> Citra	24
Gambar 3.5 Proses <i>Resizing</i> Citra	24
Gambar 3.6 Proses Konvolusi	25
Gambar 3.7 Hasil Normalisasi ReLu	25
Gambar 3.8 Proses <i>Max Pooling</i>	26
Gambar 3.9 Proses <i>Flatten</i>	27
Gambar 3.10 <i>Confusion Matrix</i>	28
Gambar 4.1 Data Set Yang Telah Ditulis Denga Aksara	30
Gambar 4.2 Proses Binerisasi	32
Gambar 4.3 Ilustrasi Proses <i>Slicing</i>	35
Gambar 4.4 Hasil Inversi Citra	37
Gambar 4.5 Hasil <i>Cropping</i> dan <i>Resizing</i>	40
Gambar 4.6 Representasi Arsitektur Model CNN	40
Gambar 4.7 Grafik Akurasi dan Loss Pada Pelatihan 20 epochs dengan 50 Set ..	48
Gambar 4.8 Grafik Akurasi dan Loss Pada Pelatihan 40 epochs dengan 50 Set ..	49
Gambar 4.9 Grafik Akurasi dan Loss Pada Pelatihan 60 epochs dengan 50 Set ..	50
Gambar 4.10 Grafik Akurasi dan Loss Pada Pelatihan 80 epochs dengan 50 Set ..	51
Gambar 4.11 Grafik Akurasi dan Loss Pada Pelatihan 80 epochs dengan 50 Set ..	52
Gambar 4.12 <i>Confusion Matrix</i>	58

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Parameter <i>Convolutional Layer</i>	14
Tabel 4. 1 <i>Hyperparameter</i> Pada Arsitektur CNN.....	44
Tabel 4. 2 <i>Output</i> Arsitektur CNN.....	45
Tabel 4. 3 Perhitungan <i>Output</i> CNN.....	46
Tabel 4. 4 Hasil Pengujian 20 <i>Epochs</i>	53
Tabel 4. 5 Hasil Pengujian 40 <i>Epochs</i>	54
Tabel 4. 6 Hasil Pengujian 60 <i>Epochs</i>	54
Tabel 4. 7 Hasil Pengujian 80 <i>Epochs</i>	55
Tabel 4. 8 Hasil Pengujian 80 <i>Epochs</i>	56
Tabel 4. 9 Hasil Pengujian <i>Confusion matrix</i> Data Uji 10 Set.....	57

BAB I PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Indonesia merupakan salah satu negara kepulauan terbesar di dunia yang memiliki kekayaan budaya yang sangat beragam, mencakup seni, bahasa, hingga perilaku masyarakatnya. Tulisan atau aksara merupakan bentuk budaya ini. Salah satu provinsi Indonesia, Lampung, menggunakan aksara dan bahasa lokalnya sendiri. Aksara Lampung, yang juga disebut Had Lampung atau KaGaNga oleh penduduk lokal, terdiri dari 20 huruf utama yang ditulis dari kiri ke kanan. Had Lampung terbentuk dari kalimat yang disusun dengan menggabungkan huruf induk dengan anak aksara, yang terdiri dari 12 huruf yang dapat ditempatkan di atas, bawah, atau kiri dari huruf induk [1].

Sebagai salah satu warisan budaya Indonesia, memiliki peran penting dalam melestarikan kekayaan sejarah dan kebudayaan masyarakat Lampung. Namun, seiring dengan perkembangan teknologi dan perubahan gaya hidup, penggunaan dan pengenalan aksara ini semakin berkurang. Tantangan utama yang dihadapi adalah minimnya media pembelajaran dan alat bantu yang memudahkan masyarakat, terutama generasi muda, untuk mengenal dan mempelajari aksara Lampung. Selanjutnya tulisan tangan merupakan salah satu bentuk ekspresi pribadi yang memiliki variasi tinggi dalam hal gaya, bentuk, dan kejelasan. Pengenalan tulisan tangan secara otomatis menjadi tantangan karena perbedaan individu dalam cara menulis huruf yang sama. Hal ini berlaku pula untuk aksara Lampung, di mana perbedaan dalam gaya tulisan tangan dapat menyulitkan proses pengenalan otomatis.

Dalam beberapa dekade terakhir, teknologi digital telah berkembang pesat, terutama dalam hal interaksi antara manusia dan perangkat elektronik. Salah satu

teknologi yang memegang peran penting dalam interaksi ini adalah teknologi layar sentuh (*touch screen*), yang memungkinkan pengguna berkomunikasi dengan perangkat secara langsung melalui sentuhan [2]. Teknologi ini telah menjadi bagian integral dari perangkat seperti ponsel pintar, tablet, dan laptop, dan memungkinkan pengguna untuk menulis, menggambar, dan berinteraksi dengan cara yang lebih intuitif. Dalam konteks pengenalan tulisan tangan, teknologi layar sentuh memberikan sarana bagi pengguna untuk menulis huruf atau aksara secara langsung di perangkat.

Seiring dengan perkembangan teknologi layar sentuh, teknologi penerjemah atau pengenal bahasa dan tulisan juga semakin maju. Teknologi ini memungkinkan komputer atau perangkat digital untuk mengenali tulisan tangan atau aksara dalam berbagai bahasa dan sistem tulisan. Salah satu teknologi utama yang mendukung pengenalan ini adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) [3]. CNN adalah bagian dari teknologi kecerdasan buatan, khususnya dalam bidang *deep learning*, yang mampu mengenali pola-pola visual dengan sangat akurat. CNN sangat efektif dalam mengenali gambar, termasuk tulisan tangan, karena kemampuannya untuk mempelajari fitur-fitur kompleks dari data input seperti bentuk huruf atau aksara.

Melihat pentingnya keberadaan dan pelestarian aksara Lampung, diperlukan teknologi yang dapat membantu memperkenalkan aksara ini kepada masyarakat luas. Salah satunya yaitu dengan metode CNN. CNN merupakan jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk memproses data berbentuk grid, seperti citra. CNN memiliki kemampuan luar biasa dalam mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar dan telah menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam tugas-tugas pengenalan gambar dan tulisan tangan. Namun, pengenalan tulisan tangan huruf utama aksara Lampung menggunakan CNN masih relatif baru dan memiliki beberapa kelemahan, seperti kebutuhan akan data tulisan tangan yang besar dan kualitas data tulisan tangan yang baik. Oleh karena itu, perlu dilakukan penelitian untuk mengembangkan metode pengenalan tulisan tangan huruf utama aksara Lampung menggunakan CNN yang lebih efektif dan efisien.

Dalam penelitian ini, akan dilakukan implementasi CNN untuk pengenalan tulisan tangan huruf utama aksara Lampung menggunakan data tulisan tangan yang

telah dibuat. Data tulisan tangan akan diolah menggunakan CNN untuk meningkatkan akurasi pengenalan tulisan tangan. Hasil penelitian ini diharapkan dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi pengenalan tulisan tangan huruf utama aksara Lampung menggunakan CNN dan dapat kontribusi dalam pelestarian budaya Lampung melalui penyediaan alat bantu digital yang dapat digunakan untuk pembelajaran dan dokumentasi 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 CNN untuk pengenalan tulisan tangan huruf utama aksara Lampung?
2. Bagaimana hasil implementasi CNN untuk pengenalan tulisan tangan huruf utama aksara Lampung?

1.3. Tujuan Penelitian

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

1. Mengembangkan proses implementasi CNN dalam pengenalan tulisan tangan huruf utama aksara Lampung.
2. Menguji pengenalan tulisan tangan menggunakan database tulisan tangan aksara Lampung
3. Menganalisis dan menjelaskan hasil dari implementasi CNN untuk pengenalan tulisan tangan huruf utama aksara Lampung.

1.4. Batasan Masalah

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

1. Penelitian ini hanya berfokus pada pengenalan tulisan tangan huruf utama aksara Lampung dan tidak mencakup bahasa atau aksara lain.

