

**PERBANDINGAN KINERJA ARSITEKTUR *MOBILENET V2* DAN
INCEPTION V3 PADA KLASIFIKASI AKSARA LAMPUNG**

(SKRIPSI)

Oleh

**BOBBY MALELA HUTAGALUNG
1817051049**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2023**

**PERBANDINGAN KINERJA ARSITEKTUR *MOBILENET V2* DAN
INCEPTION V3 PADA KLASIFIKASI AKSARA LAMPUNG**

Oleh

BOBBY MALELA HUTAGALUNG

1817051049

Skripsi

**Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Mencapai Gelar
SARJANA KOMPUTER**

Pada

Jurusan Ilmu Komputer

Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Universitas Lampung



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2023**

ABSTRAK

PERBANDINGAN KINERJA ARSITEKTUR *MOBILENET V2* DAN *INCEPTION V3* PADA KLASIFIKASI AKSARA LAMPUNG

Oleh

Bobby Malela Hutagalung

Aksara Lampung yang juga dikenal sebagai Had Lampung, adalah salah satu warisan budaya Indonesia yang berakar di Provinsi Lampung. Namun, penggunaannya semakin menurun. Salah satu cara untuk melestarikan aksara Lampung yang diusulkan oleh peneliti adalah dengan menjadikannya subjek penelitian dengan menerapkannya ke dalam *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan membandingkan arsitektur *MobileNet V2* dan *Inception V3* untuk mengklasifikasikan gambaran Aksara Lampung. Melalui penelitian ini, diperoleh hasil akurasi untuk setiap arsitektur yang dapat menjadi dasar untuk pengembangan aplikasi dan penelitian selanjutnya. Pendekatan ini memiliki potensi untuk mempertahankan dan memperkuat warisan budaya Lampung, serta mengintegrasikannya ke dalam budaya modern. Penelitian ini dibagi menjadi 8 skema yang mengoptimalkan *hyperparameter* dengan ukuran batch 16/32, epoch 10/20 dan learning rate 0.001/0.0001. Penelitian ini melibatkan 32.140 data gambar dari 18 kelas. Hasil akurasi terbaik diperoleh dari arsitektur *MobileNet V2* pada skema 3 dengan tingkat akurasi 98%, sedangkan *Inception V3* mencapai akurasi tertinggi pada skema 3 dengan tingkat akurasi yang sama yaitu 98%.

Kata kunci: Aksara Lampung, *Inception V3*, Klasifikasi, *MobileNet V2*, Perbandingan.

ABSTRACT

PERFORMANCE COMPARISON OF *MOBILENET V2* AND *INCEPTION V3* ARCHITECTURES FOR LAMPUNG SCRIPT CLASSIFICATION

By

Bobby Malela Hutagalung

Lampung script, also known as Had Lampung, is one of Indonesia's cultural heritage that has its roots in Lampung Province. However, its use has decreased in interest. One of the ways to preserve the *Lampung script* proposed by the researcher is to make it a research subject by applying it into *Convolutional Neural Network* (CNN) by comparing *MobileNet V2* and *Inception V3* architectures to classify *Lampung script* images. Through this research, accuracy results for each architecture were obtained which can be the base for application development and future research. This approach has the potential to maintain and strengthen Lampung's cultural heritage and integrate it into modern culture. This research is divided into 8 schemes that optimize hyperparameters with batch size 16/32, Epoch 10/20, and learning rate 0.001/0.0001. This research involved 32,140 data images from 18 classes. The best accuracy results were obtained from the *MobileNet V2* architecture in scheme 3 with an accuracy level of 98% while *Inception V3* achieved the highest accuracy in scheme 3 with the same accuracy level of 98%.

Keywords: *Classification, Comparison, Inception V3, Lampung Script, Mobile Net V2.*

Judul Skripsi : **PERBANDINGAN KINERJA
ARSITEKTUR *MOBILENET V2* DAN
INCEPTION V3 PADA KLASIFIKASI
AKSARA LAMPUNG**

Nama Mahasiswa : Bobby Malela Hutagalung
Nomor Pokok Mahasiswa : 1817051049
Program Studi : S1 Ilmu Komputer
Jurusan : Ilmu Komputer
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



1. Komisi Pembimbing

Dr. rer. nat. Akmal Junaidi, M.Sc
NIP. 19710129 199702 1 001

Yunda Heningtyas, M.Kom
NIP. 19890108 201903 2 014


2. Ketua Jurusan Ilmu Komputer

Dwi Sakethi, S.S., M.Kom.
NIP. 19680611 199802 1 001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

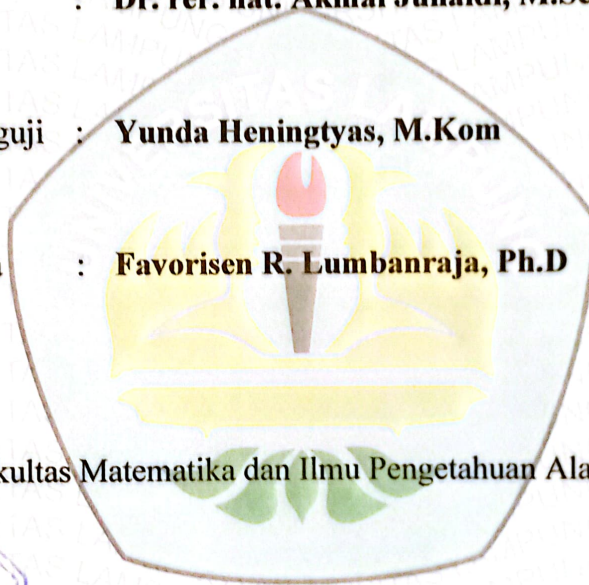
Ketua Penguji : **Dr. rer. nat. Akmal Junaidi, M.Sc**



Sekretaris Penguji : **Yunda Heningtyas, M.Kom**



Penguji Utama : **Favorisen R. Lumbanraja, Ph.D**



2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.
NIP. 19711001 200501 1 002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi: 08 September 2023

PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Bobby Malela Hutagalung

NPM : 1817051049

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi saya yang berjudul **“PERBANDINGAN KINERJA ARSITEKTUR *MOBILENET V2* DAN *INCEPTION V3* PADA KLASIFIKASI AKSARA LAMPUNG”** merupakan karya saya sendiri dan bukan karya orang lain. Semua tulisan yang tertuang dalam skripsi ini telah mengikuti kaidah penulisan karya ilmiah Universitas Lampung. Apabila dikemudian hari terbukti skripsi saya merupakan hasil penjiplakan atau dibuat orang lain, maka bersedia menerima sanksi berupa pencabutan gelar yang telah saya terima.

Bandar Lampung, 8 September 2023



Bobby Malela Hutagalung
NPM. 1817051049

RIWAYAT HIDUP



Lahir di Bandar Lampung, pada tanggal 7 Juli 2000, anak pertama dari tiga bersaudara. Menyelesaikan pendidikan dasar di SD Palm Kids Bandar Lampung dan selesai pada tahun 2012. Pendidikan menengah pertama di SMPN 1 Bandar Lampung yang diselesaikan pada tahun 2015, lalu melanjutkan ke jenjang pendidikan menengah atas di SMAS YP Unila Bandar Lampung yang diselesaikan pada tahun 2018.

Pada tahun 2018, terdaftar sebagai mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung melalui jalur SBMPTN. Selama menjadi mahasiswa melakukan beberapa kegiatan antara lain:

1. Menjadi anggota Himpunan Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer pada periode 2018/2019.
2. Menjadi anggota Bidang Badan Khusus Himpunan Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer periode 2019/2020.
3. Menjadi asisten Sistem Informasi Geografis pada Semester Genap 2020/2021.
4. Melaksanakan Kerja Praktek (KP) pada Februari periode 2020/2021 di Lampung.
5. Menjadi asisten dosen Mobile Programing pada Semester Ganjil 2021/2022.
6. Mengikuti ujian sertifikasi dan mendapat sertifikat *Junior Web Developer* oleh Lembaga Sertifikasi Profesi Informatika pada tahun 2021.
7. Melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Sumur Putri, Kecamatan Teluk Betung Selatan, Kota Bandar Lampung pada tahun 2021.

MOTTO

“Barang siapa keluar untuk mencari sebuah ilmu, maka ia akan berada di jalan Allah hingga ia kembali”

(HR Tirmidzi)

“Do not go with the flow, be the flow”

(Elif Shafak)

“I never dreamed about success, I worked for it.”

(Estée Lauder)

PERSEMBAHAN

Puji dan syukur kehadiran Allah SWT karena atas berkat dan rahmat serta karunia-Nya sehingga saya dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik.

Shalawat serta salam selalu saya sanjung agungkan kepada Nabi Muhammad SAW yang telah membawa umat manusia menuju zaman yang terang benderang ini dan syafaatnya senantiasa dinantikan di yaumul akhir kelak.

Kupersembahkan karya ini kepada
Kedua Orang Tuaku Tersayang

Yang selalu mendukung dan memberi doa tanpa henti pada setiap langkah saya. Saya sangat berterima kasih atas segala kasih sayang, didikan, dan perjuangan yang telah diberikan hingga sekarang, yang tak akan pernah bisa saya balas sepenuhnya.

Seluruh Keluarga Besar Ilmu Komputer 2018

Yang selalu memberikan semangat dan dukungan.

