



**PENGENALAN AKSARA LOTE ENDE MELALUI CITRA DIGITAL  
MENGUNAKAN ALGORITMA *CONVOLUTIONAL NEURAL  
NETWORK***

*TUGAS AKHIR*

Floridia Anggitasari  
41516110070

UNIVERSITAS  
**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS MERCU BUANA  
JAKARTA  
2020**



**PENGENALAN AKSARA LOTE ENDE MELALUI CITRA DIGITAL  
MENGUNAKAN ALGORITMA *CONVOLUTIONAL NEURAL  
NETWORK***  
*Tugas Akhir*

Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer

Oleh:  
Florida Anggitasari  
41516110070

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS MERCU BUANA  
JAKARTA

2020  
MERCU BUANA

## LEMBAR PERNYATAAN ORISINALITAS

Yang bertanda tangan dibawah ini:

NIM : 41516110070

Nama : Florida Anggitasari

Judul Tugas Akhir : **Pengenalan Aksara Lote Ende dengan Citra Digital menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network**

Menyatakan bahwa Laporan Tugas Akhir saya adalah hasil karya sendiri dan bukan plagiat. Apabila ternyata ditemukan didalam laporan Tugas Akhir saya terdapat unsur plagiat, maka saya siap untuk mendapatkan sanksi akademik yang terkait dengan hal tersebut.

Jakarta, 24 Agustus 2020



Florida Anggitasari



UNIVERSITAS  
MERCU BUANA

## SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR

Sebagai mahasiswa Universitas Mercu Buana, saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama Mahasiswa : Floridia Anggitasari  
NIM : 41516110070  
Judul Tugas Akhir : Pengenalan Aksara Lote Ende melalui Citra Digital menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network

Dengan ini memberikan izin dan menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Mercu Buana **Hak Bebas Royalti Noneksklusif** (*None-exclusive Royalty Free Right*) atas karya ilmiah saya yang berjudul diatas beserta perangkat yang ada (jika diperlukan).

Dengan Hak Bebas Royalti/Noneksklusif ini Universitas Mercu Buana berhak menyimpan, mengalihmedia/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat dan mempublikasikan tugas akhir saya.

Selain itu, demi pengembangan ilmu pengetahuan di lingkungan Universitas Mercu Buana, saya memberikan izin kepada Peneliti di Lab Riset Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana untuk menggunakan dan mengembangkan hasil riset yang ada dalam tugas akhir untuk kepentingan riset dan publikasi selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Jakarta, 24 Agustus 2020



Floridia Anggitasari

## SURAT PERNYATAAN LUARAN TUGAS AKHIR

Sebagai mahasiswa Universitas Mercu Buana, saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama Mahasiswa : Florida Anggitasari  
 NIM : 41516110070  
 Judul Tugas Akhir : Pengenalan Aksara Lote Ende melalui Citra Digital menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network

Menyatakan bahwa Luaran Tugas Akhir saya adalah sebagai berikut :

No	Luaran	Jenis	Status
1	Publikasi Ilmiah	Jurnal Nasional Tidak Terakreditasi	✓
		Jurnal Nasional Terakreditasi	
		Jurnal International Tidak Bereputasi	
		Jurnal International Bereputasi	
Disubmit/dipublikasikan di :	Nama Jurnal	: <i>Format : Jurnal Ilmiah tentang Informatika</i>	
	ISSN	: <i>2089 - 5615</i>	
2	Kertas Kerja, Merupakan material hasil penelitian sebagai kelengkapan Artikel Jurnal. Terdiri dari (minimal 4)	Literatur Review	[✓]
		Hasil analisa & perancangan aplikasi	[✓]
		Source code	[✓]
		Data set	[✓]
		Tahapan eksperimen	[✓]
		Hasil eksperimen seluruhnya	[✓]
3	HAKI Disubmit / Terdaftar	HAKI Paten	Diajukan
			Tercatat
		No & Tanggal Permohonan	:
		No & Tanggal Pencatatan	:

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Jakarta, 24 Agustus 2020

  
  
  
 Florida Anggitasari

## LEMBAR PERSETUJUAN PENGUJI 1

NIM : Floridia Anggitasari  
Nama : 41516110070  
Judul Tugas Akhir : Pengenalan Aksara Lote Ende melalui Citra Digital menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network

Tugas Akhir ini telah diperiksa dan disidangkan sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana.

Jakarta, 24 Agustus 2020



## LEMBAR PERSETUJUAN PENGUJI 2

NIM : Floridia Anggitasari  
Nama : 41516110070  
Judul Tugas Akhir : Pengenalan Aksara Lote Ende melalui Citra Digital menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network

Tugas Akhir ini telah diperiksa dan disidangkan sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana.

Jakarta, 24 Agustus 2020



(Diky Firdaus, S.Kom.,MM)

Penguji 2

UNIVERSITAS  
MERCU BUANA

### LEMBAR PERSETUJUAN PENGUJI 3

NIM : Floridia Anggitasari  
Nama : 41516110070  
Judul Tugas Akhir : Pengenalan Aksara Lote Ende melalui Citra Digital menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network

Tugas Akhir ini telah diperiksa dan disidangkan sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana.

Jakarta, 24 Agustus 2020

  
(Henry Derajat Wijaya, S.Kom., MM)  
Anggota Penguji 3

UNIVERSITAS  
MERCU BUANA



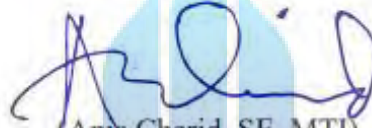
## LEMBAR PENGESAHAN

NIM : 41516110070  
Nama : Floridia Anggitasari  
Judul Tugas Akhir : Pengenalan Aksara Lote Ende Melalui Citra Digital Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network

Tugas Akhir ini telah diperiksa dan disidangkan sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana.