2. Penelitian ini hanya menggunakan dataset yang terdiri dari gambar tulisan tangan huruf utama 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. Batasan metode hanya pada penggunaan teknik CNN tanpa mempertimbangkan pendekatan atau algoritma konversi lainnya.

1.5. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penelitian yang didapatkan dalam penelitian 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 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 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 serta 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 CNN, dan cara kerjanya akan dijelaskan serta 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 METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini akan dimulai dengan penjelasan tentang desain penelitian yang digunakan. Selanjutnya, akan dijelaskan pengumpulan data tulisan tangan aksara Lampung, teknik dan alat yang digunakan untuk pengumpulan data tersebut.

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, serta rekomendasi praktis untuk implementasi model CNN dalam pengenalan tulisan tangan aksara Lampung.

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Eliza Hara dkk (2016) dalam penelitiannya yang berjudul "Penggunaan Deteksi Tepi (Canny) pada Sistem Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Lampung Berbasis Jaringan Syaraf Tiruan", menerapkan model *backpropogation* dan deteksi tepi canny untuk membuat aplikasi pengenalan tulisan tangan aksara Lampung. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuat aplikasi pengenalan tulisan tangan aksara Lampung. Teknik pengolahan gambar dan jaringan syaraf tiruan *backpropogation* digunakan untuk mengembangkan sistem pengenalan tulisan tangan aksara Lampung [4].

Stefanus Christian Adi Pradhana dkk (2020) dalam penelitiannya yang berjudul "Pengenalan Aksara Jawa dengan Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network*" bertujuan untuk membangun suatu system yang dapat mengenali aksara Jawa menggunakan algoritma *convolutional neural network* untuk memudahkan pembelajaran dan pelestarian aksara jawa. Pembuatan system menggunakan algoritma *convolutional neural network* (CNN), dimana CNN dapat melakukan pengenalan tulisan tanpa menggunakan algoritma ekstraksi fitur tambahan. Hasil dari penelitian ini berupa akurasi yang menunjukkan bahwa CNN dapat mengenali sebagian besar gambar tulisan tangan aksara jawa [5].

Aryantio dkk (2015) dalam penelitiannya yang berjudul "Pengenalan Aksara Lampung Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan" dibuat aplikasi untuk mengenali aksara Lampung. Pengenalan pola terdiri dari pemindaian citra, pengolahan awal citra, ekstraksi fitur dan klasifikasi. Proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan propagasi balik. Proses klasifikasi dilakukan oleh jaringan syaraf tiruan. Jaringan syaraf tiruan yang dibentuk memiliki 2 jaringan

syaraf tiruan yaitu jaringan syaraf tiruan utama dan jaringan syaraf tiruan karakter [6].

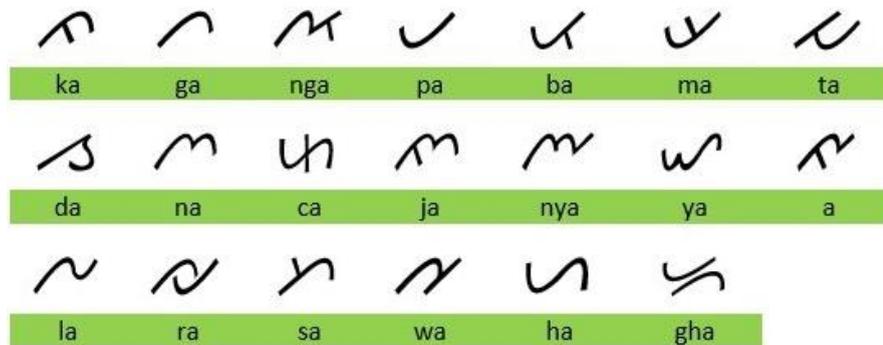
Oludare Isaac Abiodun dkk (2019) dalam penelitiannya yang berjudul “*Comprehensive Review Of Artificial Neural Network Applications To Pattern Recognition*” Penelitian ini membahas pentingnya arsitektur ANN yang berbeda, termasuk CNN dan *recurrent neural network* (RNN). Penelitian ini menyoroti keefektifan JST dalam memecahkan masalah yang kompleks, termasuk tantangan dalam pengenalan pola yang kompleks, klasifikasi objek, dan perilaku neuron di lapisan tersembunyi. Penelitian ini juga menunjukkan pentingnya normalisasi data, validasi model, dan perlunya penelitian lebih lanjut di berbagai bidang seperti keamanan, kedokteran, dan manufaktur. Selain itu, penelitian ini merekomendasikan untuk berfokus pada model JST yang sudah ada dan model JST yang baru untuk meningkatkan keberhasilan PR [7].

Tatdow Pansombut dkk (2019) pada penelitiannya yang berjudul “*Convolutional Neural Network For Recognition Of Lymphoblast Cell Images*” Penelitian ini membahas penerapan CNN dan *Support Vector Machines* (SVM) dalam klasifikasi subtype leukemia limfoblastik akut (ALL) dari gambar mikroskopis darah. Penelitian ini merinci arsitektur CNN yang dirancang untuk tujuan ini, menyoroti struktur multilayer dan penggunaan augmentasi data untuk meningkatkan pelatihan. Penelitian ini membandingkan kinerja CNN dengan metode tradisional seperti SVM dan perceptron multilayer, yang menunjukkan bahwa CNN dapat mengotomatiskan ekstraksi fitur dan meningkatkan akurasi klasifikasi. Selain itu, penelitian ini mengeksplorasi penggunaan SVM yang dikombinasikan dengan Algoritma Genetika untuk pemilihan fitur dan pengoptimalan parameter, yang menunjukkan bahwa kedua pendekatan tersebut mencapai akurasi yang tinggi dalam membedakan antara limfosit normal dan subtype ALL [8].

2.2. Aksara Lampung

Sistem penulisan yang digunakan di daerah Lampung disebut Aksara Lampung, juga disebut Had Lampung, dan terdiri dari elemen seperti kelompok

konsonan, kombinasi huruf ganda, variasi huruf, dan huruf dasar. Aksara Lampung, sering disebut sebagai "Kaganga", terdiri dari 20 huruf dasar dan dibaca dari kiri ke kanan [4]. Huruf dasar atau kelabai sukhat dalam aksara Lampung terdiri dari 20 huruf, yang dapat dilihat pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Induk Huruf atau Kelabai Sukhat dalam Aksara Lampung

2.3. Citra

Citra adalah representasi visual dari suatu objek atau pemandangan dalam bentuk gambar. Sebuah apel yang difoto dengan kamera dapat menggambarkan buah apel tersebut, sebagai contoh. Citra dapat berupa gambar, lukisan, atau representasi lainnya yang ditampilkan di berbagai media seperti kertas, kanvas, dan layar monitor [9]. Dalam arti teknis, citra juga didefinisikan sebagai distribusi variasi antara warna gelap, redup-cerah, dan/atau berbagai warna pada bidang datar [10]. Secara formal, ide tentang citra dapat digambarkan dengan angka yang menunjukkan variasi intensitas kecerahan dan/atau warna secara horizontal dan vertikal. Foto biasanya terbagi menjadi dua kategori: kontinu dan diskrit.

2.3.1. Citra Analog

Gambar yang menggunakan data analog sebagai input disebut "citra analog". Tidak ada data yang disimpan secara digital di dalam komputer; sebaliknya, informasi ini digambarkan dalam bentuk nyata, seperti yang ditampilkan pada layar TV, hasil sinar-X, lukisan, pemandangan, *output scan* CT, gambar yang direkam pada pita kaset, dan lainnya. Untuk memproses gambar analog, computer diperlukan untuk konversi dari analog ke digital [10].