Almamater Tercinta Universitas Lampung dan Jurusan Ilmu Komputer

Tempat mengemban semua ilmu untuk menjadi bekal hidup.

SANWACANA

Segala puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT atas berkat rahmat dan hidayah serta karunia-Nya, penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul **“Perbandingan Kinerja Arsitektur *MobileNet V2* Dan *Inception V3* Pada Klasifikasi Aksara Lampung”**. Dalam melaksanakan penelitian dalam pembuatan skripsi ini, saya mendapat banyak bimbingan dari berbagai pihak, sehingga pada kesempatan ini saya ingin menyampaikan ungkapan terima kasih kepada :

1. Kedua orang tua tercinta yaitu Bapak Junsang Parrona Hutagalung dan Ibu Yulistiani serta adik-adikku Filbert Malela Hutagalung, dan Vivian Giselle Hutagalung yang selalu memberi doa yang terbaik, motivasi, dukungan, semangat dan kasih sayang.
2. Bapak Dr. rer. nat. Akmal Junaidi, M.Sc selaku Dosen Pembimbing utama yang telah memberikan bimbingan dan semangat kepada saya dalam menyelesaikan skripsi ini dengan baik.
3. Ibu Yunda Heningtyas, M.Kom selaku Dosen Pembimbing kedua yang telah memberikan bimbingan dan semangat kepada saya dalam menyelesaikan skripsi ini dengan baik.
4. Bapak Favorisen R. Lumbanraja, Ph.D selaku Dosen Pembahas yang telah memberikan banyak masukan motivasi dalam menyelesaikan skripsi ini.
5. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si, M.Si selaku Dekan FMIPA Universitas Lampung.
6. Bapak Dwi Saketi, S.Si, M.Kom selaku Ketua Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung.
7. Ibu Anie Rose Irawati, S.T., M.Cs selaku Sekretaris Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung.

8. Ibu Ade Nora Maela, Bang Zainuddin dan Mas Nofal yang telah membantu segala urusan administrasi penulis di Jurusan Ilmu Komputer.
9. Bapak dan Ibu Dosen Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung yang membantu saya dalam perkuliahan.
10. Teman-teman grup 2B2F Muhammad Nur Ashiddiqi, Arfina Shella Meilany, dan Arafia Isnayu Akaf,.
11. Teman-teman Ilmu Komputer angkatan 2018 yang telah memberikan pengalaman yang sangat menyenangkan bersama-sama.
12. Seluruh kakak tingkat dan adik tingkat Ilmu Komputer yang tidak bisa disebutkan satu persatu yang telah menjadi warna selama masa perkuliahan penulis.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini terdapat kekurangan, semoga skripsi ini membawa manfaat bagi semua civitas Ilmu Komputer Universitas Lampung
Aamiin Ya Rabbal Aalamiin.

Bandar Lampung, 8 September 2023

Bobby Malela Hutagalung
NPM. 1817051049

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR KODE PROGRAM	xv
I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan.....	4
1.4 Manfaat.....	4
II. TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Aksara Lampung	5
2.2 <i>Deep Learning</i>	7
2.3 <i>Preprocessing</i>	7
2.4 <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	8
2.5 <i>Hyperparameter</i>	8
2.6 <i>MobileNet V2</i>	9
2.7 <i>Inception V3</i>	11
2.8 <i>ImageNet</i>	13
2.9 <i>Confusion Matrix</i>	13
2.10 Penelitian Terdahulu.....	16
III. METODOLOGI PENELITIAN	18
3.1 Tempat dan Waktu Penelitian	18
3.2 Perangkat Pendukung	18

3.2.1	<i>Hardware</i>	18
3.2.2	<i>Software</i>	19
3.3	Data Penelitian	20
3.4	Alur Kerja Penelitian	22
3.4.1	Pembagian Dataset	23
3.4.2	<i>Preprocessing</i> Data	23
3.4.3	<i>Training</i> Data	23
3.4.4	<i>Testing</i>	24
3.4.5	Penarikan Kesimpulan	24
IV.	HASIL DAN PEMBAHASAN	25
4.1	Pengumpulan Dataset	25
4.2	Pembagian Dataset	25
4.3	<i>Preprocessing</i> Data	28
4.4	Proses Latih Model	28
4.5	Hasil <i>Testing</i>	35
V.	SIMPULAN DAN SARAN	44
5.1	Simpulan	44
5.2	Saran	45
	DAFTAR PUSTAKA	46

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Anak Huruf Atas	6
2. Anak Huruf Bawah	7
3. Anak Huruf Kanan	7
4. Ringkasan Arsitektur <i>Inception V3</i> (Szegedy, et al., 2016).....	11
5. Perbandingan Metode <i>Inception V3</i> (Ghosh, et al., 2021).....	12
6. <i>Confusion Matrix</i>	14
7. Penelitian Terdahulu	16
8. Perencanaan Waktu Penelitian.....	18
9. Data Citra Tulisan Aksara Lampung (Junaidi, et al., 2011).....	20
10. <i>Hyperparameter</i>	24
11. Jumlah Pembagian Data Per Kelas.	26
12. Skenario Yang Digunakan	29
13. Struktur Model <i>Inception V3</i>	30
14. Struktur Model <i>MobileNet V2</i>	30
15. Nilai <i>Accuracy</i> dan <i>Loss</i> pada <i>Training</i> dan <i>Validation MobileNet V2</i>	31
16. Nilai <i>Accuracy</i> dan <i>Loss</i> pada <i>Training</i> dan <i>Validation Inception V3</i>	32
17. Perbandingan Waktu Proses <i>Inception V3</i> dan <i>MobileNet V2</i>	34
18. Hasil <i>Testing MobileNet V2</i>	36
19. Hasil <i>Testing Inception V3</i>	37
20. <i>Classification Report</i> Skenario Terendah Kedua Model.	37
21. <i>Classification Report</i> Skenario Tertinggi Kedua Model.....	38
22. <i>Misclassification</i> kelas a <i>MobileNet V2</i> Skenario 3	39
23. <i>Misclassification</i> kelas na <i>Inception V3</i> Skenario 3.	41

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Dua Puluh Huruf Induk Aksara Lampung	5
2. Bentuk Anak Huruf Aksara Lampung	6
3. Arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) (Nordin, et al., 2019)	8
4. Arsitektur <i>MobileNet V2</i> (Gulzar, 2023).....	10
5. Arsitektur <i>Inception V3</i> (Srinivasan, 2021).	11
6. <i>Bar Chart</i> Data Citra Tulisan Aksara Lampung	21
7. Alur Penelitian.	22
8. <i>Bar Chart Data Training</i>	26
9. <i>Bar Chart Data Validation</i>	27
10. <i>Bar Chart Data Testing</i>	27
11. Perbandingan <i>Accuracy Inception V3</i> dan <i>MobileNet V2</i>	32
12. Perbandingan <i>Loss Inception V3</i> dan <i>MobileNet V2</i>	33
13. Perbandingan <i>Val Accuracy</i> pada <i>Inception V3</i> dan <i>MobileNet V2</i>	33
14. Perbandingan <i>Val Loss</i> pada <i>Inception V3</i> dan <i>MobileNet V2</i>	34

DAFTAR KODE PROGRAM

Kode Program	Halaman
1. <i>Preprocessing</i> Data.....	28
2. <i>Hyperparameter</i>	28
3. Model <i>Inception</i> V3 dan <i>MobileNet</i> V2.....	29
4. <i>Train</i> Model	30
5. <i>Load Weights</i> dan <i>Test</i> Data	35
6. <i>Test</i> Model	36

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia merupakan negara yang kaya akan keberagaman budaya, salah satunya adalah budaya adat Lampung. Budaya Lampung memiliki ciri khas dalam segi pakaian, makanan, rumah, adat, dan aksara. Aksara Lampung merupakan bentuk tulisan khas dari kebudayaan Provinsi Lampung. Aksara ini sering ditemukan pada lambang kabupaten/kota/provinsi, papan nama jalan, plat nomor rumah, surat undangan pesta adat, dan usaha ekonomi kreatif di Provinsi Lampung. Pengenalan Aksara Lampung telah diberikan kepada anak-anak sejak usia dini di tingkat sekolah dasar kelas 1 sebagai mata pelajaran wajib di Provinsi Lampung (Kurniati, 2019).

Namun, meskipun pengenalan Aksara Lampung telah dilakukan sejak dini, masih banyak siswa yang mengalami kesulitan dalam membaca dan mempelajari Aksara Lampung. (Masitoh, 2021) menyebutkan bahwa masih terdapat siswa yang memiliki kemampuan membaca Aksara Lampung di bawah nilai kriteria ketuntasan minimal. Hal ini menunjukkan bahwa pelestarian Aksara Lampung masih menghadapi tantangan yang perlu diatasi.

Pelestarian Aksara Lampung menjadi penting dalam rangka menjaga kebudayaan dan keberagaman budaya Indonesia. Aksara Lampung merupakan bagian tak terpisahkan dari warisan budaya Lampung yang kaya. Pelestarian Aksara Lampung dapat memastikan bahwa kekayaan budaya ini dapat diwariskan kepada generasi mendatang.