Jakarta, 24 Agustus 2020


Menyetujui,



(Anis Cherid, SE, MTI)  
Dosen Pembimbing

Mengetahui,

UNIVERSITAS  
MERCU BUANA



(Diky Firdaus, S.Kom, MM)

Koord. Tugas Akhir Teknik Informatika



(Desi Ramayanti, S.Kom, MT)

Ka. Prodi Teknik Informatika

## ABSTRAK

Nama : Floridia Anggitasari  
NIM : 41516110070  
Pembimbing TA : Anis Cherid,SE,MTI  
Judul : Pengenalan Aksara Lote Ende melalui Citra Digital menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network

Aksara menjadi salah satu perkembangan literasi di Indonesia, Aksara Lote Ende merupakan satu dari banyaknya macam aksara yang akan punah karena kurangnya pelestarian budaya. Teknologi Citra Digital sangat memungkinkan menjadi salah satu cara pelestarian aksara dengan cara pengenalan karakter aksara Lote Ende dengan menggunakan metode klasifikasi CNN (Convolutional Neural Network). Penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan yaitu Pre Processing, Klasifikasi dan Evaluasi. Penelitian ini menggunakan menggunakan Metode Canny dan Binary Threshold untuk mendapatkan manipulasi Citra yang bisa di proses untuk train data menggunakan CNN dan diakhiri dengan penentuan Evaluasi keseluruhan untuk data training dan data testing. Hasil dari Penelitian ini memberikan Akurasi sebesar 96,0% dan Error sebesar 20,0%

Kata kunci:

***Kata kunci***— CNN, Image Pre Processing, Aksara Lote Ende



## ABSTRACT

Name : Floridia Anggitasari  
Student Number : 41516110070  
Counsellor : Anis Cherid,SE,MTI  
Title : Handwritten Lote Ende Character Recognition using  
Convolutional Neural Network

Aksara is one of the development of literacy in Indonesia, Lote Ende script is one of the many types of characters that will become extinct due to lack of cultural preservation. Digital Image Technology is very likely to be one of the ways to preserve characters by recognizing the Lote Ende characters using the CNN (Convolutional Neural Network) classification method. This research consists of several stages, namely Pre Processing, Classification and Evaluation. This study uses the Canny and Binary Threshold Methods to obtain image manipulation that can be processed for train data using CNN and ends with the determination of the overall evaluation for training data and testing data. The results of this study provide an accuracy of 96.0% and an error of 20.0%

Key words:

CNN, Image Pre Processing, Aksara Lote Ende



## KATA PENGANTAR

Puji syukur kita panjatkan kepada Allah SWT, Karena berkat rahmat-Nya penulis dapat menyelesaikan penelitian ini.

Penulis menyadari bahwa tanpa bantuan dan bimbingan Bapak Anis Cherid dan rekan rekan saya yang telah membantu saya menyelesaikan penelitian saya mungkin saya tidak akan dapat menyelesaikan penelitian ini tepat waktu, Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Kedua Orang Tua
2. Bapak Audris Evan Utomo
3. Bapak Anis Cherid
4. Ibu Prastika
5. Rekan Rekan Mahasiswa Universitas Mercubuana Meruya
6. Rekan Rekan PT Docotel Teknologi

Akhir kata, penulis berharap penelitian ini dapat dijadikan referensi untuk penelitian terkait lainnya.

Jakarta, 29 Juli 2020  
Penulis



UNIVERSITAS  
MERCU BUANA

## DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL.....	i
LEMBAR PERNYATAAN ORISINALITAS .....	ii
SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR... ..	iii
SURAT PERNYATAAN LUARAN TUGAS AKHIR.....	iv
LEMBAR PERSETUJUAN PENGUJI 1 .....	v
LEMBAR PERSETUJUAN PENGUJI 2 .....	vi
LEMBAR PERSETUJUAN PENGUJI 3 .....	vii
LEMBAR PENGESAHAN .....	viii
ABSTRAK .....	ix
ABSTRACT.....	x
KATA PENGANTAR.....	xi
DAFTAR ISI.....	xii
NASKAH JURNAL .....	1
KERTAS KERJA.....	13
BAGIAN 1. LITERATUR REVIEW .....	14
BAGIAN 2 ANALISIS DAN PERANCANGAN.....	15
BAGIAN 3 SOURCE CODE .....	23
BAGIAN 4 DATASET.....	29
BAGIAN 5 TAHAPAN EKSPERIMEN .....	31
BAGIAN 6 HASIL SEMUA EKSPERIMEN .....	32
DAFTAR PUSTAKA.....	34

**NASKAH JURNAL**

# Pengenalan Aksara Lote Ende Melalui Citra Digital Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network

**Florida Anggitasari\*<sup>1</sup>, Anis Cherid<sup>2</sup>**

<sup>1,2</sup>Universitas Mercubuana; Meruya, (021) 5840816

<sup>3</sup>Jurusan Teknik Informatika, FASILKOM Mercubuana, Jakarta  
e-mail: <sup>1</sup>41516110070@student.mercubuana.ac.id, <sup>2</sup>anis.cherid@mercubuana.ac.id