2.3.2. Citra Digital

Citra digital merupakan representasi visual yang tersusun dari kumpulan piksel (*pixel*) yang diatur dalam sebuah *array* dua dimensi. Piksel-piksel ini merupakan unit terkecil dalam sebuah citra digital, dan masing-masing memiliki nilai numerik yang menentukan warna dan intensitasnya [9]. Titik asal (0,0) dari citra digital terletak di sudut kiri atas, sesuai dengan konvensi dalam pemrograman komputer yang menggunakan matriks untuk merepresentasikan gambar. Pengaturan titik asal ini penting karena mempengaruhi cara pengolahan dan manipulasi citra digital [11]. Misalnya, untuk mengakses atau memanipulasi piksel tertentu dalam citra, koordinatnya harus disesuaikan dengan posisi relatifnya dalam matriks. Sistem koordinat yang digunakan dalam citra digital berbeda dengan sistem koordinat pada grafik, di mana asalnya sering kali berada di tengah-tengah atau di sudut lainnya tergantung pada aplikasi grafis yang digunakan. Contoh citra digital dapat dilihat pada Gambar 2.2.



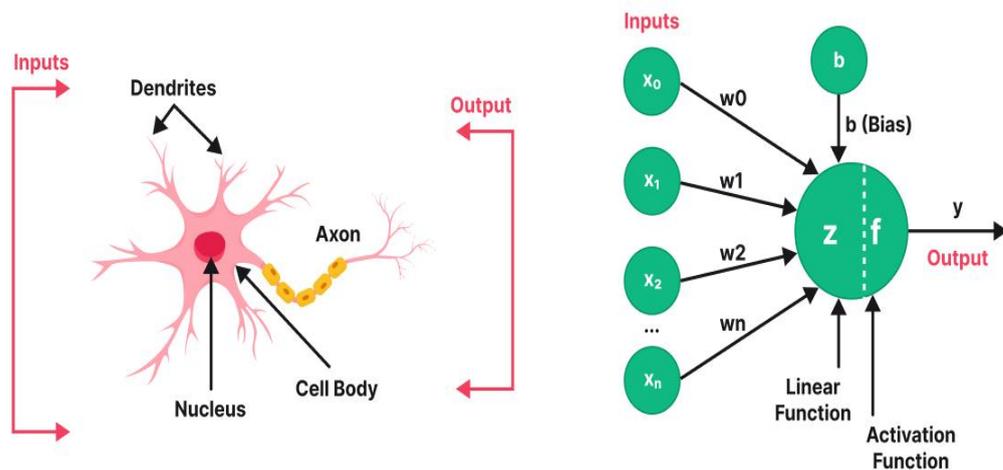
Gambar 2.2 Representasi Citra Digital ‘Lena’

(sumber : [www. pemrogramanmatlab.com](http://www.pemrogramanmatlab.com))

Fungsi $f(x,y)$ adalah citra digital dengan ukuran M baris dan N kolom, di mana x dan y adalah koordinat spasial dan amplitudo f pada titik koordinat (x,y) disebut intensitas atau tingkat keabuan citra. Berbagai tindakan seperti peningkatan kualitas gambar, restorasi gambar, dan penggunaan perangkat lunak pengindraan jauh termasuk dalam disiplin ilmu komputer yang dikenal sebagai pengolahan citra digital [10].

2.4. Jaringan Syaraf Tiruan

Sistem komputasi yang terinspirasi oleh cara kerja jaringan syaraf biologis dalam otak manusia dan hewan disebut Jaringan Syaraf Tiruan (JST), atau *Artificial Neural Network* (ANN) dalam bahasa Inggris. JST digunakan untuk menemukan pola dalam data dan memodelkan hubungan yang kompleks antara input dan output [12][13]. Berbagai aplikasi seperti pengenalan suara, pengenalan gambar, pengolahan bahasa alami, prediksi, dan pengambilan keputusan menggunakan JST. Berikut merupakan ilustrasi jaringan syaraf tiruan yang menyerupai pola syaraf manusia pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Jaringan Syaraf Tiruan

Neuron, lapisan, bobot, bias, fungsi aktivasi, pelatihan, dan generalisasi adalah beberapa karakteristik utama JST. Seperti neuron biologis, neuron adalah komponen JST utama. JST terdiri dari beberapa lapisan neuron, masing-masing menerima input, memprosesnya, dan menghasilkan output [14]. Lapisan input adalah 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 [15].

Setiap koneksi *neuron* memiliki bobot, yang menunjukkan seberapa kuat pengaruh satu *neuron* terhadap *neuron* lainnya. Bias juga merupakan nilai yang membantu penyesuaian *output neuron*. Fungsi aktivasi adalah fungsi yang menentukan input dan output neuron [12]. Fungsi sigmoid, ReLU (*Rectified Linear Unit*), dan tanh adalah beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan. JST belajar dari data melalui pelatihan, yang biasanya melibatkan algoritma backpropagation yang menyesuaikan bobot dan bias berdasarkan kesalahan antara prediksi JST dan nilai sebenarnya. Generalisasi adalah kemampuan JST untuk membuat prediksi atau keputusan yang akurat pada data baru yang belum pernah mereka lihat selama pelatihan.

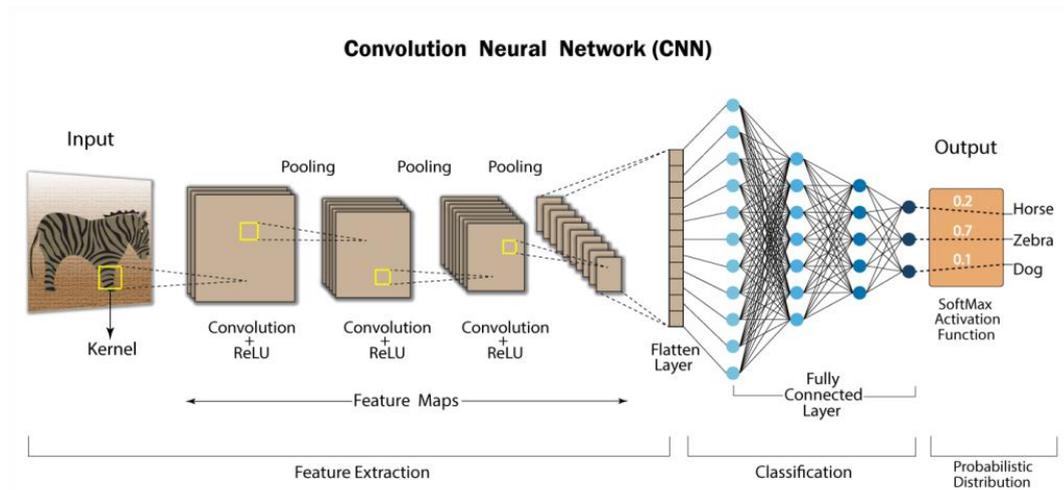
2.5. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu algoritma dalam deep learning yang dikembangkan dari *Multilayer Perceptron* (MLP) dan dirancang khusus untuk memproses data dua dimensi, seperti gambar atau suara. CNN digunakan untuk mengklasifikasikan data berlabel melalui metode pembelajaran terawasi (*supervised learning*) [9].

Menurut pengembangannya, CNN adalah evolusi dari Jaringan Sistem Syaraf (JST), yang juga dikenal sebagai *artificial neural network* (ANN). CNN terinspirasi dari jaringan syaraf manusia dan merupakan variasi multilapis *perceptron* [12].

Metode CNN menggabungkan konsep neural network dan konvolusi sekaligus. Metode konvolusi membantu proses pengenalan ciri atau ekstraksi ciri, sementara neural network membantu proses transliterasi dan klasifikasi [15].