Selain itu, terdapat beberapa tantangan yang dihadapi dalam pelestarian Aksara Lampung. Pertama, semakin sedikitnya pakar Aksara Lampung yang mampu mengajarkan dan mempertahankan pengetahuan tentang aksara tersebut. Kurangnya pakar ini dapat mempengaruhi upaya pelestarian Aksara Lampung secara keseluruhan.

Kedua, sulitnya berkomunikasi dan memahami Aksara Lampung bagi mereka yang belum terbiasa dengan tulisan ini. Dalam era digital yang didominasi oleh tulisan alfabet Latin dan teknologi komunikasi modern seperti ponsel cerdas dan media sosial, minat terhadap aksara tradisional cenderung menurun. Hal ini dapat mengakibatkan kurangnya motivasi untuk mempelajari dan menggunakan Aksara Lampung secara aktif (Laila dan Azima, 2020).

Dalam upaya pelestarian Aksara Lampung, penggunaan teknologi informasi dapat menjadi solusi yang efektif. Beberapa penelitian telah dilakukan dalam bidang ini, seperti "*Lampung-a new handwritten character benchmark: Database, labeling and recognition*" (Junaidi et al., 2011), "*Penerapan Convolutional Neural Network (CNN) pada klasifikasi Aksara Lampung Berbasis Optical Character Recognition (OCR)*." (Mulyanto dkk., 2018), "*Neural networks for Lampung characters handwritten recognition*." (Fitriawan dkk., 2016) dan yang lainnya.

Dalam konteks ini, penelitian "Permainan Pembelajaran Bahasa dan Aksara Lampung Kaganga Mobile Berbasis Android" (Laila dan Azima, 2020) menggambarkan tantangan dan permasalahan yang dihadapi dalam pelestarian Aksara Lampung dalam konteks era digital. Penelitian ini juga mencermati potensi penggunaan teknologi digital sebagai sarana untuk meningkatkan minat dan partisipasi generasi muda dalam mempelajari, menggunakan, dan melestarikan Aksara Lampung.

Salah satu pendekatan yang diajukan pada penelitian ini adalah penggunaan platform digital untuk mempelajari Aksara Lampung. Dengan memanfaatkan teknologi digital seperti *MobileNet V2* dan *Inception V3*, diharapkan dapat

meningkatkan minat dan partisipasi pelajar dan peneliti dalam mempelajari, menggunakan, dan melestarikan Aksara Lampung.

Penggunaan metode *MobileNet V2* dan *Inception V3* dalam pengenalan Aksara Lampung didasarkan pada kinerja yang baik dari kedua metode tersebut dalam pengenalan citra. *MobileNet V2* dan *Inception V3* adalah arsitektur jaringan saraf konvolusi yang telah terbukti efektif dalam berbagai penelitian pemrosesan citra. Dalam penelitian yang dilakukan, kedua metode ini digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasi Aksara Lampung.

Salah satu penelitian yang terkait dengan pengenalan aksara menggunakan arsitektur jaringan saraf konvolusi (*Convolutional Neural Network/CNN*) adalah “*Performance Analysis of State of the Art Convolutional Neural Network Architectures in Bangla Handwritten Character Recognition*” (Ghosh et al., 2021) Penelitian ini membandingkan kinerja beberapa arsitektur jaringan saraf konvolusi seperti *InceptionResNetV2*, *DenseNet121*, *InceptionV3*, *NASNet*, *MobileNetV2*, *ResNet50*, *ResNet50V2*, *EfficientNetB3*, *VGG19*, dan *VGG16* pada pengenalan karakter aksara Bangla.

Dengan melakukan pelestarian Aksara Lampung melalui pendekatan teknologi informasi, diharapkan dapat meningkatkan pemahaman, minat, dan partisipasi dalam mempelajari, menggunakan, dan melestarikan Aksara Lampung. Hal ini akan membantu menjaga kebudayaan dan keberagaman budaya Indonesia serta memastikan bahwa Aksara Lampung tetap hidup dan diwariskan kepada generasi mendatang.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan pemaparan latar belakang tersebut, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah membandingkan kinerja arsitektur *MobileNet V2* dan *Inception V3* pada klasifikasi Aksara Lampung.

1.3 Tujuan

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis perbandingan kinerja metode *MobileNet V2* dan *Inception V3* pada pengelolaan citra tulisan tangan Aksara Lampung dengan menggunakan optimisasi *hyperparameter*.

1.4 Manfaat

Manfaat yang diharapkan dalam penelitian ini adalah untuk mengetahui metode yang lebih efektif antara model *MobileNet V2* dan *Inception V3* pada identifikasi tulisan Aksara Lampung serta melestarikan Aksara Lampung dengan menjadikannya sebagai objek penelitian.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Aksara Lampung

Aksara adalah simbol visual yang berguna untuk mengungkapkan ekspresi dalam bahasa yang umumnya tertera pada kertas, batu, kayu, daun, kain, dan sebagainya. Aksara menjadi bukti nyata adanya zaman terdahulu sebelum adanya bangsa Indonesia. Huruf Pallawa dan Huruf Arab adalah dua unsur yang mempengaruhi Aksara Lampung. Hal ini karena Aksara Lampung atau biasa disebut Had Lampung berasal dari perkembangan aksara Devanagari yang lengkapnya dinamakan Dewdatt Deva Nagari atau aksara Pallawa dari India Selatan. Huruf induk Lampung yang disebut kelabai surat, berbentuk suku kata seperti halnya aksara Jawa ca-ra-ka, lalu menggunakan tanda baca yang disebut anak huruf yang berfungsi sama pada tanda fathah dan kasrah pada huruf arab. 2 Had Lampung terdiri dari 20 huruf induk, yakni ka-ga-nga-pa-ba-ma-ta-na-ca-ja-nya-ya-a-la-ra-sa-wa-ha-gha. Atribut lain seperti anak huruf, angka, dan tanda baca yang ditulis dan dibaca dari kiri ke kanan seperti huruf latin (Faizal dkk., 2022).



Gambar 1. Dua Puluh Huruf Induk Aksara Lampung

Diakritik atau anak huruf keseluruhan dalam Aksara Lampung terdiri dari tujuh bentuk terlepas dari posisinya. Masing-masing unik secara geometris sehingga

dapat dibedakan dengan jelas satu sama lain (Junaidi, 2016) bentuk diakritik yang unik ini dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Bentuk Anak Huruf Aksara Lampung

Untuk penggunaan yang lebih spesifik pemakaian anak huruf Aksara Lampung terletak pada posisi penempatan anak huruf pada induk huruf Aksara Lampung. Penempatan Anak huruf Aksara Lampung terletak di atas, bawah, dan samping kanan induk huruf Aksara Lampung. Penempatan anak huruf Aksara Lampung bisa satu sampai dua anak huruf pada 1 induk huruf Aksara Lampung.

Berikut adalah contoh penempatan anak huruf pada induk huruf Aksara Lampung (Junaidi, 2016).

2.1.1 Anak Huruf Atas

Anak huruf Aksara Lampung yang dapat dilihat di Gambar 2 terletak di atas induk huruf Aksara Lampung. Setiap dari anak huruf tersebut memiliki fungsi masing-masing dan anak huruf yang terletak di atas induk huruf ada 6 seperti di Tabel 1.

Tabel 1. Anak huruf atas.

Nama	Bunyi	Simbol
ulan	i	∩
ulan	e	∪
bicek	e	-
rejenjung	ar	∞
tekelubang	ng	
datas	an	

2.1.2 Anak Huruf Bawah

Anak huruf Aksara Lampung dapat diletakan di bawah induk huruf. Diantara 7 bentuk anak huruf yang ada, 3 bentuk anak huruf dapat diletakan di bawah induk huruf. Anak huruf yang bisa diletakan di bawah induk huruf Aksara Lampung dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Anak huruf bawah.

Nama	Bunyi	Simbol
Bitan	u	⸱
Bitan	o	⸱
Tekelungau	au	⸱

2.1.3 Anak Huruf Kanan

Anak huruf Aksara Lampung dapat diletakan di kanan induk huruf. Diantara 7 bentuk anak huruf yang ada, 3 bentuk anak huruf dapat diletakan di kanan induk huruf. Anak huruf yang bisa diletakan di kanan induk huruf Aksara Lampung dapat dilihat di Tabel 3.

Tabel 3. Anak huruf kanan.

Nama	Bunyi	Simbol
tekelingai	ai	⸱
keleniah	ah	⸱
nengen	-	⸱

2.2 Deep Learning

Deep Learning merupakan metode *learning* yang memanfaatkan *artificial neural network* yang berlapis-lapis. *Artificial Neural Network* ini dibuat mirip otak manusia, dimana neuron-neuron terkoneksi satu sama lain sehingga membentuk sebuah jaringan neuron yang sangat rumit.

Deep Learning merupakan metode *learning* yang memanfaatkan *multiple non-linear transformation*, *deep learning* dapat dipandang sebagai gabungan *machine learning* dengan AI (*artificial intelligence*) (Nugroho dkk., 2020).