### *Abstrak*

*Aksara menjadi salah satu perkembangan literasi di Indonesia, Aksara Lote Ende merupakan satu dari banyaknya macam aksara yang akan punah karena kurangnya pelestarian budaya. Teknologi Citra Digital sangat memungkinkan menjadi salah satu cara pelestarian aksara dengan cara pengenalan karakter aksara Lote Ende dengan menggunakan metode klasifikasi CNN (Convolutional Neural Network). Penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan yaitu Pre Processing, Klasifikasi dan Evaluasi. Penelitian ini menggunakan menggunakan Metode Canny dan Binary Threshold untuk mendapatkan manipulasi Citra yang bisa di proses untuk train data menggunakan CNN dan diakhiri dengan penentuan Evaluasi keseluruhan untuk data training dan data testing. Hasil dari Penelitian ini memberikan Akurasi sebesar 96,0% dan Error sebesar 20,0%*

**Kata kunci**— CNN, Image Pre Processing, Aksara Lote Ende

### 1. PENDAHULUAN

Pada tahun 2017 jurnalis dari Kompas menyatakan bahwa sangat sulit menemukan masyarakat asli Ende yang dapat menuliskan aksara Lote Ende, namun berdasarkan Investigasi tersebut tidak terdapat tindakan nyata dari Pemerintah setempat untuk pelestarian Aksara Lote Ende. Sebagai sebuah langkah awal penelitian ini dimaksudkan untuk membawa Eksistensi Aksara ini ke ranah digital sehingga dapat di kenalkan pada khalayak umum dan menjadi upaya pelestarian sekaligus pengenalan tentang Aksara Lote Ende.

Aksara ini merupakan turunan dari aksara Bugis yang di gunakan di kota Ende, Dokumentasi aksara ini ialah berupa Syair Klasik hingga hukum Adat daerah setempat. Aksara ini memiliki 120 aksara asli Ende dan 20 Aksara Bugis, dokumentasi tentang aksara ini tidak banyak di publikasikan akan tetapi Peneliti asal Universitas Undayana melakukan penelusuran lebih lanjut tentang aksara ini dan menghasilkan sebuah penelitian berjudul Lota Character in Ende, Flores

Dengan maksud mendigitalisasi aksara Lote Ende maka penelitian ini akan melakukan pembuatan system pengenalan aksara citra digital dengan menggunakan Metode CNN (Convolutional Neural Network). Terdapat beberapa penelitian terkait Klasifikasi Citra Digital, Seperti Jurnal Convolutional Neural Network for Handwritten Javanese Character Recognition yang membandingkan metode MLP dan CNN, Chandra Kusuma Dewa [1] Deep Convolutional Neural Network untuk Medical Sector [2] Deteksi

Karakter Arab dengan Convolutional Neural Network dengan 5,1% kesalahan klasifikasi [3] Penelitian terkait Klasifikasi Devanagari karakter dengan Deep Learning menggunakan CNN dengan hasil 95,46 % untuk hasil Test Akurasi [4] Selain penelitian pendukung untuk memilih CNN sebagai Algoritma klasifikasi Image ialah dengan Penelitian yang melakukan perbandingan untuk setiap Model CNN yang menghasilkan akurasi sebesar 96% - 100% untuk setiap modelnya [5]

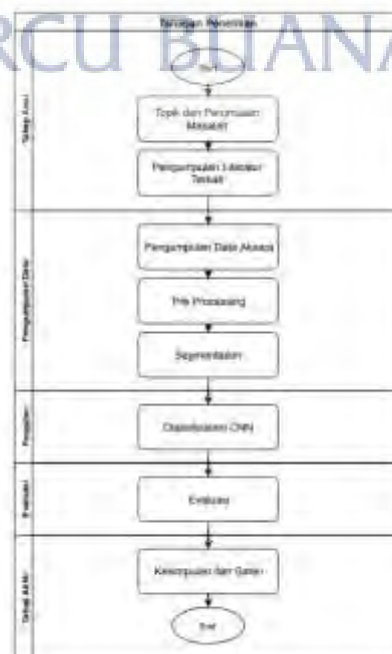
Penelitian lainnya yang mendukung proses Pre Processing yang dijadikan referensi untuk penulisan penelitian ini ialah, Implementasi Algoritma Deteksi Tepi Sobel dengan metode backpropagation menghasilkan tingkat akurasi hingga 100% [6] Untuk proses Segmentasi Citra dengan menggunakan Otsu menghasilkan akurasi 93,3% [7] Pengenalan pola pada tulisan tangan yang menghasilkan output secara digital dengan menggunakan Metode Ekstraksi Fitur Geometri dengan hasil 83,55% dengan 30 data pengujian [8] Kajian Thinning Aksara Sunda dengan metode preprocessing algoritma Kwon-Gi-Kang dengan hasil 0,9955 dari skala 1[9] Hasil eksperimen dalam bahwa fitur fusion dapat mengungguli fitur individual dalam pengambilan motif batik, Hasil tingkat akurasi pengambila mencapai 84,54% untuk 3 rank presisi yaitu Gabor, GCLM dan Log-Gabor. [10]

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1. Metodologi Penelitian

Metode pengumpulan data pada penelitian ini ialah menggunakan studi dokumen, studi dokumen merupakan pengumpulan data dengan cara mempelajari sebuah dokumen untuk mendapatkan data. Dokumentasi yang di dapatkan dari penelitian ini merupakan dokumentasi dari sebuah buku Maria Matildis Banda yang berjudul “Aksara Ende”, dalam buku tersebut terdapat beberapa dokumentasi secara singkat tentang sejarah aksara Lote Ende juga perihal berkembangnya aksara ini di daerah Ende.