2.5.1 Gambaran Umum CNN



Gambar 2.4 Layer CNN

Berdasarkan Gambar 2.4 di atas, diketahui bahwa CNN terdiri dari beragam jenis. Namun, model CNN terdiri dari empat lapisan: *convolutional layer*, *pooling layer*, *Rectifier Linear Unit (ReLU) layer*, dan *full-connected layer* (layer klasifikasi)[16]. Arsitektur *convolution neural network* (CNN) tersebut secara garis besar terdiri dari dua komponen, yaitu pengenalan (pengenalan fitur) dan transliterasi (klasifikasi). Lapisan pengenalan memiliki empat komponen *convolution* dan *pooling*, dan lapisan transliterasi memiliki tiga komponen lapisan *neural network* yang lengkap. Secara matematis format data citra (Input/Output) pada arsitektur ditunjukkan dalam persamaan berikut:

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

dimana :

F_c = Format Citra CNN

N = Banyaknya Dataset Citra

H = Height, Besarnya baris piksel (tinggi) citra

W = Weight, Besarnya nilai kolom piksel (bobot) citra

C = Channel, Banyaknya Channel

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

$$O = \frac{W-N+2p}{s}+1 \quad (2.2)$$

dimana:

$O = Output$

$W = panjang/tinggi Input$

$N = Panjang/tinggi Filter(kernel_size)$

$P = Padding$

$S = Stride$

2.5.2 Convolutional Layer

Convolutional layer adalah lapisan utama dalam CNN yang berfungsi untuk mengekstraksi fitur dari gambar melalui operasi konvolusi. Filter kecil bergerak melintasi gambar, melakukan perkalian dan penjumlahan elemen-wisata untuk menghasilkan peta fitur [17][18]. *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[19]. 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 layer atau jumlah layer konvolusi
<i>Stride</i>	Jumlah pergeseran filter pada layer konvolusi
<i>Zero Padding</i>	Jenis penambahan nol di daerah sekitar input gambar

2.5.3 *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 positif atau nol.

2.5.4 *Fully Connected Layer*

Fully connected layer adalah lapisan dalam jaringan saraf buatan di mana setiap neuron terhubung ke semua neuron di lapisan sebelumnya dan berikutnya. Lapisan ini berfungsi untuk menggabungkan informasi dari seluruh lapisan sebelumnya untuk menghasilkan keputusan akhir, seperti klasifikasi atau prediksi. Dalam prosesnya, setiap neuron melakukan operasi linear dengan menghitung kombinasi linier dari input melalui bobot dan bias, lalu menerapkannya ke fungsi aktivasi untuk memperkenalkan non-linearitas. Lapisan ini sering ditempatkan di bagian akhir model, terutama dalam CNN, setelah lapisan-lapisan seperti *convolution* dan *pooling*, untuk menggabungkan semua fitur yang telah diekstraksi menjadi output akhir yang terdefinisi, misalnya klasifikasi objek.

2.6. *Google Colaboratory*

Google Colaboratory, atau sering disebut *Google Colab*, adalah lingkungan pemrograman online yang memungkinkan pengguna untuk menulis dan menjalankan kode *Python* melalui peramban web. *Colab* adalah layanan gratis yang disediakan oleh *Google* dan dirancang untuk mendukung pembelajaran mesin, penelitian data, dan pengembangan proyek berbasis *Python*. Dengan integrasi

dengan *Google Drive*, *Colab* memungkinkan penyimpanan, manajemen, dan berbagi notebook secara efisien. Selain itu, mendukung berbagai pustaka populer seperti *TensorFlow*, *PyTorch*, dan *OpenCV*, yang memudahkan pengembangan aplikasi kecerdasan buatan dan analisis data. Selain itu, pengguna dapat dengan mudah mengakses sumber daya internet, menginstal pustaka tambahan, dan menyimpan atau mengunduh *notebook* [20].

2.7. *Python*

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang diciptakan oleh Guido van Rossum dan pertama kali dirilis pada tahun 1991 dengan logo pada Gambar 2.5. *Python* dikenal karena sintaksnya yang sederhana dan mudah dipahami, yang memungkinkan pengembang menulis kode dengan lebih cepat dan efisien. Bahasa ini mendukung berbagai paradigma pemrograman, termasuk pemrograman berorientasi objek, fungsional, dan prosedural, sehingga fleksibel untuk berbagai jenis proyek. *Python* memiliki ekosistem library dan *framework* yang sangat kaya, seperti *NumPy* dan *Pandas* untuk analisis data, *Django* dan *Flask* untuk pengembangan web, *TensorFlow* dan *PyTorch* untuk pembelajaran mesin. Dengan komunitas yang besar dan aktif, *Python* terus berkembang dan digunakan secara luas dalam berbagai bidang, termasuk pengembangan web, analisis data, kecerdasan buatan, otomasi skrip, dan banyak lagi. Ketersediaan dokumentasi yang lengkap dan dukungan komunitas yang luas membuat *Python* menjadi pilihan populer baik untuk pemula maupun profesional di industri teknologi [21].



Gambar 2.5 Logo *Software Python*

2.7.1 Library OpenCV (Cv2)

OpenCV (Open Source Computer Vision Library) adalah sebuah pustaka perangkat lunak yang digunakan untuk pemrosesan citra dan pengenalan pola, yang dikembangkan oleh Intel dan saat ini didukung oleh Willow Garage dan Itseez. *OpenCV* menyediakan lebih dari 2500 algoritma yang mencakup berbagai tugas visi komputer, seperti pengenalan wajah, deteksi objek, klasifikasi objek dalam gambar, pelacakan gerakan, dan rekonstruksi 3D [22].

2.7.2 Numpy

NumPy (Numerical Python) adalah pustaka fundamental dalam bahasa pemrograman *Python* yang digunakan untuk komputasi ilmiah dan numerik. *NumPy* menyediakan dukungan untuk array multidimensi, matriks, dan beragam fungsi matematika untuk operasi pada array tersebut. *Array NumPy* lebih efisien dan lebih cepat dibandingkan dengan list bawaan *Python* karena diimplementasikan dalam bahasa C, yang memungkinkan manipulasi data dalam jumlah besar secara efektif. Selain itu, *NumPy* dilengkapi dengan kemampuan untuk melakukan operasi linear algebra, transformasi *Fourier*, dan fungsi statistik yang penting dalam analisis data dan pemrosesan sinyal.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat

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

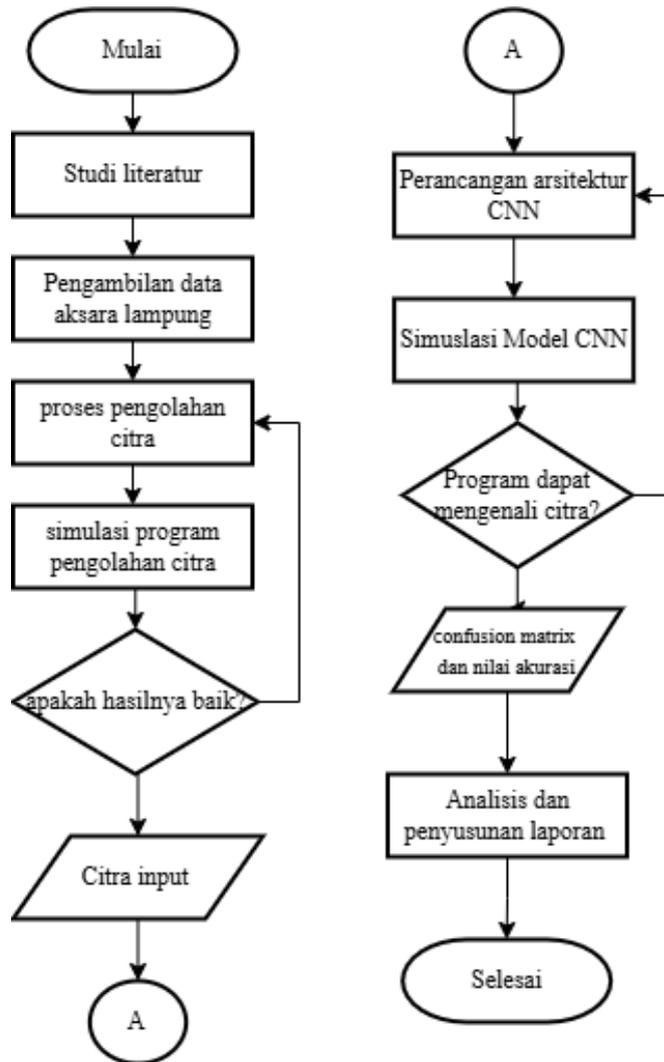
3.2 Alat dan Bahan

Adapun alat dan bahan yang digunakan dalam penelitian tugas akhir adalah sebagai berikut:

1. Satu Unit Laptop Lenovo V15, *windows 11 pro, ryzen 5 5000 series 8/256 GB*
2. Layanan browser google colaboratory
3. Bahasa pemrograman *python 3.10 64 bit*
4. Data-data citra aksara lampung

3.3 Diagram Alir Penelitian

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



Gambar 3. 1 Diagram Alir Penelitian

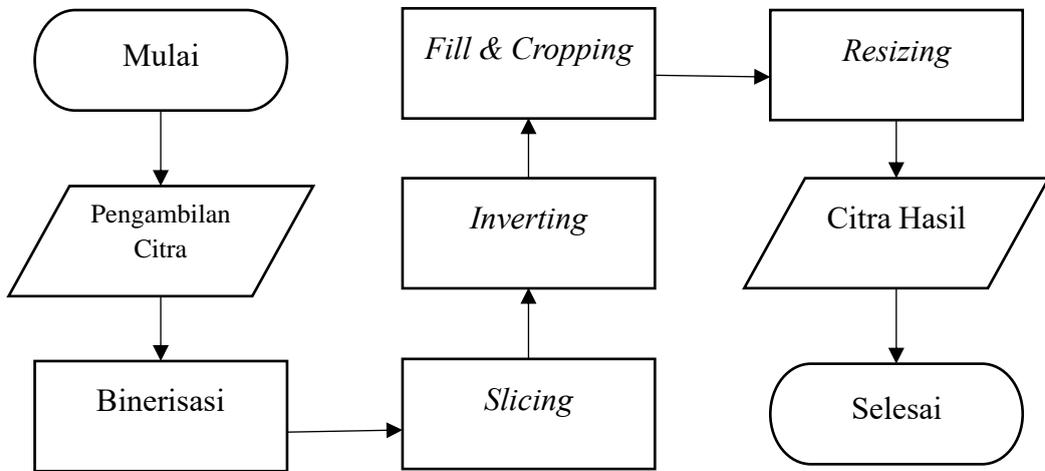
Proses dimulai dengan studi literatur untuk memahami konsep yang digunakan, diikuti dengan pengambilan data aksara Lampung. Data yang diperoleh kemudian melalui proses pengolahan citra untuk mempersiapkan citra sebelum digunakan dalam pemodelan. Setelah itu, dilakukan simulasi program pengolahan citra untuk memastikan hasilnya cukup baik. Jika hasilnya tidak memadai, dilakukan perbaikan pada tahap pengolahan citra. Jika hasilnya baik, citra yang telah diolah dijadikan input untuk tahap berikutnya. Pada tahap selanjutnya, dilakukan perancangan arsitektur CNN yang akan digunakan untuk pengenalan aksara.

Model CNN yang telah dirancang kemudian disimulasikan untuk menguji kemampuannya dalam mengenali citra aksara Lampung. Jika program tidak dapat mengenali citra dengan baik, maka perlu dilakukan perbaikan pada model. Jika program berhasil mengenali citra, evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* dan perhitungan nilai akurasi. Hasil dari evaluasi ini kemudian dianalisis dan disusun dalam bentuk laporan. Setelah semua tahapan selesai, proses penelitian pun berakhir.

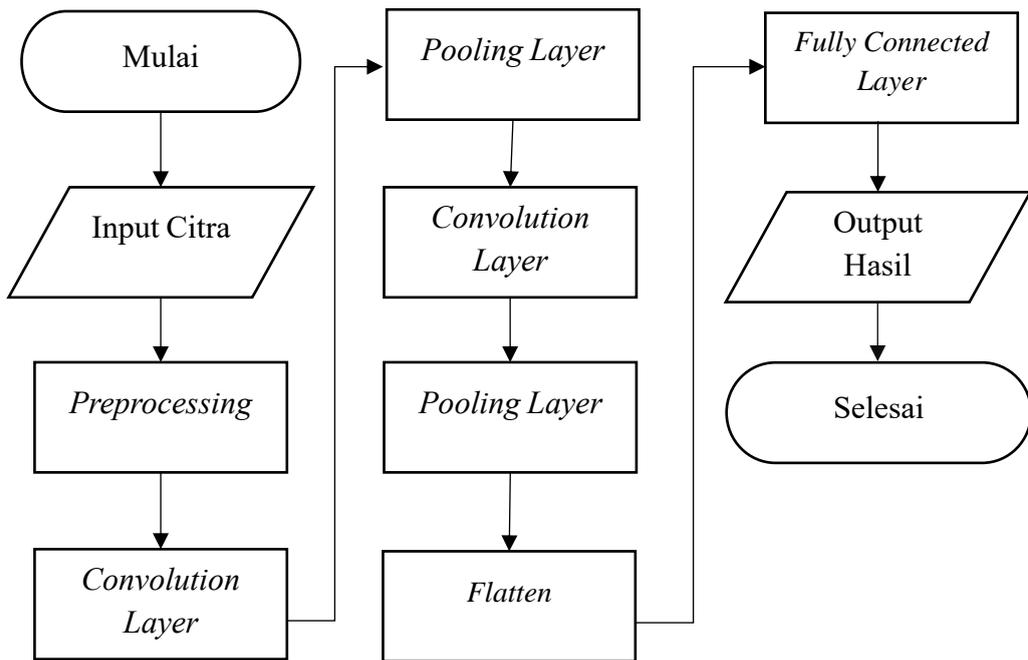
3.4 Pengumpulan Data

Data yang digunakan untuk penelitian ini berasal dari tulisan tangan aksara Lampung yang berjumlah 50 set, di mana pada setiap set terdiri dari 20 karakter yang setiap karakternya ditulis dalam 13 kali untuk setiap karakternya. Data dikumpulkan merupakan data yang ditulis oleh 50 orang secara acak untuk mendapatkan perbedaan gaya penulisan. Pengambilan data dilakukan dengan dua cara yaitu pertama melalui tulisan tangan yang ditulis menggunakan spidol yang semua kemudian dilakukan proses *scanning* dan *cropping*. Data hasil tulisan yang telah di *scanning* dan *cropping* akan di simpan dengan format *portable network graphic* (png). Data – data yang telah terkumpul akan dikelompokkan dan akan diberikan anotasi sesuai dengan hurufnya. Hasilnya akan digunakan sebagai dataset dalam model pembelajaran mesin untuk melakukan pengenalan huruf aksara Lampung yang akan dibuat.

3.5 Pembuatan Sistem



a) Diagram alir Pengolahan Citra



b) Diagram alir pembuatan sistem

Gambar 3.2 Diagram Alir Perancangan Sistem

Proses pengolahan citra dimulai dengan pengambilan citra aksara Lampung sebagai input dalam bentuk gambar digital. Kemudian pada citra input dilakukan

proses binerisasi, dimana binerisasi dilakukan untuk mendapatkan citra biner. Setelah itu, dilakukan proses *slicing* dilakukan untuk memisahkan atau mengidentifikasi karakter-karakter aksara Lampung dalam citra, memfasilitasi proses pengolahan lebih lanjut. Operasi *inverting* dilakukan untuk membalikkan warna citra yang hitam menjadi putih dan sebaliknya. Selanjutnya, tahapan *fill* dan *crop* dilakukan untuk mengisi area yang teridentifikasi dan memotong citra ke bagian yang relevan, menghilangkan elemen-elemen yang tidak diperlukan. Akhirnya, ukuran citra disesuaikan (*resizing*) untuk memastikan konsistensi dan optimalitas ukuran input.