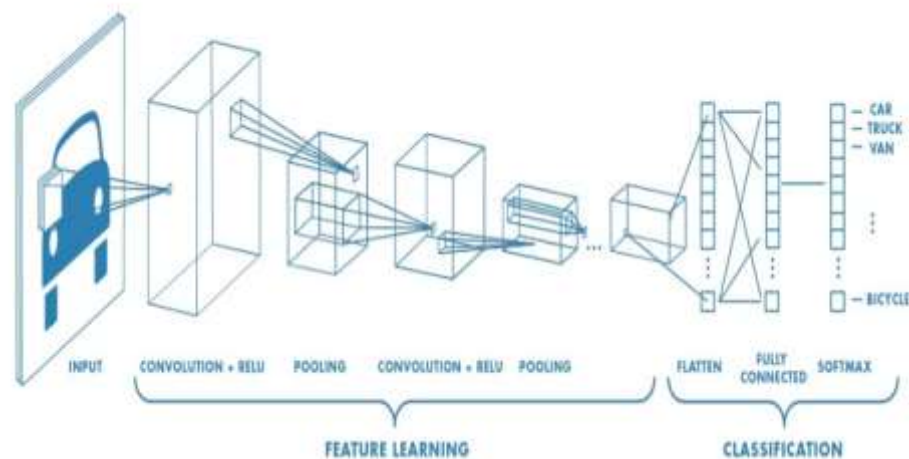
2.3 Preprocessing

Preprocessing merupakan teknik yang digunakan pada data untuk mengubah data mentah menjadi data yang lebih efisien untuk di proses. Data mentah yang belum melewati tahap *preprocessing* dapat memiliki *Data Inconsistency* yang dapat

mengurangi kualitas pengolahan data. *Data inconsistency* terjadi saat data yang ada memiliki format yang berbeda-beda, nama yang berbeda-beda, dan lain sebagainya (Nurvinda, 2021).

2.4 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah suatu algoritma *deep learning* yang dikembangkan dari *multi-layer perceptron* (MLP) yang dirancang untuk mengelola data dua dimensi (2D). Secara garis besar, CNN tidak jauh berbeda dengan arsitektur *neural network*, yaitu memiliki *weight*, *bias*, dan *activation function* (Hanin dkk., 2021).



Gambar 3. Arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) (Nordin et al., 2019)

2.5 Hyperparameter

Hyperparameter merujuk pada parameter yang nilainya ditentukan sebelum proses pelatihan model dimulai, berbeda dengan parameter model yang nilainya diubah selama pelatihan melalui proses optimasi. *Hyperparameter* berperan dalam mengendalikan bagaimana model belajar dari data dan secara langsung mempengaruhi kinerja dan kecepatan konvergensi model (Putri dkk., 2022).

2.5.1 Epoch

Epoch merupakan satu siklus lengkap di mana seluruh dataset pelatihan diproses oleh model. Selama satu *epoch*, model akan melihat dan memproses setiap sampel data satu kali. Proses pelatihan model dijalankan dengan melakukan beberapa *epoch* agar model dapat menemukan dan menggeneralisasi pola pada data dengan baik (Wasil dkk., 2022).

2.5.2 Batch Size

Batch size adalah jumlah sampel data yang diproses oleh model dalam satu iterasi. Ketika pelatihan dilakukan, data dibagi menjadi beberapa *batch*, dan model diperbarui setiap satu *batch* selesai diproses. Ukuran *batch* ini mempengaruhi penggunaan memori dan kecepatan pelatihan. Ukuran *batch* yang lebih besar dapat meningkatkan efisiensi penggunaan memori dan mempercepat proses pelatihan, namun juga berisiko menyebabkan *overfitting* (Rochmawati dkk., 2021).

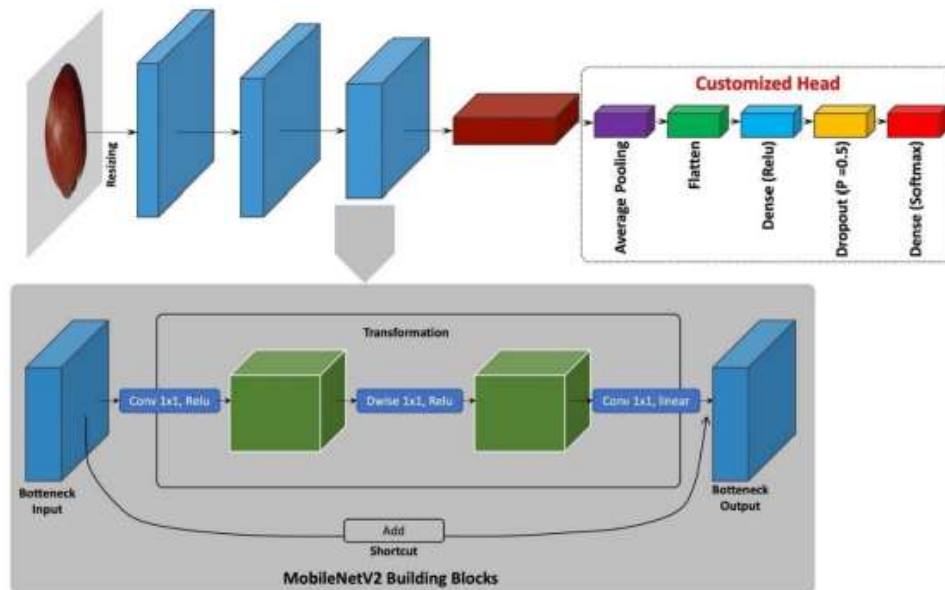
2.5.3 Learning Rate

Learning rate (laju pembelajaran) adalah *hyperparameter* yang mengatur seberapa besar perubahan yang akan diterapkan pada parameter model selama setiap langkah dalam proses optimasi. Laju pembelajaran mempengaruhi seberapa cepat atau lambat model akan menyesuaikan diri dengan data pelatihan. Jika *learning rate* terlalu besar, pelatihan dapat menjadi tidak stabil, sementara jika *learning rate* terlalu kecil, pelatihan dapat berjalan sangat lambat (Rochmawati dkk., 2021).

2.6 MobileNet V2

MobileNet V2 adalah salah satu arsitektur *convolutional neural network* (CNN) yang dapat digunakan untuk mengatasi kebutuhan akan *computing resource* berlebih. *MobileNet V2* merupakan penyempurnaan dari arsitektur *MobileNet*. Arsitektur *MobileNet* dan arsitektur CNN pada umumnya memiliki perbedaan pada

penggunaan lapisan atau *convolution layer*. *Convolution layer* pada *MobileNetV2* menggunakan ketebalan filter yang sesuai dengan ketebalan dari input image. *MobileNetV2* menggunakan *depthwise convolution*, *pointwise convolution*, *linear bottleneck* dan *shortcut connections* antar bottlenecks (Hikmatia dan Zul, 2021). Gambar 4 merupakan ilustrasi dari arsitektur *MobileNet V2*.



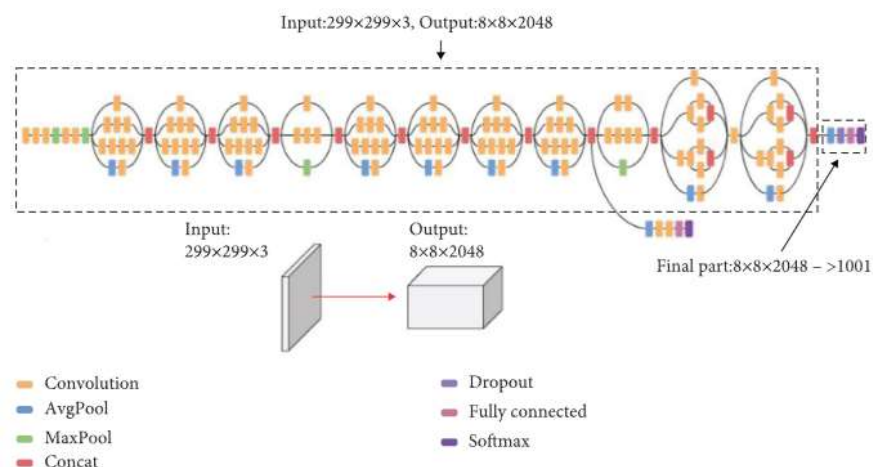
Gambar 4. Arsitektur MobileNet V2 (Gulzar, 2023).

Pada Gambar 4 menurut penelitian Gulzar pada tahun 2023 bahwa arsitektur tersebut memiliki sekitar seribu node di lapisan klasifikasi. Namun, untuk menyesuakannya dengan masalah yang dihadapi, penting untuk menetapkan jumlah node yang tetap di lapisan klasifikasi tersebut. Untuk meningkatkan akurasi, sebuah kepala kustom dengan lima lapisan berbeda telah ditambahkan ke model *MobileNet V2* dengan mengganti lapisan klasifikasi. Kepala kustom tersebut terdiri dari lapisan rata-rata pooling, lapisan *flatten*, lapisan *dense*, lapisan *dropout* dan lapisan *softmax*.

2.7 Inception V3

Inception V3 merupakan gabungan seluruh perbaikan dari *Inception V2*. *Inception* merupakan pengembangan dari *convolutional neural network* yang pertama kali diperkenalkan oleh Szegedy pada tahun 2014 (Szegedy et al., 2014) dalam paper berjudul “*Going Deeper with Convolutions*”. *Very deep convolutional networks* telah menjadi pusat pengembangan dalam performa *image recognition* belakangan ini. Contohnya adalah arsitektur *Inception* yang menghasilkan performa yang sangat baik dengan komputasi yang relatif rendah (Listio, 2022).