### 2.2. Tahap Penelitian



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Tahapan awal penelitian ini ialah perumusan masalah secara rinci dan melakukan Batasan masalah terhadap penelitian ini, literatur terkait juga di kumpulkan guna menambah referensi dalam penelitian.

Tahapan selanjutnya ialah pengumpulan data, data yang digunakan ialah huruf dengan masing masing huruf memiliki 1400 data yang terdiri atas 80% data training, 20% data, tahapan preprocessing pada penelitian ini menggunakan Algoritma Otsu Threshold dan Canny sebagai pendeteksi tepi yang telah tersedia pada Open CV.

Fig. 1. Pada tahapan pengujian, akan menggunakan algoritma CNN dan Validation dengan variasi epoch dan layer size yang berbeda beda. Selanjutnya tahapan Evaluasi akan di tampilkan dengan mengimplementasikan plotlib sebagai media data visualization. Tahapan akhir pada penelitian ini akan menghasilkan kesimpulan dari keseluruhan percobaan pada penelitian.

### 2.3. Perancangan Sistem

#### 2.4.1. Aksara Lote Ende

Aksara Lote Ende merupakan salah satu aksara serapan dari Aksara Bugis, Aksara ini tidak memiliki huruf original dari etnik Ende. Aksara ini pertama kali di terbitkan dalam sebuah karya berjudul *Controleer Onder Afdeelingen Endeh* pada tahun 1872 oleh S.Ross. Itu diterbitkan sebagai bagian dari “De Taal” TBG XXIV (Tabel S.Ross) dari Biro *Encyclopaedisch Endeh Flores* dari halaman 221 hingga 250 oleh Suchtelen pada tahun 1921. [2]

Fig. 2. Aksara Lota Ende yang akan digunakan ialah yang di tuliskan oleh V.Suchtelen, Aksara ini yang menjadi versi terakhir setelah yang dituliskan oleh S.Ross pada tahun 1871 dan di pelajari di Pulau Ende secara turun temurun.

Table 1 Aksara Lote Ende

Fig. 3.















						
<b>A</b>	<b>FA</b>	<b>MBA</b>	<b>DHA</b>	<b>BA</b>	<b>NGA</b>	<b>WA</b>
						
<b>MA</b>	<b>PA</b>	<b>TA</b>	<b>SA</b>	<b>GA</b>	<b>HA</b>	<b>JA</b>

Fig. 4.

#### 2.3.2. Image Pre Processing

Fig. 5. Tahap preprocessing terdiri dari beberapa tahapan, Pre Processing merupakan tahap pengolahan citra asli sebelum citra tersebut diolah. Dalam tahap ini salah satu fungsinya ialah memperbaiki kualitas citra dan memanipulasi citra sehingga dapat sesuai dengan kebutuhan.

#### 2.5.1.1. Dataset

Fig. 6. Pengumpulan data yang di lakukan menginkutsertakan 30 orang untuk melakukan penulisan huruf sebanyak 14 karakter Lote Ende. Karakter tersebut akan berupa data interger yang mewakili data label perhuruf seperti A = 1, BA = 2, DH = 3, GA = 4, MA = 6, MBA = 7, NGA = 9, PA = 10, SA = 11, TA = 12, WA = 13,



FA= 15, HA= 16 dan JA = 17. Kebutuhan data train akan lebih banyak dibandingkan data test, perbandingan sebesar 80:20. Berikut tampilan data train yang telah di siapkan berdasarkan labelnya.

Fig. 7. Keseluruhan data akan diolah kembali dengan Library Image Data Generator untuk membuat sebuah data Citra menjadi lebih banyak dengan variasi pada citra yang berbeda beda.



Gambar 2 Dataset Train

#### 2.5.1.2. Grayscale

Fig. 8. Grayscale merupakan proses untuk mengubah warna pada gambar menjadi hitam putih. Sehingga nilai intensitas yang terkandung pada gambar hanyalah 0 (Hitam) hingga 255 (Putih).

#### 2.5.1.3. Resize

Fig. 9. Input citra memiliki pixel dengan ukuran yang cukup besar sehingga diperlukannya resize citra dan menghasilkan ukuran citra yang lebih minimum sehingga proses citra yang dilakukan dapat berjalan lebih ringan.

Fig. 10. Penelitian ini menggunakan ukuran resize 28x28 untuk setiap kolom dan baris pada ukuran citra.

#### 2.5.1.4. Threshold

Fig. 11. Penelitian ini menggunakan 2 jenis metode threshold yang akan digabungkan sehingga menghasilkan Citra yang lebih baik untuk di proses.

##### *Binary Threshold*

Fig. 12. Binary Threshold memisahkan antara Object dengan Backgroundnya yang ditentukan berdasarkan parameter Threshold yang di inputkan, Sehingga jika pixel lebih besar dari threshold yang ditentukan maka bernilai 255 sisanya bernilai 0.

##### *Otsu Threshold*

Fig. 13. Otsu Threshold menggunakan nilai threshold secara otomatis sehingga dapat memisahkan antara background dan foreground. Tujuan metode ini ialah untuk mencari penyebaran nilai threshold minimum untuk background dan foreground.

Fig. 14. Selanjutnya setelah mengimplementasikan metode segmentasi binary threshold dan otsu threshold dengan nilai ambang 100 maka citra akan berubah dan menghilangkan noisy yang tidak di perlukan dan mengubah ukuran bit menjadi 8 bit.