Pada diagram alir pembedaan system, proses dimulai dengan input citra, di mana data gambar dimasukkan ke dalam sistem. Selanjutnya, dilakukan *preprocessing* untuk mempersiapkan gambar dalam format yang sesuai, seperti *binaryization*, *slicing*, *Inverting*, *filling*, *cropping* dan *resizing*. Kemudian, gambar diproses melalui lapisan konvolusi (*convolution layer*) pertama yang bertugas mengekstraksi fitur-fitur dasar seperti tepi dan tekstur, diikuti oleh lapisan pooling untuk mengurangi dimensi data tanpa kehilangan informasi penting. Tahapan ini diulang melalui lapisan konvolusi dan *pooling* tambahan untuk mengekstraksi fitur yang lebih kompleks. Setelah itu, data masuk ke lapisan *fully connected*, di mana semua neuron terhubung untuk melakukan klasifikasi atau prediksi. Akhirnya, output hasil diperoleh berupa prediksi atau hasil klasifikasi, dan proses selesai.

3.5.1 Preprocessing

Pre-processing dilakukan untuk membuat citra dari dataset yang ada agar lebih mudah diolah pada saat proses pelatihan. Ada beberapa tahap *pre-processing* sebelum citra masuk ke dalam proses pelatihan.

(a) Binerisasi

Binerisasi merupakan langkah transformasi citra, baik yang berwarna maupun *grayscale*, menjadi citra biner di mana setiap piksel hanya memiliki dua nilai, yakni hitam atau putih [23]. Proses ini melibatkan penentuan ambang tertentu, sehingga piksel dengan nilai di atas ambang akan dianggap sebagai piksel

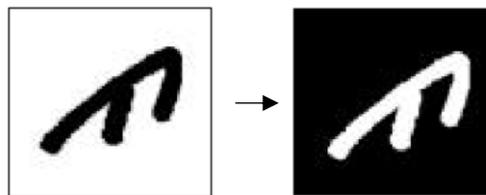
putih, sementara yang di bawah ambang dianggap sebagai piksel hitam. Pada penelitian ini, penggunaan binerisasi tidak hanya untuk menyederhanakan citra, tetapi juga untuk membantu menghapus garis bantu yang ada pada formulir data pelatihan.

(b) *Slicing*

Slicing merupakan teknik yang digunakan untuk melakukan pemotongan terhadap karakter huruf induk dan anak huruf, dengan tujuan untuk mendapatkan informasi yang spesifik dan diinginkan dari citra. Pemisahan karakter dilakukan pada bagian – bagian tertentu dari citra huruf, sehingga mempermudah ekstraksi dan membantu dalam mengidentifikasi dan memisahkan dengan jelas karakter huruf induk dan anak huruf untuk keperluan pengolahan data lebih lanjut.

(c) *Inverting*

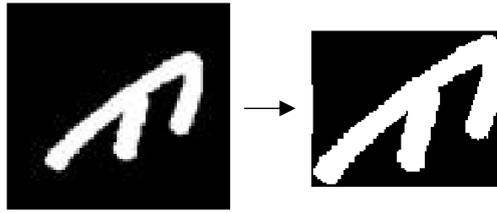
Inverting adalah sebuah teknik pengolahan gambar yang membalikkan nilai-nilai warna pada setiap piksel gambar sehingga menghasilkan tampilan yang berkebalikan dari gambar aslinya. Teknik ini dapat diterapkan pada gambar berwarna dan hitam-putih, menghasilkan efek visual yang mencolok [23]. Adapun proses *inverting* pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 3.3.



Gambar 3.3 Proses *Inverting* Citra

(d) *Cropping*

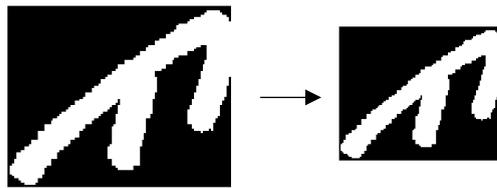
cropping memiliki tujuan untuk menghasilkan citra yang hanya berisi satu karakter saja dengan menghilangkan karakter – karakter lainnya.



Gambar 3.4 Proses *Fill* dan *Cropping* Citra

(e) *Resizing*

Dikarenakan citra yang diperoleh memiliki ukuran yang terlalu besar, perlu dilakukan proses *resize* untuk mengoptimalkan hasil citra. Dimana dalam proses ini, ukuran citra diubah menjadi 20x40 piksel. Proses pengurangan ukuran citra dilakukan untuk mempermudah pengolahan data dalam langkah *template matching* menggunakan *OpenCV*. Tahapan *resize* citra ini akan diimplementasikan menggunakan pemrograman *Python*, *Google colab*, dan melakukan *import library OpenCV* secara massal dan bersamaan.

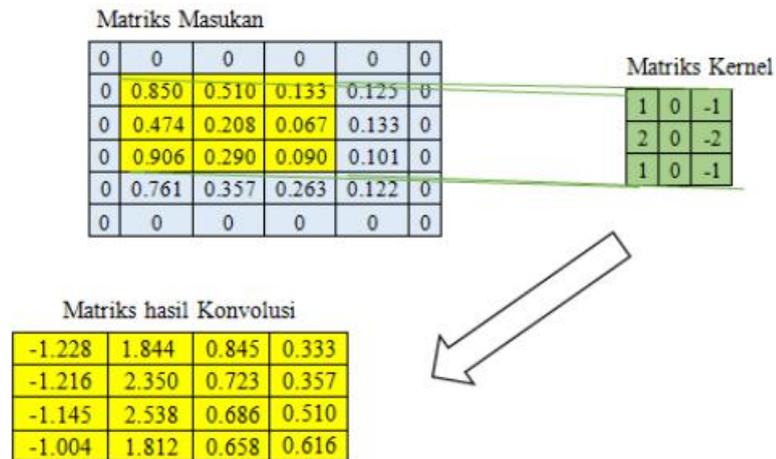


Gambar 3.5 Proses *Resizing* Citra

3.5.2 Alur Klasifikasi Convolutinal Neural Network

Klasifikasi dengan metode *convolution neural network* dilakukan dengan melakukan pelatihan terlebih dahulu sesuai dengan arsitektur dari CNN pada Gambar 2.4. Masukan untuk model ini berupa citra data latih dengan ukuran 32 * 32 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. Penelitian ini akan menggunakan 70% dataset untuk data latih dan 30% untuk data uji.

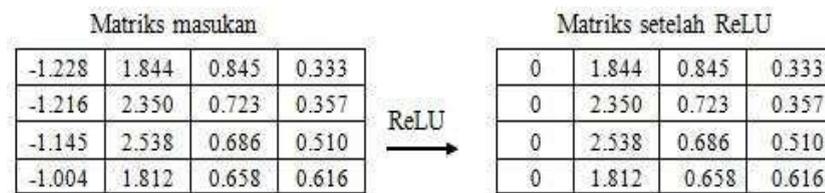
A. Convolution



Gambar 3.6 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* [16]. Konvolusi dilakukan dengan menggunakan matriks ukuran $3 * 3$. Keluaran dari layer konvolusi ini akan menjadi masukan pada *layer pooling*.

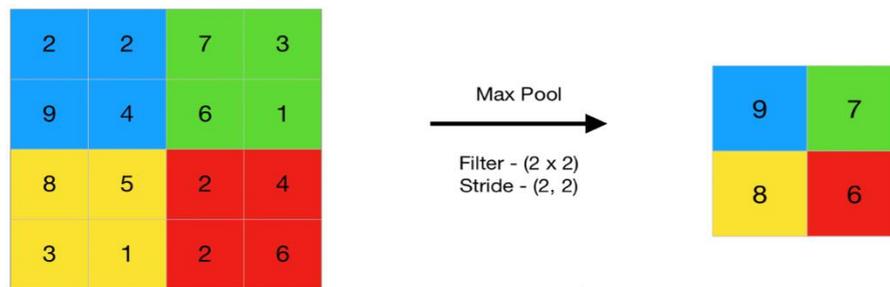
Hasil konvolusi memiliki nilai negatif yang dihasilkan sehingga perlu dilakukan perhitungan untuk normalisasi nilai untuk menghilangkan nilai negatif tersebut. Pada penelitian ini menggunakan fungsi aktivasi ReLU seperti pada Persamaan 2.3. Fungsi aktivasi ReLU akan merubah index yang bernilai negative 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 teradap hasil konvolusi adalah pada Gambar 3.7.