Secara total, model awal V3 terdiri dari 42 lapisan yang sedikit lebih tinggi dari model awal V1 dan V2 sebelumnya yang dimana pada convolusi 1 dan 2 3×3 terdiri dari hanya 1 convolusi 5×5 (Szegedy et al., 2016). Berikut gambar arsitektur *Inception V3* yang dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Arsitektur *Inception V3* (Ramaneswaran et al., 2021).

Tabel 4. Ringkasan Arsitektur *Inception V3* (Szegedy et al., 2016).

TYPE	PATCH / STRIDE SIZE	INPUT SIZE
Conv	$3 \times 3 / 2$	$299 \times 299 \times 3$
Conv	$3 \times 3 / 1$	$149 \times 149 \times 32$
Conv padded	$3 \times 3 / 1$	$147 \times 147 \times 32$
Pool	$3 \times 3 / 2$	$147 \times 147 \times 64$

<i>TYPE</i>	<i>PATCH / STRIDE SIZE</i>	<i>INPUT SIZE</i>
Conv	3×3/1	73×73×64
Conv	3×3/2	71×71×80
Conv	3×3/1	35×35×192
3 × <i>Inception</i>	Module 1	35×35×288
5 × <i>Inception</i>	Module 2	17×17×768
2 × <i>Inception</i>	Module 3	8×8×1280
Pool	8 × 8	8 × 8 × 2048
Linear	Logits	1 × 1 × 2048
Softmax	Classifier	1 × 1 × 1000

Tabel 4 merupakan arsitektur yang disajikan terdiri dari serangkaian lapisan konvolusi dengan berbagai ukuran patch dan stride, yang diikuti oleh lapisan-lapisan pooling untuk pengurangan dimensi. Setelah proses konvolusi dan pooling, arsitektur menggunakan *inception*, dilakukan pooling akhir untuk menghasilkan representasi fitur yang lebih kompak. Lalu, hasilnya melewati lapisan linear (logits) yang menghasilkan vektor fitur dengan ukuran tertentu. Akhir dari lapisan ini adalah *softmax* yang digunakan untuk menghasilkan prediksi probabilitas kelas dari 1000 kelas yang mungkin berdasarkan vektor fitur yang dihasilkan sebelumnya.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Tapotosh Ghosh dengan jurnal berjudul “*Performance Analysis of State of the Art Convolutional Neural Network Architectures in Bangla Handwritten Character Recognition*” telah dilakukan beberapa uji coba dan perbandingan terhadap model *Inception V3* dengan Metode lain.

Tabel 5. Perbandingan Metode *Inception V3* (Ghosh et al., 2021).

Model	<i>Accuracy</i>	<i>Avg Recall</i>	<i>Avg Precision</i>
<i>InceptionResNetV2</i>	96.99	0.97	0.97
DenseNet121	96.55	0.96	0.97
<i>InceptionV3</i>	96.20	0.96	0.96
NASNet	95.85	0.96	0.96
<i>MobileNetV2</i>	95.56	0.96	0.96
ResNet50	94.91	0.95	0.95

Model	Accuracy	Avg Recall	Avg Precision
ResNet50V2	93.80	0.94	0.94
EfficientNetB3	92.80	0.93	0.93
VGG19	92.07	0.92	0.92
VGG16	90.70	0.90	0.91

Dapat dilihat pada Tabel 5 perbandingan model Inception V3 mencapai tingkat akurasi sebesar 96.20%. Model ini menunjukkan performa yang baik dalam tugas klasifikasi yang berada di posisi ketiga di antara model-model lain.

2.8 ImageNet

ImageNet dikembangkan oleh Fei-Fei Li, seorang profesor di Departemen Ilmu Komputer di Universitas Stanford merupakan sebuah basis data besar yang berisi jutaan gambar yang diatur dalam berbagai kategori. Awalnya dirancang untuk mendukung penelitian dalam bidang pengenalan gambar dan pembelajaran mesin. *ImageNet Challenge*, sebuah kompetisi tahunan yang dimulai pada tahun 2010, telah menjadi pendorong utama bagi kemajuan jaringan saraf konvolusi (*Convolutional Neural Networks* atau CNNs), yang telah mengubah cara kita memahami pengenalan gambar dan kecerdasan buatan secara menyeluruh (Russakovsky et al., 2015).

2.9 Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah tabel yang digunakan untuk menggambarkan kinerja model klasifikasi pada set data pengujian yang nilainya telah diketahui. *Confusion matrix* sendiri relatif sederhana dan mudah untuk mengerti. Cara kerja *confusion matrix* cukup sederhana, yaitu dengan membagi hasil klasifikasi dari algoritma *machine learning* menjadi empat, antara lain yaitu:

1. *True Positive* (TP) adalah data positif yang terdeteksi positif;
2. *False Negative* (FN) adalah data positif yang terdeteksi negatif;

3. *True Negative* (TN) adalah jumlah data negatif yang terdeteksi negatif;
4. *False Positif* (FP) adalah data negatif namun terdeteksi positif.

Tabel 6. *Confusion Matrix*

Fakta	Prediksi	
	Negatif	Positif
Negatif	(TN) <i>True Negative</i>	(FP) <i>False Positive</i>
Positif	(FN) <i>False Negative</i>	(TP) <i>True Positive</i>

Tabel 6 digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi dengan menghitung nilai akurasi (*accuracy*), presisi (*precision*), *recall*, dan *f1-score* (Susanto dkk., 2018).

1. Akurasi (*accuracy*) adalah rasio prediksi benar (positif dan negatif) dengan keseluruhan data. Akurasi dihitung dengan membagi jumlah prediksi yang benar dengan jumlah total data. Nilai *Accuracy* dapat diperoleh dengan persamaan (1).

$$\text{Rumus Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \dots\dots\dots(1)$$

2. Presisi (*precision*) adalah rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif. *Precision* dihitung dengan membagi *True Positive* (TP) dengan jumlah prediksi positif yang dilakukan. Nilai *Precision* dapat diperoleh dengan persamaan (2).

$$\text{Rumus Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \dots\dots\dots(2)$$

3. *Recall* merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif. *Recall* dihitung dengan membagi *True Positive* (TP) dengan jumlah keseluruhan data positif. Nilai *Recall* dapat diperoleh dengan persamaan (3).

$$\text{Rumus Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \dots\dots\dots(3)$$

4. *F1-Score* adalah perbandingan rata-rata presisi dan *recall* yang dibobotkan. Nilai *F1 Score* dapat diperoleh dengan persamaan (4).

$$\text{Rumus } F1 \text{ Score} = 2 \times \frac{\text{Recall} \times \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}} \dots\dots\dots(4)$$

2.10 Penelitian Terdahulu

Penelitian ini tidak lepas dari penelitian sebelumnya yang telah dilakukan, sehingga penelitian yang akan dilakukan memiliki hubungan antara persamaan dan perbedaan objek yang diteliti. Ringkasan dari penelitian terdahulu dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Penelitian Terdahulu

Penelitian	Data	Metode	Hasil
<i>Lampung-a new handwritten character benchmark: Database, labeling and recognition</i> (Junaidi et al., 2011)	82 Gambar penulisan Aksara Lampung dari 82 siswa siswi SMKN 4 kelas 10-11	<i>Principal Component Analysis (PCA) dengan Neural Network (NN) dan Support Vector Machine (SVM)</i>	Pada Penelitian ini data citra Aksara Lampung dari 82 siswa siswi SMKN 4 kelas 10-11 telah dilatih dan di uji tiga kali menggunakan <i>Neural Network</i> yang telah dibuat dengan memodifikasi parameter menghasilkan akurasi 93.20% pada eksperimen pertama menggunakan <i>Branch point, End point, Pixel Density</i> . 91.32% pada eksperimen kedua dengan <i>Water reservoir</i> dan 94.27%.
<i>Lampung Handwritten Character Recognition</i> (Junaidi, 2016)	82 Gambar penulisan Aksara Lampung dari 82 siswa siswi SMKN 4 kelas 10-11	<i>Neural Network (NN) dan Support Vector Machine (SVM)</i>	Pada penelitian ini menggunakan 82 dataset gambar penulisan Aksara Lampung yang kemudian diubah menjadi per karakter menggunakan <i>Principal Component Analysis</i> menjadi 32.140 gambar dan dilatih sehingga mendapatkan akurasi sebesar 97.38%.
<i>Writer Identification of Lampung Handwritten Documents Based on Selected Characters</i> (Junaidi et al. , 2020)	32.140 Dataset Gambar Aksara Lampung dari 82 penulis yang berbeda	<i>Writer Identification dan Principal Component Analysis (PCA) Feature Extraction dengan Neural Network (NN)</i>	Pada penelitian ini mengambil sampel secara acak dari 32.140 dataset citra Aksara Lampung sebanyak 12.424 yang akan di bagi menjadi 11.768 data latih dan 656 data uji. Data tersebut akan di bagi menjadi 3 bagian. Bagian pertama terdiri dari gambar 1 karakter, bagian kedua terdiri dari gambar 2 karakter dan bagian ketiga terdiri dari gambar 5 karakter yang kemudian akan melalui