### 2.5.1.5. Edge Detection

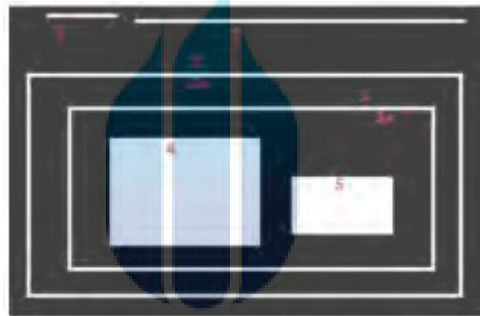
Canny merupakan salah satu Metode untuk mengimplementasikan deteksi tepi pada Citra, Metode Canny terdiri dari beberapa proses di dalamnya. Penelitian ini menggunakan Fast Non Local Denoising yang dapat di gunakan untuk Citra yang telah di Grayscale maupun yang berwarna hal ini di butuhkan untuk mengurangi Noise pada Citra yang akan di proses. Setelah melakukan denoising dengan menggunakan Non Local Denoising maka akan mendapatkan tepi.

### 2.5.1.6. Contours

Contours berfungsi untuk mendeteksi bentuk sebuah object, Contour merupakan sebuah kurva yang menghubungkan semua titik, Proses ini digunakan untuk melakukan segmentasi pada Citra. Penelitian ini menggunakan beberapa fungsi pada Contour dan juga Metode pada Contour yaitu :

#### Retrieval List

Contour memiliki hirarki, Hirarki pada contours dapat di artikan Parent sebagai outer dan Child sebagai Inner



**Gambar 3 Hirarki pada Contours**

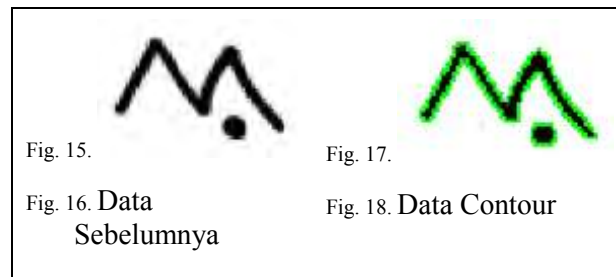
Disini terlihat 0,1,2 merupakan hirarki yang sama yang dapat disitilahkan bahwa bentuk tersebut diluar dari bounding dibawahnya. Sedangkan 2, 2a merupakan Parent dan Child yang juga terdapat pada Hirarki yang sama hingga seterusnya.

Fungsi Retrieval List akan menghasilkan contour yang sama antara Parent dan Child seperti contoh 2 dan 2a, keduanya akan menjadi contour untuk area 2.

#### Chain Approx None

Fungsi ini berfungsi untuk menyimpan seluruh titik contour sehingga, setiap 2 titik berikutnya  $(x_1, y_1)$  dan  $(x_2, y_2)$  dari kontur akan menjadi *neighboar* horizontal, vertikal atau diagonal, yaitu maks  $(\text{abs}(x_1-x_2), \text{abs}(y_2-y_1)) = 1$ .

Table 2 Perbandingan Data Asli dengan Data Contour



#### 2.4. Model Convolutional Neural Network

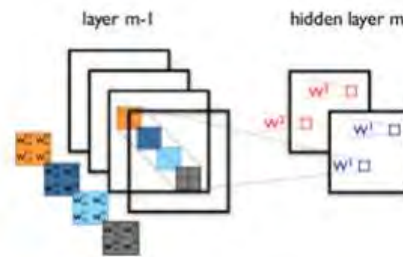
Fig. 19. Seiring perkembangan jaman Neural Network semakin berkembang hingga menjadi Multilayer Neural Network akan tetapi semakin banyaknya Hidden Layer dapat mengurangi akurasi yang semakin buruk.

Fig. 20. Convolutional Neural Network (CNN) merupakan pengembangan dari Multilayer Perceptron (MLP). CNN biasanya digunakan untuk mengklasifikasikan data Citra 2 dimensi. CNN termasuk kedalam salah satu jenis Deep Learning. Deep Learning memiliki prinsip yang kurang lebih sama dengan Neural Network tetapi Deep Learning memiliki arsitektur yang cukup kompleks dan Hidden Layer yang sangat banyak.



Gambar 4 Konsep Neural Network

Fig. 21. Pada gambar diatas, setiap Input layer memiliki masing masing neuron yang akan terhubung dengan Hidden Layer, Input yang akan digunakan pada penelitian ini merupakan data pixel dari Citra yang telah di olah sebelumnya, setiap koneksi antara layer memiliki bobot dan koneksi antara Input akan memiliki nilai Bobot dan Bias. Setiap neuron memiliki 2 operasi yaitu Operasi Linear  $z_j$  dan Non Linear/aktivasi



Gambar 5 Konsep CNN

Fig. 22. 2.4.1. Forward Propagation

Fig. 23. Konsep Feedforward merupakan komputasi neural network yang dimulai dari layer input, forward propagation melakukan perhitungan dengan menggunakan operasi Linier  $z_j$  dan dilanjutkan dengan melakukan aktivasi yang di simbolkan dengan  $h_j$

$$\text{Fig. 25. } z_j = \sum_{i=0}^d w_{ij} \cdot x_i$$

Fig. 24. (3)

$$\text{Fig. 27. } h_j = \sigma(z_j)$$

Fig. 26. (4)

Fig. 28.

Fig. 29. 2.4.2. Backpropagation

Fig. 30. Konsep Backpropagation melakukan sebuah proses pehitungan selisih antara tiap weight dan bias berdasarkan error yang di dapat setelah tahapan feedforward. Proses ini berjalan mundur dimulai dari melakukan perhitungan dari output layer.