Gambar 3.7 Hasil Normalisasi ReLu

B. Max Pooling

Pada *max pooling* dilakukan proses untuk mengurangi ukuran citra agar membuat proses *feature map* menjadi lebih cepat [24]. 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 3.8. Pada proses *max pooling*, dilakukan pengambilan nilai maksimum dari setiap area kecil (*patch*) dalam matriks input. Dalam Gambar 3.8 yang ditampilkan, digunakan filter berukuran 2×2 dengan *stride* (langkah pergeseran) sebesar 2. Ini berarti filter akan berpindah dua langkah ke kanan atau ke bawah setiap kali. Matriks input berukuran 4×4 dibagi menjadi empat area 2×2 , yaitu: (1) kiri atas, (2) kanan atas, (3) kiri bawah, dan (4) kanan bawah. Dari setiap area tersebut diambil nilai tertinggi: 9 dari area kiri atas, 7 dari kanan atas, 8 dari kiri bawah, dan 6 dari kanan bawah. Hasil akhirnya adalah matriks 2×2 berisi nilai maksimum dari masing-masing area, yaitu $[[9, 7], [8, 6]]$. Proses ini membantu menyederhanakan data sambil mempertahankan informasi yang paling penting, sehingga mempercepat dan meningkatkan efisiensi proses pelatihan model.

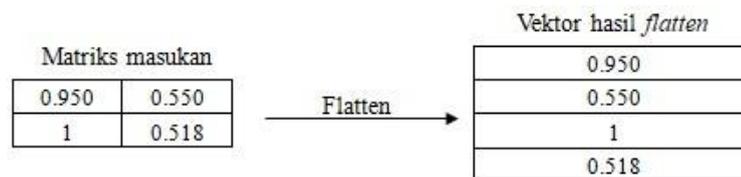


Gambar 3.8 Proses *Max Pooling*

C. 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* [25][26]. Keluaran dari *flatten* selanjutnya akan masuk ke dalam *fully connected layer* untuk dilakukan klasifikasi.

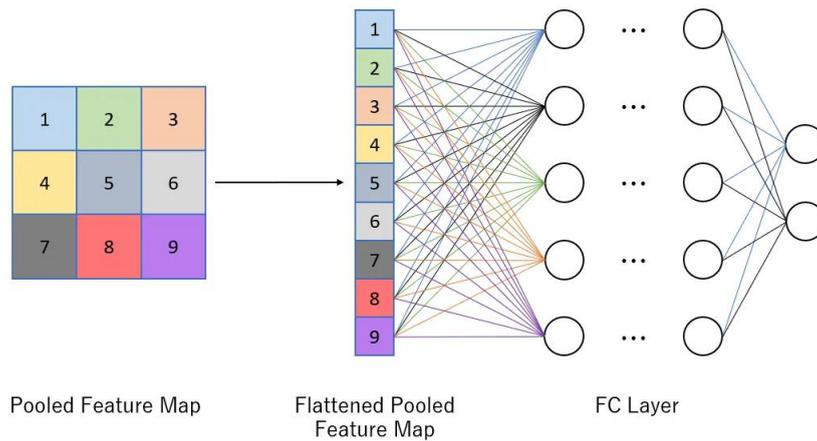
Proses ini biasanya dilakukan setelah tahap ekstraksi fitur seperti konvolusi dan pooling selesai. Tujuannya adalah agar data tersebut dapat digunakan sebagai input ke dalam lapisan *fully connected* atau *dense layer*, yaitu lapisan yang menangani proses klasifikasi atau prediksi. Pada Gambar 3.9, terlihat bahwa matriks berukuran 2x2 yang berisi nilai 0,950; 0,550; 1; dan 0,518 diubah menjadi vektor satu dimensi dengan urutan elemen yang sama. Proses *flatten* ini penting karena model *neural network* klasik hanya bisa menerima input berupa vektor, bukan matriks, sehingga *flatten* menjadi tahap transisi dari data spasial menjadi data numerik yang siap diproses lebih lanjut.



Gambar 3.9 Proses *Flatten*

D. *Fully Connected Layer* dengan *dropout*

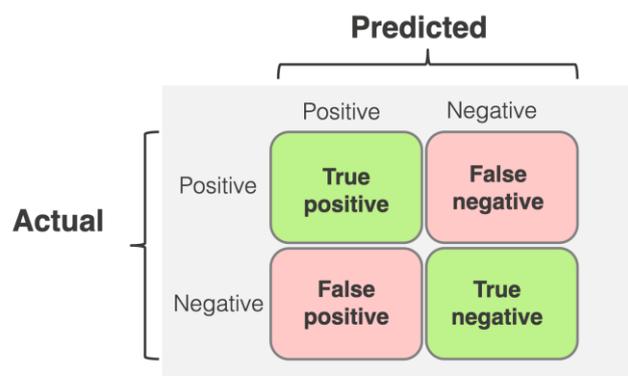
Layer yang digunakan pada model yang dibangun berjumlah 2 layer dimana masing-masing *hidden layer* memiliki 64 *neurons*. Akan tetapi, model *fully connected layer* kemungkinan akan menimbulkan *overfitting*. Oleh karena itu, diterapkan *dropout* pada model ini untuk mengurangi hal tersebut. *Dropout* nantinya akan melakukan pemilihan *neuron* secara acak dari tiap layer yang ada untuk di-*nonaktif*-kan sehingga pada perhitungan layer tidak terlalu banyak *weight* dan *neuron* yang terlibat. Hal itu dilakukan untuk mengurangi kemungkinan terjadi *overfitting*.



Gambar 3.10 *Fully Connected Layer*

3.6 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah alat penting dalam evaluasi model *machine learning*, khususnya dalam masalah klasifikasi pada penelitian ini. *Confusion matrix* adalah representasi matriks yang memberikan pandangan rinci tentang kinerja model klasifikasi, dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap label sebenarnya [8]. Setiap elemen dalam *confusion matrix* mewakili perbandingan antara prediksi model dan hasil aktual yang diperoleh dari data. Adapun tabel *confusion matrix* teradapat pada Gambar 3.10.



Gambar 3.11 *Confusion Matrix*

Berikut adalah persamaan presisi pada Persamaan (3.1), Persamaan akurasi (3.2), dan Persamaan *recall* (3.3).

$$Pr = \frac{\Sigma TP}{\Sigma(TP+FP)} \times 100\% \quad (3.1)$$

$$Ac = \frac{\Sigma(TP+TN)}{\Sigma(TP+FP+TN+FN)} \times 100\% \quad (3.2)$$

$$Rc = \frac{\Sigma TP}{\Sigma(TP+FN)} \times 100\% \quad (3.3)$$

$$F1 = \frac{2 \times Pr \times Ac}{Pr + Ac} \quad (3.4)$$

dimana,

Pr = Precision

Ac = Accuracy

Rc = Recall

F1 = Rasio Positif Sejati terhadap total positif aktual

TP = True Positive

FP = False Positive

TN = True Negative

FN = False Negative

Dengan *confusion matrix*, kita dapat menganalisis sejauh mana model kita membuat prediksi yang tepat atau salah, dan bagaimana tipe kesalahan itu dibagi antara prediksi positif dan negatif.