Penelitian	Data	Metode	Hasil
		dan <i>Support Vector Machine (SVM)</i>	proses fitur ekstraksi <i>Principal Component Analysis</i> dan proses latih yang menghasilkan akurasi sebesar 82.92% pada bagian 1, 50% pada bagian 2 dan 28,29% pada tahap 3.
<i>Handwritten Devanagari Character Recognition Using CNN with Transfer Learning</i> (Bhati and Garg, 2021)	46 kelas aksara Devanagari yang terdiri dari 92.000 data gambar	<i>Transfer Learning</i> dengan menggunakan optimisasi <i>Hyperparameter</i> pada model CNN VGG16, DenseNet121, Inception V3	Pada penelitian ini menggunakan 92.000 data aksara Devanagari yang akan dilatih dengan metode <i>Transfer Learning</i> menggunakan optimisasi <i>Hyperparameter</i> pada model CNN VGG16, DenseNet121, Inception V3 menghasilkan scenario terbaik pada tiap model dengan optimisasi yang berbeda. Akurasi terbaik Inception V3 pada 10 <i>Epoch</i> pertama terdapat pada <i>epoch 1</i> dengan akurasi 99% menggunakan <i>Learning rate 0.001 Batch size 46</i> dan hasil model terbaik dalam 10 <i>epoch</i> pada DenseNet121 dengan hasil 100%
“ <i>Performance Analysis of State of the Art Convolutional Neural Network Architectures in Bangla Handwritten Character Recognition</i> ” (Ghosh et al., 2021)	59.922 gambar aksara Bangla.	<i>InceptionResNetV2</i> , DenseNet121, <i>InceptionV3</i> , NASNet, <i>MobileNetV2</i> , ResNet50, ResNet50V2, EfficientNetB3, VGG19 dan VGG16.	Pada penelitian ini menggunakan 59.922 dataset aksara Bangla yang akan dibagi menjadi 38.807 data latih, 9.612 data validasi dan 11.503 data uji. Dari penelitian ini memberikan hasil akurasi dari setiap model diantaranya 96.99% pada <i>InceptionResNetV2</i> , 96.55% pada DenseNet121, 96.20% pada <i>InceptionV3</i> , 95.85% pada NASNet, 95.56% pada <i>MobileNetV2</i> , 94.91% pada ResNet50, 93.80% pada <i>ResNet50V2</i> , 92.80% pada <i>EfficientNetB3</i> , 92.07% pada VGG19 dan 90.70% pada VGG16.

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Tempat dan Waktu Penelitian

Penelitian dilakukan pada bulan Januari 2023 di semester sembilan ganjil hingga penyelesaian pada bulan Juli 2023 yang dilaksanakan di Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Universitas Lampung. Pada Tabel 8 merupakan ringkasan dari alokasi penelitian ini.

Tabel 8. Perencanaan Waktu Penelitian

Kegiatan	Jadwal Pelaksanaan kegiatan																															
	Januari				Februari				Maret				April				Mei				Juni				Juli							
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4				
Studi literatur	■	■	■	■																												
Penyusunan BAB 1-3			■	■	■	■	■	■	■	■	■	■																				
Pengelolaan Dataset			■	■	■	■	■	■																								
Seminar Usul									■																							
Pelatihan Data									■	■	■	■	■	■																		
Pengujian Model													■	■	■	■	■	■														
Penyusunan BAB 4-5																	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■	■				
Pemahaman Materi																					■	■	■	■	■	■	■	■	■	■		
Seminar Hasil																																■

3.2 Perangkat Pendukung

3.2.1 Hardware

Perangkat keras yang digunakan pada penelitian ini yaitu:

- a. *Processor*: AMD A12-9720P Radeon R7 2.7GHz
- b. *Installed RAM*: 8.00 GB
- c. *Storage*: HDD 1TB

3.2.2 Software

Software yang digunakan pada penelitian ini adalah:

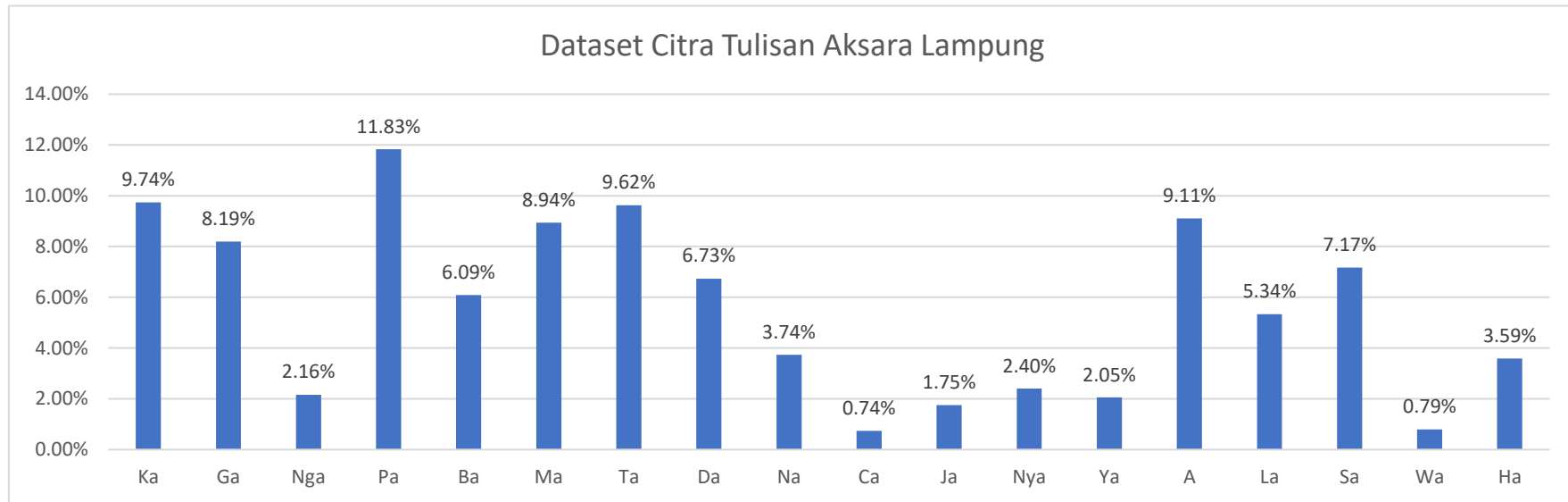
- a. *Operating System*: Windows 11 Pro 64-bit sebagai sistem operasi laptop.
- b. Python 3.10 sebagai bahasa pemrograman yang dipakai.
- c. Jupyter Notebook 6.5.2 sebagai platform yang dipakai untuk menjalankan program.
- d. *Library*:
 - *Library* OpenCV 4.7.0
OpenCV dibangun untuk menyediakan infrastruktur umum untuk aplikasi visi komputer dan untuk mempercepat penggunaan persepsi mesin dalam produk komersial (Muchtar dan Apriadi, 2019). OpenCV digunakan pada penelitian ini untuk memproses data mentah menjadi data siap pakai.
 - *Library* Numpy 1.21.5
Numpy adalah *library* Python yang digunakan untuk bekerja dengan array dan juga memiliki fungsi yang bekerja dalam domain aljabar linier, transformasi fourier dan matriks (Ramadhyagita dkk., 2022).
 - *Library* Tensorflow 2.11.0
Tensorflow digunakan untuk menggabungkan banyak model, algoritma *machine learning* dan algoritma *deep learning* (jaringan syaraf) (Muharram, 2021) . Tensorflow digunakan pada penelitian ini untuk mengambil fungsi yang akan ditetapkan pada program.
 - *Library* Keras 2.11.0
Keras adalah *library* yang bekerja dengan blok bangunan jaringan saraf seperti lapisan, tujuan, fungsi aktivasi, dan pengoptimal (Alfarizi dkk., 2023). Keras digunakan pada penelitian ini untuk mengambil fungsi pada tensorflow 2x yang akan pada program

3.3 Data Penelitian

Data yang digunakan berupa dataset Aksara Lampung bersumber dari penelitian terdahulu yaitu “*Lampung-a new handwritten character benchmark: Database, labeling and recognition*” (Junaidi et al., 2011) yang terdiri dari dokumen tulisan tangan (*raw image*) yang masih berupa file ekstensi *Portable Graymap* sebanyak 32.140 data dan anotasi karakter Lampung, untuk persebaran data gambar dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Data Citra Tulisan Aksara Lampung (Junaidi et al., 2011)

Jenis Data	Jumlah	Persentase
Dataset Aksara Ka	3131 Gambar	9,74%
Dataset Aksara Ga	2633 Gambar	8,19%
Dataset Aksara Nga	695 Gambar	2,16%
Dataset Aksara Pa	3802 Gambar	11,83%
Dataset Aksara Ba	1957 Gambar	6,09%
Dataset Aksara Ma	2874 Gambar	8,94%
Dataset Aksara Ta	3093 Gambar	9,62%
Dataset Aksara Da	2164 Gambar	6,73%
Dataset Aksara Na	1201 Gambar	3,74%
Dataset Aksara Ca	238 Gambar	0,74%
Dataset Aksara Ja	563 Gambar	1,75%
Dataset Aksara Nya	772 Gambar	2,40%
Dataset Aksara Ya	660 Gambar	2,05%
Dataset Aksara A	2928 Gambar	9,11%
Dataset Aksara La	1715 Gambar	5,34%
Dataset Aksara Sa	2305 Gambar	7,17%
Dataset Aksara Wa	254 Gambar	0,79%
Dataset Aksara Ha	1155 Gambar	3,59%
Total Dataset Aksara Lampung	32140 Gambar	100,00%