## 2.5. CNN Layers

### 2.7.1. Input Shape

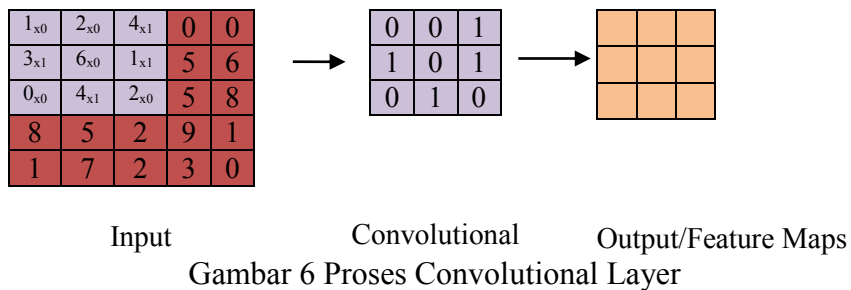
Fig. 31. Input Shape merupakan ukuran data Input yang akan di Implementasikan pada model, Ukuran Input shape di sesuaikan dengan ukuran Citra, Citra yang digunakan pada penelitian ini memiliki ukuran 28x28.

Fig. 32. Label merupakan data kategori dari aksara, pixel terdiri dari pixel 0 hingga pixel 783 yang merupakan data yang terpecah dari ukuran Citra 28x28.

### 2.7.2. Convolutional Layers

Convolutional Layer merupakan layer yang akan menghasilkan data ekstraksi dari matrik sebuah citra input, matrik yang terkandung pada citra tersebut (Pixel pada Citra) akan menjadi serangkaian nilai Vektor yang menjadi neuron input layer. Umumnya layer ini akan menghasilkan sebuah feature maps yang dapat bermacam macam dan terdiri dari corners, edges dan endpoints pada citra.

Convolutional Layer akan di jalankan berdasarkan ukuran filter/kernel dari input citra pada proses ini setiap matrik akan dikalikan dengan ukuran filter/kernel yang akan di gunakan. Setiap bagian pada matrix citra akan terus menerus dibagi dan dikalikan hingga menghasilkan sebuah feature maps.



Gambar 6 Proses Convolutional Layer

### 2.7.3. Activation

Fig. 33. Fungsi Activation merupakan fungsi non linier, pada arsitektur CNN di penelitian ini activation function yang akan digunakan ialah ReLU, Fungsi ini akan menyatakan sebuah output 0 jika nilai inputnya adalah negative, jika positive maka nilai tersebut ialah nilai dari hasil aktivasi tersebut.

Fig. 34. (5)

Fig. 35.  $f(x) = \max(0, x)$

### 2.7.4. Batch Normalization

Fig. 36. Batch Normalization merupakan Teknik untuk meningkatkan kecepatan, kinerja dan stabilitas pada model CNN, Teknik ini akan menormalisasi input dan menskala ulang activation function. Teknik ini dapat mengurangi Overfitting pada model karena teknik ini menambahkan noise pada hidden layer sehingga mengurangi penggunaan *Dropout*.

### 2.7.5. Dropout

Fig. 37. Dropout berfungsi untuk menghilangkan neuron neuron yang akan di hilangkan secara acak diberhentikan sementara dan hal tersebut bertujuan untuk mengurangi Overfitting dan memperbaiki loss function pada model.

### 2.7.6. Output Layers

Fig. 38. Output Layer merupakan layer yang menampung seluruh hasil yang telah di kalkulasi berdasarkan perhitungan output, f merupakan fungsi activation yang akan di jumlahkan dengan nilai weight, input dan bias dari antara satu layer ke layer lanjutan

Fig. 39. (6)

Fig. 40. 
$$z_j = f \sum_{i=0}^d w_{ij} \cdot x_i + b_j$$

Fig. 41. Selanjutnya hasil tersebut akan kembali di aktivasi menggunakan fungsi softmax untuk menghitung probabilitas dari setiap kelas, perhitungan tersebut ialah sebagai berikut :

Fig. 42. (7)

$$\text{Fig. 43. } p(x) = \frac{e^x}{\sum_{k=1}^K e^x}$$

### 2.7.7. Loss Function

Fig. 44. Loss Function akan mengukur nilai loss dengan nilai yang di ekspetasikan dan hasil dari selisihnya akan menjadi tola ukur atas performa pada model. Penelitian ini menggunakan Categorical Crossentropy loss function dengan perhitungan sebagai berikut :

Fig. 45. (8)

$$\text{Fig. 46. } Loss = \sum_{i=1}^{Output\ Size} y_i \cdot \log \tilde{y}_i$$

### 2.6. CNN Arsitektur

Fig. 47. Penelitian ini menggunakan GPU untuk melakukan learning model CNN dengan NVIDIA GEFORGE 930MX, Model CNN yang di implementasikan merupakan library dari Keras dan Tensorflow 2.0.