BAB V KESIMPULAN & SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai implementasi convolutional neural network (CNN) pada huruf utama aksara Lampung, dapat disimpulkan bahwa:

1. Berdasarkan berbagai pengujian dengan jumlah data latih dan jumlah *epochs* yang berbeda, model ini secara konsisten mencapai akurasi di atas 98,999%, yang mengindikasikan bahwa CNN mampu mengenali pola dan karakteristik unik dari aksara Lampung dengan sangat baik.
2. Model CNN diuji menggunakan database tulisan tangan aksara Lampung, yang mencakup berbagai variasi dalam penulisan huruf utama dengan total 13000 citra dari 50 set. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model dapat mengenali karakter dengan akurasi tinggi yaitu di atas 98,999%, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi pada karakter yang memiliki bentuk serupa.
3. Implementasi CNN terbukti efektif dalam mengklasifikasikan tulisan tangan aksara Lampung, dengan nilai presisi, recall, dan skor F1 yang tinggi dengan nilai di atas 98,999% sehingga dapat menjadi dasar untuk penelitian lebih lanjut dalam bidang pengenalan aksara daerah.

5.2 Saran

Berdasarkan penelitian ini ada pun saran untuk penelitian selanjutnya yaitu sebagai berikut:

1. Memperluas dataset dengan lebih banyak variasi tulisan tangan, ukuran, dan gaya penulisan akan membantu model dalam generalisasi yang lebih baik.

2. Menerapkan pengembangan Aplikasi Mobile Berbasis CNN untuk Pengenalan dan Pembelajaran Aksara Lampung

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Sazqiah *et al.*, “Pengenalan Aksara Lampung Menggunakan Metode CNN (Convolutional Neural Network),” *Semin. Nas. Ins. Prof.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–5, 2022, doi: 10.23960/snip.v2i1.165.
- [2] W. M. Jwaid, “Development of Text Extraction Technique Using Optical Character Recognition and Morphological Reconstruction To Eliminate Artifacts of Image’S Background,” *Eastern-European J. Enterp. Technol.*, vol. 1, no. 2–115, pp. 50–57, 2022, doi: 10.15587/1729-4061.2022.252803.
- [3] I. Khandokar, M. Hasan, F. Ernawan, S. Islam, and M. N. Kabir, “Handwritten character recognition using convolutional neural network,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1918, no. 4, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1918/4/042152.
- [4] E. Hara, H. Fitriawan, and Y. Mulyani, “Penggunaan Deteksi Tepi (Canny) pada Sistem Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Lampung Berbasis Jaringan Syaraf Tiruan,” *Electr. J. Rekayasa dan Teknol. Elektro*, vol. 10, no. 3, pp. 1–86, 2016.
- [5] C. A. Phradhana, “Pengenalan Aksara Jawa dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 7, no. 1, pp. 2558–2567, 2020.
- [6] A. Aryantio and R. Munir, “Pengenalan Aksara Lampung Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan,” *J. Konf. Nas. Inform.*, pp. 34–38, 2015.
- [7] O. I. Abiodun *et al.*, “Comprehensive Review of Artificial Neural Network Applications to Pattern Recognition,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 158820–

158846, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2945545.

- [8] T. Pansombut, S. Wikaisuksakul, K. Khongkraphan, and A. Phon-On, “Convolutional neural networks for recognition of lymphoblast cell images,” *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2019, 2019, doi: 10.1155/2019/7519603.
- [9] P. Faradilla, S. F. Rezky, and R. Hamdani, “Implementasi Metode Kernel Konvolusi Dan Contrast Stretching Untuk Perbaikan Kualitas Citra Digital,” *J. Sist. Inf. Triguna Dharma (JURSI TGD)*, vol. 1, no. 6, p. 865, 2022, doi: 10.53513/jursi.v1i6.6297.
- [10] S. R. Sulistiyanti, F. A. Setyawan, and M. Komarudin, *Pengolahan Citra*. Yogyakarta, 2016.
- [11] D. Putra, “Pengolahan Citra Digital,” no. April, p. 420, 2010.
- [12] A. P. Windarto *et al.*, *Jaringan Saraf Tiruan: Algoritma Prediksi dan Implementasi*, vol. 53, no. 9. 2019.
- [13] A. Duykuloğlu, “The Significance of Artificial Neural Networks in Educational Research: A Summary of Research and Literature Ayhan,” *Tech. Biochem.*, vol. 2, no. 2, pp. 107–116, 2021.
- [14] Abu Ahmad, “Mengenal Artificial Intelligence, Machine Learning, & Deep Learning,” *J. Teknol. Indones.*, vol. 1, no. June, pp. 1–6, 2017, [Online]. Available:
- [15] A. Ghosh, A. Sufian, F. Sultana, A. Chakrabarti, and D. De, *Fundamental concepts of convolutional neural network*, vol. 172, no. January. 2019. doi: 10.1007/978-3-030-32644-9_36.
- [16] L. Alzubaidi *et al.*, *Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions*, vol. 8, no. 1. Springer International Publishing, 2021. doi: 10.1186/s40537-021-00444-8.
- [17] K. Azmi, S. Defit, and S. Sumijan, “Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat,” *J.*

Unitek, vol. 16, no. 1, pp. 28–40, 2023, doi: 10.52072/unitek.v16i1.504.

- [18] M. Krichen, “Convolutional Neural Networks: A Survey,” *Computers*, vol. 12, no. 8, pp. 1–41, 2023, doi: 10.3390/computers12080151.
- [19] J. Maurício, I. Domingues, and J. Bernardino, “Comparing Vision Transformers and Convolutional Neural Networks for Image Classification: A Literature Review,” *Appl. Sci.*, vol. 13, no. 9, 2023, doi: 10.3390/app13095521.
- [20] Dr. Poornima G. Naik, Dr. Girish R. Naik, and Mr. M.B.Patil, *Conceptualizing Python in Google*, no. January. 2021.
- [21] A. Anton, N. F. Nissa, A. Janiati, N. Cahya, and P. Astuti, “Application of Deep Learning Using Convolutional Neural Network (CNN) Method For Women’s Skin Classification,” *Sci. J. Informatics*, vol. 8, no. 1, pp. 144–153, 2021, doi: 10.15294/sji.v8i1.26888.
- [22] P. A. Nugroho, I. Fenriana, and R. Arijanto, “Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia,” *Algor*, vol. 2, no. 1, pp. 12–21, 2020.
- [23] H. Fitriawan, Ariyanto, and H. Setiawan, “Neural Networks for Lampung Characters Handwritten Recognition,” *Proc. - 6th Int. Conf. Comput. Commun. Eng. Innov. Technol. to Serve Humanit. ICCCE 2016*, pp. 485–488, 2016, doi: 10.1109/ICCCE.2016.107.
- [24] A. Zafar *et al.*, “A Comparison of Pooling Methods for Convolutional Neural Networks,” *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 17, pp. 1–21, 2022, doi: 10.3390/app12178643.
- [25] S. Bhairnallykar, A. Prajapati, A. Rajbhar, and S. Mujawar, “Convolutional Neural Network (CNN) for Image Detection,” *Int. Res. J. Eng. Technol.*, vol. 07, no. 11, pp. 1239–1243, 2020.
- [26] S. Cong and Y. Zhou, *A review of convolutional neural network architectures and their optimizations*, vol. 56, no. 3. Springer Netherlands,

2023. doi: 10.1007/s10462-022-10213-5.

- [27] Y. Wang, Z. Xiao, and G. Cao, “A convolutional neural network method based on Adam optimizer with power-exponential learning rate for bearing fault diagnosis,” *J. Vibroengineering*, vol. 24, no. 4, pp. 666–678, 2022, doi: 10.21595/jve.2022.22271.

- [28] I. S. Hanindria and Hendry, “Pengklasifikasian Aksara Jawa Metode Convolutional Neural Network,” *J. Tek. Inform. dan Sitem Inf.*, vol. 9, no. 3, pp. 2727–2737, 2022, [Online].