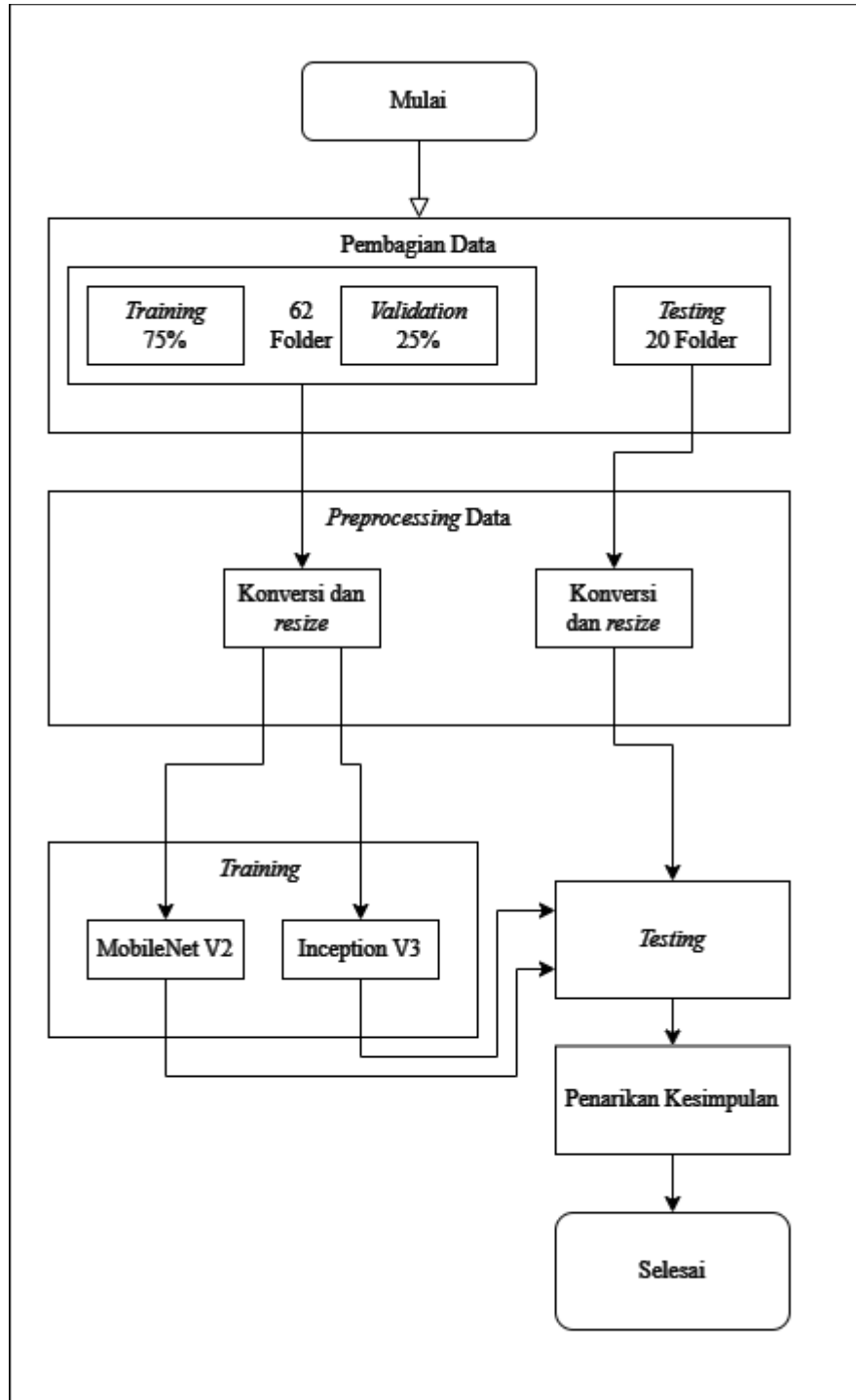


Gambar 6. Bar Chart Data Citra Tulisan Aksara Lampung

Pada Gambar 6 menunjukkan persentase persebaran dataset Aksara Lampung. Data ini mengindikasikan adanya ketidakseimbangan pada setiap kelas, di mana aksara "ca" dan "wa" memiliki persentase yang paling rendah dibandingkan dengan kelas lainnya. Frekuensi munculnya aksara dalam dataset ini didasarkan pada 82 teks dongeng Bahasa Indonesia yang ditulis oleh siswa SMKN 4 Bandar Lampung menggunakan aksara Lampung.

3.4 Alur Kerja Penelitian

Alur penelitian ini memiliki tahapan yang dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Alur Penelitian.

3.4.1 Pembagian Dataset

Tahap ini dilakukan untuk membagi dataset yang terdiri dari 82 folder yang berisi total 32.140 gambar menjadi data uji, data validasi dan data latih. Tiap folder memiliki label yang bermulai dari 001 sampai dengan 082. Untuk membagi *dataset*, folder tersebut akan dipisah sesuai dengan label yang ada. Data uji akan diambil dari folder-folder yang memiliki label kelipatan 4, yang berjumlah sekitar 20 folder, masing-masing berisi sekitar 7.853 gambar. Folder-folder yang memiliki label yang bukan kelipatan 4, yaitu sekitar 62 folder dengan total 24.287 gambar, akan dibagi menjadi dua bagian: data latih dan data validasi. Pembagian ini akan dilakukan dengan rasio 75% untuk data latih dan 25% untuk data validasi, atau dengan kata lain, data validasi akan mencakup 25% dari keseluruhan data.

3.4.2 Preprocessing Data

Tahap *Preprocessing* data terdiri atas konversi warna dan mengubah ukuran data karakter Aksara Lampung yang telah terkumpul. Data yang terkumpul merupakan data yang masih berupa ekstensi *Portable Graymap*. *Preprocessing* data untuk konversi ekstensi menjadi *Portable Network Graphic* serta mengubah ukuran data karakter Aksara Lampung menjadi 128 x 128 piksel menggunakan *OpenCV* dengan fungsi *resize*.

3.4.3 Training Data

Training dilakukan ketika semua data telah dibagi dan melalui proses *Preprocessing*. Data tersebut akan dilatih dengan menggunakan model *Inception V3* dan *MobileNet V2*. *Hyperparameter* yang dipakai diantaranya *Optimizer adam*, *batch size 16/32*, *learning rate 0.001/0.0001*, dan *Epoch 10/20*. Setelah data tersebut telah dilatih maka akan disimpan hasil *training* tersebut dalam bentuk *weights* untuk proses pengujian. Tabel 7 menunjukkan *Hyperparameter* yang dipakai.

Tabel 10. *Hyperparameter*

<i>Hyperparameter</i>	<i>Nilai</i>	
<i>Epoch</i>	10	20
<i>Batch Size</i>	16	32
<i>Learning Rate</i>	0,001	0,0001
<i>Optimizer</i>	<i>Adam</i>	<i>Adam</i>

Pada Tabel 10 penggunaan *hyperparameter* tersebut digunakan agar penelitian ini dapat membandingkan lebih rinci kinerja model *Inception V3* dan *MobileNet V2*.

3.4.4 Testing

Tahap selanjutnya yaitu merupakan tahap *Testing*. data tersebut akan diuji dengan menggunakan *Weights* yang telah tersimpan dari hasil *Training* sebelumnya yang menggunakan metode *Inception V3* dan *MobileNet V2*.

3.4.5 Penarikan Kesimpulan

Tahap selanjutnya yaitu penarikan hasil. Penarikan hasil dilakukan pada penelitian untuk mengetahui perbandingan kinerja antara metode *MobileNet V2* dan *Inception V3* pada citra Aksara Lampung.

V. SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan mengenai klasifikasi karakter citra tulisan Aksara Lampung dengan membandingkan dua arsitektur yaitu *Inception V3* dan *MobileNet V2*, dapat disimpulkan hasil penelitian sebagai berikut :

- a. Hasil kinerja model *Inception V3* lebih baik daripada *MobileNet V2* akan tetapi *MobileNet V2* lebih efisien daripada *Inception V3*
- b. Perbandingan hasil *testing* terbaik pada kinerja kedua arsitektur sama-sama diperoleh pada skenario 3 dengan *hyperparameter* optimal yang digunakan yaitu, *batch size* 16, *epoch* 20, dan *learning rate* 0,0001. Arsitektur *Inception V3* memiliki tingkat akurasi lebih tinggi dibandingkan *MobileNet V2*. Dimana, diperoleh tingkat akurasi sebesar 98,30% untuk arsitektur *MobileNet V2*. Sedangkan, diperoleh tingkat akurasi sebesar 98,42% untuk arsitektur *Inception V3*.
- c. Lama waktu yang dibutuhkan pada *Inception V3* lebih banyak dibandingkan dengan *MobileNet V2*. Namun tingkat akurasi yang dihasilkan *Inception V3* lebih besar daripada *MobileNet V2*.
- d. Jumlah *trainable parameter* Arsitektur *Inception V3* lebih banyak dibandingkan arsitektur *MobileNet V2* yang mengakibatkan waktu proses yang lebih lama namun memiliki tingkat akurasi yang lebih bagus.