Table 3 Detail Arsitektur Model CNN

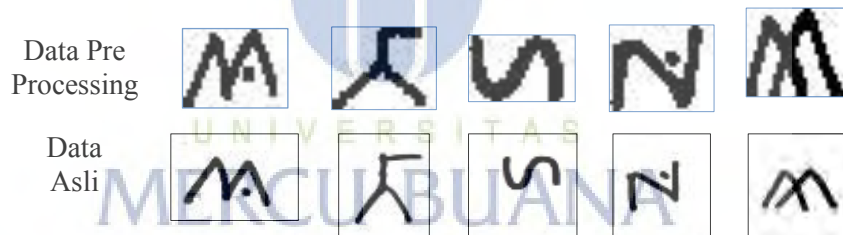
Fig. 48. <b>Layer</b>	Fig. 49. <b>Size</b>	Fig. 50. <b>Output Shape</b>
Fig. 51. <b>Input</b>	Fig. 52. (28, 28, 1)	Fig. 53. -
Fig. 54. <b>Conv2D + ReLU</b>	Fig. 55. 32 (3 x 3)	(None, 26, 26, 32)
Fig. 56. <b>Batch Normalitization</b>	Fig. 57. (3 x 3)	(None, 26, 26, 32)
Fig. 58. <b>Conv2D + ReLU</b>	Fig. 59. 32 (3 x 3)	(None, 24, 24, 32)
Fig. 60. <b>Batch Normalitization</b>	Fig. 61. (3 x 3)	Fig. 62. (None, 24, 24, 32)
Fig. 63. <b>Conv2D + ReLU</b>	Fig. 64. 32 (5 x 5)	Fig. 65. (None, 12, 12, 32)
Fig. 66. <b>Batch Normalitization</b>	Fig. 67. (5 x 5)	Fig. 68. (None, 12, 12, 32)
Fig. 69. <b>Dropout</b>	Fig. 70. 0.4	Fig. 71. (None, 12, 12, 32)
Fig. 72. <b>Conv2D + ReLU</b>	Fig. 73. 64 (3 x 3)	(None, 10, 10, 64)
Fig. 74. <b>Batch Normalitization</b>	Fig. 75. (3 x 3)	(None, 10, 10, 64)
Fig. 76. <b>Conv2D + ReLU</b>	Fig. 77. 64 (3 x 3)	(None, 8, 8, 64)

Fig. 78. <b>Batch Normalitzation</b>	Fig. 79. (3 x 3)	(None, 8, 8, 64)
Fig. 80. <b>Conv2D + ReLU</b>	Fig. 81. 64 (5 x 5)	Fig. 82. (None, 4, 4, 64)
Fig. 83. <b>Batch Normalitzation</b>	Fig. 84. (5 x 5)	Fig. 85. (None, 4, 4, 64)
Fig. 86. <b>Dropout</b>	Fig. 87. 0.4	Fig. 88. (None, 4, 4, 64)
Fig. 89. <b>Conv2D + ReLU</b>	Fig. 90. 128 (4 x 4)	Fig. 91. (None, 1, 1, 128)
Fig. 92. <b>Batch Normalitzation</b>	Fig. 93. (4 x 4)	Fig. 94. (None, 1, 1, 128)
Fig. 95. <b>Dropout</b>	Fig. 96. 0.4	Fig. 97. 128
Fig. 98. <b>Dense</b>	Fig. 99. 18	Fig. 100. 18

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Hasil Preprocessing

Berdasarkan hasil pengujian pre processing pada setiap citra maka citra yang akan di hasilkan dan telah di segmentasi ialah sebagai berikut :



Gambar 7 Hasil Preprocessing

Seperti hasil yang terlihat, data Citra yang di segmentasi akan menghasilkan data citra yang di cropping sehingga menghilangkan bagian background dan terfokus pada object citra yang akan diolah. Selanjutnya data citra ini akan di resize kembali dan diubah menjadi sebuah CSV file sebagai berikut. Data CSV yang akan di proses terdiri dari kolom label dan pixel.

#### 3.2. Validasi dan Pengujian

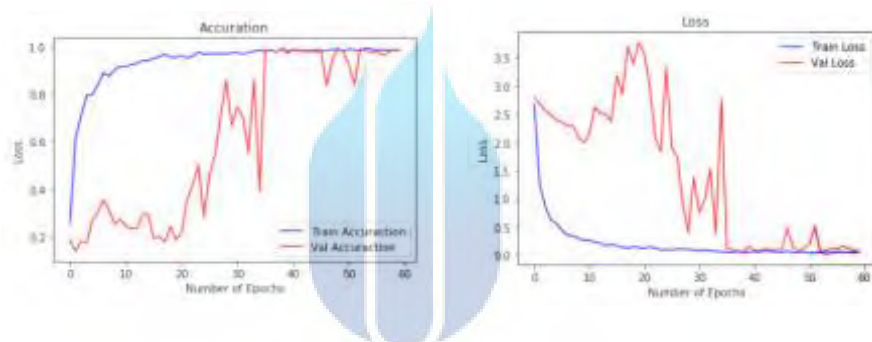
Validasi data merupakan proses untuk melakukan pemeriksaan bahwa data tersebut telah sesuai dengan kriteria yang akan di uji, Validasi data yang digunakan pada penelitian ini ialah data testing yang merupakan 20% dari data keseluruhan, data yang digunakan untuk validasi merupakan data bau yang tidak ada pada data train.

Fig. 101. Penelitian ini menggunakan 1960 data citra dengan 14 kategori aksara yang terdiri dari A,BA,DHA,FA,JA,HA,SA,PA,WA,TA,MA,NGA,GA dan MBA. Kategori tersebut dipilih berdasarkan keseluruhan aksara yang terdiri dari 140 aksara lote ende. Dari keseluruhan data citra 80% data digunakan untuk training dan 20% data digunakan untuk data testing.