5.2 Saran

Berikut adalah beberapa saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya.

- a. Menggunakan berbagai arsitektur CNN lainnya seperti *VGG-16*, *ResNet*, *DenseNet*, *EfficienNet* dan lainnya.
- b. Melakukan augmentasi dataset untuk menyeimbangkan data per kelas.
- c. Mengintegrasikan penelitian ini kedalam *mobile* atau *website*.
- d. Menggunakan arsitektur CNN versi terbaru.

DAFTAR PUSTAKA

- Alfarizi, M. S., Al-farish, M. Z., Taufiqurrahman, M., Ardiansah, G., & Elgar, M. (2023). Penggunaan Python Sebagai Bahasa Pemrograman Untuk Machine Learning Dan Deep Learning. *Karimah Tauhid*, 2(1), 1-6.
- Bhati, G. S., & Garg, A. R. (2021). Handwritten Devanagari Character Recognition Using CNN with Transfer Learning. In H. Sharma, M. Saraswat, A. Yadav, J. H. Kim, & J. C. Bansal (Ed.), *Congress on Intelligent Systems* (pp. 269-279). Singapore: Springer Singapore. doi:10.1007/978-981-33-6984-9_22
- Faizal, F. A., Muhammad, S. N., & Maulana, I. A. (2022). Membangun Identitas Bandar Lampung Dengan Merancang Typeface Aksara Lampung. *KREATIF(Jurnal Karya Tulis, Rupa, Eksperimental dan Inovatif)*, 4(1), 35-44.
- Fitriawan, H., Ariyanto, & Setiawan, H. (2016). Neural networks for lampung characters handwritten recognition. *2016 International Conference on Computer and Communication Engineering (ICCCCE)* (pp. 485-488). Kuala Lumpur, Malaysia: IEEE. doi:10.1109/ICCCCE.2016.107
- Ghosh, T., Hasan, A. B., Al Banna, H., Mumenin, N., & Abu Yousuf, M. (2021). Performance Analysis of State of the Art Convolutional Neural Network Architectures in Bangla Handwritten Character Recognition. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 31(1), 60-71. doi:10.1134/S1054661821010089
- Gulzar, Y. (2023). Fruit Image Classification Model Based on MobileNetV2 with Deep Transfer Learning Technique. *Sustainability*, 15(3), 1-14.
- Hanin, M. A., Patmasari, R., & Fu'adah, R. Y. (2021). Sistem Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). *e-Proceeding of Engineering*, 8(1), 273-281.
- Hartanto, Y., & Fidiawati, R. (2021). Implementasi Metode Game Based Learning Dalam Perancangan Sistem Pengenalan Aksara Lampung Berbasis Android. *Jurnal Dunia Ilmu*, 1(1), 1-10.

- Hikmatia, N., & Zul, M. I. (2021). Aplikasi Penerjemah Bahasa Isyarat Indonesia menjadi Suara berbasis Android menggunakan Tensorflow. *Jurnal Komputer Terapan*, 7(1), 74-83. doi:10.35143/jkt.v7i1.4629
- Junaidi, A. (2016). *Lampung handwritten character recognition*. Dortmund, Germany: Technische Universität Dortmund. doi:10.1145/2034617.2034632
- Junaidi, A., Fink, G. A., & Szilard, V. (2011). Lampung- a new handwritten character benchmark: Database, labeling and recognition. *Proceedings of the 2011 Joint Workshop on Multilingual OCR and Analytics for Noisy Unstructured Text Data* (pp. 1-8). New York, NY, USA: Association for Computing Machinery. doi:10.1145/2034617.2034632
- Junaidi, A., Trianingsih, S., & Iqbal, M. (2020). Writer Identification of Lampung Handwritten Documents Based on Selected Characters. *Khazanah Informatika*, 6(1), 1-8. doi:10.23917/khif.v6i1.8418
- Kurniati, P. W. (2019). *Upaya Guru Melestarikan Had Lampung Terhadap Strategi Menulis Pada Mata Pelajaran Mulok Di Mi Terpadu Muhammadiyah Sukarame*. Bandar Lampung: Universitas Islam Negeri Raden Intan Lampung.
- Laila, S. N., & Azima, M. F. (2020). Permainan Pembelajaran Bahasa dan Aksara Lampung Kaganga Mobile Berbasis Android. *TEKNIKA*, 14(2), 113-118.
- Listio, S. W. (2022). Performance of Deep Learning Inception Model and MobileNet Model on Gender Prediction Through Eye Image. *Sinkron : Jurnal Dan Penelitian Teknik Informatika*, 6(4), 2593-2601. doi:10.33395/sinkron.v7i4.11887
- Masitoh. (2021). Peningkatan Kemampuan Membaca Kalimat Dengan Aksara Lampung Melalui Penerapan Model Pembelajaran Literasi Informasi Siswa Kelas Iv Sdn 04 Tanjung Aman Kotabumi Tahun Pelajaran 2020/2021. *Edukasi Lingua Sastra*, 19(1), 31–38. doi:10.47637/elsa.v19i1.323
- Muchtar, H., & Apriadi, R. (2019). Implementasi Pengenalan Wajah Pada Sistem Penguncian Rumah dengan Metode Template Matching Menggunakan Open Source Computer Vision Library (Opencv). *RESISTOR (elektRONika kEndali telekomunikaSI tenaga liSTrik kOmputeR)*, 2(1), 39-42. doi:10.24853/resistor.2.1.39-42
- Muharram, R. F. (2021). Implementasi Artificial Intelligence Untuk Deteksi Masker Secara Realtime Dengan Tensorflow dan SSD Mobilenet Berbasis Python. *JRKT (Jurnal Rekayasa Komputasi Terapan)*, 1(3), 139-146. doi:10.30998/jrkt.v1i03.5832

- Mulyanto, A., Apriyadi, A., & Prasetyawan, P. (2018). Rancang Bangun Game Edukasi “Matching Aksara Lampung” Berbasis Smartphone Android. *CESS (Journal of Computer Engineering System and Science)*, 3(1), 36-44.
- Nordin, M. J., Xin, O. W., & Aziz, N. (2019). Food Image Recognition for Price Calculation using Convolutional Neural Network. *Proceedings of the 2019 3rd International Conference on Digital Signal Processing* (pp. 80-85). New York, United States: Association for Computing Machinery. doi:10.1145/3316551.3316557
- Nugroho, P. A., Fenriana, I., & Arijanto, R. (2020). Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia. *Jurnal Algor*, 2(1), 12-21.
- Nurvinda, G. (2021, April 11). *Pentingnya Preprocessing dalam Pengolahan Data Statistik*. (A. W. Davita, Editor) Retrieved July 3, 2023, from dqlab: <https://dqlab.id/pentingnya-preprocessing-dalam-pengolahan-data-statistik>
- Putri, T. A., Widiharih, T., & Santoso, R. (2022). Penerapan Tuning Hyperparameter Randomsearchcv Pada Adaptive Boosting Untuk Prediksi Kelangsungan Hidup Pasien Gagal Jantung. *Jurnal Gaussian*, 11(3), 397-406. doi:10.14710/j.gauss.11.3.397-406
- Ramadhyagita, I. L., Annisa, Kamindra, F., & Rizky, F. M. (2022). Kajian Discrete Fourier Transform untuk Menganalisis Sinyal Arbitrer. *Mitra Pilar: Jurnal Pendidikan, Inovasi, Dan Terapan Teknologi*, 1(1), 7-16. doi:10.58797/pilar.0101.02
- Ramaneswaran , S., Srinivasan, K., Vincent, P., & Chang, C.-Y. (2021). Hybrid Inception v3 XGBoost Model for Acute Lymphoblastic Leukemia Classification. (V. Rajinikanth, Ed.) *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 1-10. doi:10.1155/2021/2577375
- Rochmawati, N., Hidayati, H. B., Yamasari, Y., Tjahyaningtjas, H. A., Yustanti, W., & Prihanto, A. (2021). Analisa Learning Rate dan Batch Size pada Klasifikasi Covid Menggunakan Deep Learning dengan Optimizer Adam. *JIEET: Journal Information Engineering and Educational Technology*, 5(2), 44-48. doi:10.26740/jieet.v5n2.p44-48
- Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., . . . Fei-Fei, L. (2015). ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. *International Journal of Computer Vision*, 115(3), 211-252. doi:10.1007/s11263-015-0816-y
- Susanto, A., Sinaga, D., & Rachmawanto, E. H. (2018). Unjuk Kerja K-nearest Neighbors Pada Pengengalan Karakter Jawa Berbasis Local Binary Pattern. *SNATIF : Seminar Nasional Teknologi dan Informatika*, 5(1), 25-30.

- Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., . . . Rabinovich, A. (2014). Going deeper with convolutions. *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 1-9). Boston, MA, USA: IEEE. doi:10.1109/CVPR.2015.7298594
- Szegedy, C., Vanhoucke, V., Loffe, S., Shlens, J., & Wojna, Z. (2016). Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 2818-2826). Las Vegas, NV, USA: IEEE. doi:10.1109/CVPR.2016.308
- Wasil, M., Harianto, & Fathurrahman. (2022). Pengaruh Epoch Pada Akurasi Menggunakan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Fashion Dan Furniture. *Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi*, 5(1), 53-61. doi:10.29408/jit.v5i1.4393