**Table 4 Detail Pengujian Berdasarkan Jumlah Epoch**

Fig. 102. <b>o</b>	Fig. 103. <b>Learning Rate</b>	Fig. 104. <b>Epoch</b>	Fig. 105. <b>Validation Accuracy</b>	Fig. 106. <b>Validation Loss</b>	Fig. 107. <b>Accuration</b>	Fig. 108. <b>Loss</b>
Fig. 109. <b>0</b>	Fig. 110. <b>0.5</b>	Fig. 111. <b>30</b>	Fig. 112. <b>0.81</b>	Fig. 113. <b>0.59</b>	Fig. 114. <b>0.97</b>	Fig. 115. <b>0.06</b>
Fig. 116. <b>5</b>	Fig. 117. <b>0.9</b>	Fig. 118. <b>60</b>	Fig. 119. <b>0.98</b>	Fig. 120. <b>0.04</b>	Fig. 121. <b>0.97</b>	Fig. 122. <b>0.06</b>

Fig. 123. Berdasarkan pengujian diatas maka dapat disimpulkan bahwa semakin banyak epoch maka akan mempengaruhi hasil dari train model akan tetapi semakin banyak epoch akan memakan waktu yang lebih lama. Berikut visualisasi data dari pengujian menggunakan epoch 60 dengan learning rate 0.95



Gambar 8 Visualisasi Akurasi dan Loss

### 3.3. Evaluasi

Penelitian ini menghasilkan Akurasi model sebesar 96.0% untuk data test. Setelah melakukan pengujian berdasarkan table pengujian diatas selanjutnya ialah melakukan evaluasi terhadap model penelitian. Formula untuk evaluasi model dapat dilakukan sebagai berikut :

(11)

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

## 4. KESIMPULAN

Kesimpulan pada penelitian ini ialah model yang digunakan pada penelitian ini menghasilkan Akurasi yang cukup tinggi sehingga dapat disimpulkan bahwa model pada penelitian ini dapat di gunakan untuk data lainnya pada penelitian lain. Arsitektur CNN dapat di pastikan menjadi arsitektur model yang cukup baik untuk digunakan dalam klasifikasi citra aksara.

## 5. SARAN



Model ini dapat di kembangkan kembali dan disesuaikan dengan kebutuhan dimasa yang akan datang. Saran untuk pengembangan terkait penelitian ini yaitu :

1. Melakukan penelitian dengan menambahkan dataset lainnya
2. Melakukan pembuatan GUI untuk di implementasikan pada system selanjutnya
3. Melakukan pembuatan learning model untuk dapat membaca data perkata

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada rekan kerja PT. Docotel Teknologi yang telah membantu untuk proses pengumpulan data aksara.



## KERTAS KERJA

### Ringkasan

### Bimbingan Penelitian

	Objective	Paraf
1	Perbaiki latar belakang dan metode penelitian	
2	Latar belakang dan metode penelitian, lanjutkan Bab 2	
3	Perbaiki Bab 2, lanjutkan Bab 3	
4	Bab 3 cukup, mulai lakukan eksperimen	
5	Perbaiki eksperimen	
6	Perbaiki eksperimen	
7	Buat hasil pada Bab 4	
8	Buat kesimpulan	
9	Persetujuan sidang	
10	Revisi Jurnal Sidang	

### Jadwal Sidang

No	NIM	Nama	Pembimbing	Penguji 1	Penguji 2	Penguji 3	Waktu
1	41516110070	Floridia Anggrasan	Anis Cherid, SE, MTI	Achmad Kodar, Drs. MT	Diky Firdaus, S.Kom, MM	Hery Derajad Wijaya, S.Kom, MM	08.00 - 08.45
2	41514110161	Muchamad Arief Sulistyjo	Anis Cherid, SE, MTI	Achmad Kodar, Drs. MT	Diky Firdaus, S.Kom, MM	Hery Derajad Wijaya, S.Kom, MM	08.45 - 09.30
3	41516010114	Riko Primapto Pratama	Anis Cherid, SE, MTI	Achmad Kodar, Drs. MT	Diky Firdaus, S.Kom, MM	Hery Derajad Wijaya, S.Kom, MM	09.30 - 10.15
4	41516010139	Neni Rusmiawati	Achmad Kodar, Drs. MT	Anis Cherid, SE, MTI	Diky Firdaus, S.Kom, MM	Hery Derajad Wijaya, S.Kom, MM	10.15 - 11.00
5	41518110118	Desy Irawan	Achmad Kodar, Drs. MT	Anis Cherid, SE, MTI	Diky Firdaus, S.Kom, MM	Hery Derajad Wijaya, S.Kom, MM	11.00 - 11.45
6	41516010050	Irey Valentiani	Achmad Kodar, Drs. MT	Hani Kusniyati, M.Kom	Diky Firdaus, S.Kom, MM	Hery Derajad Wijaya, S.Kom, MM	13.00 - 13.45
7	41515110039	Muhammad Shidiq	Diky Firdaus, S.Kom, MM	Achmad Kodar, Drs. MT	Hani Kusniyati, M.Kom	Hery Derajad Wijaya, S.Kom, MM	13.45 - 14.30
8	41518110243	Allen Kusuma Febrianto	Diky Firdaus, S.Kom, MM	Achmad Kodar, Drs. MT	Hani Kusniyati, M.Kom	Hery Derajad Wijaya, S.Kom, MM	14.30 - 15.15
9	41517120072	Yosa Hasbianto	Diky Firdaus, S.Kom, MM	Achmad Kodar, Drs. MT	Hani Kusniyati, M.Kom	Hery Derajad Wijaya, S.Kom, MM	15.15 - 16.00