

Klasifikasi Tulisan Tangan Aksara Sunda dengan Menggunakan Arsitektur Model Inception-V3

YOULLIA INDRAWATY NURHASANAH¹, TOTO HARYANTO²

^{1,2} Program Studi Ilmu Komputer, SSMI, IPB University, Indonesia

¹ Program Studi Informatika, Institut Teknologi Nasional Bandung, Indonesia
youlliaindrawaty@apps.ipb.ac.id, youllia@itenas.ac.id

Received 6 Februari 2026 | Revised 15 April 2026 | Accepted 5 Mei 2026

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan mengembangkan model klasifikasi aksara Sunda dari citra tulisan tangan menggunakan arsitektur Inception-V3. Dataset diperoleh dari Kaggle dan melalui tahap preprocessing sebelum pelatihan model. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model mencapai nilai terbaik sebesar 88,3% pada konfigurasi batch-size 16 dan epoch 30. Namun, performa menurun signifikan pada data riil dengan akurasi 68,7%, yang mengindikasikan keterbatasan generalisasi model terhadap data riil. Penurunan ini disebabkan oleh kemiripan visual antar karakter, keterbatasan jumlah data, serta variasi kualitas citra. Kontribusi utama penelitian ini adalah pengembangan baseline model klasifikasi aksara Sunda berbasis deep learning menggunakan arsitektur Inception-V3, analisis komprehensif terhadap gap performa antara data dataset publik dan data riil, serta identifikasi faktor-faktor kritis yang mempengaruhi akurasi klasifikasi, seperti kemiripan visual karakter dan kualitas dataset.

Kata kunci: Aksara sunda, Inception-V3, klasifikasi

ABSTRACT

This study aims to develop a classification model for Sundanese script from handwritten images using the Inception-V3 architecture. The dataset was obtained from Kaggle and underwent preprocessing prior to model training. Experimental results show that the model achieved the best accuracy of 88.3% with a batch size of 16 and 30 epochs. However, performance decreased significantly on primary (real-world) data, with an accuracy of 68.7%, indicating limited model generalization. This decline is attributed to visual similarity among characters, limited data availability, and variations in image quality. The main contributions of this study include the development of a baseline deep learning model for Sundanese script classification using Inception-V3, a comprehensive analysis of the performance gap between public datasets and real-world data, and the identification of critical factors affecting classification accuracy, such as character similarity and dataset quality.

Keywords: Aksara sundanese, classification, Inception-V3

1. PENDAHULUAN

Indonesia adalah bangsa yang kaya dalam keragaman budaya, cerminan dari banyaknya budaya yang ada di Indonesia dapat diamati melalui berbagai bahasa yang telah muncul di Indonesia. Sebagian besar bahasa-bahasa ini mewujudkan naskah asli atau tulisan yang berasal dari berbagai daerah, salah satu contoh penting adalah Aksara Sunda, yang berasal dari budaya Sunda. Pelestarian aksara Sunda merupakan tanggung jawab yang harus dilakukan oleh masyarakat Indonesia untuk melindungi salah satu warisan budaya bangsa Indonesia yang tak ternilai, sehingga mencegah erosi dari waktu ke waktu atau perampasan oleh entitas asing (**Ripera et al., 2024**). Pelestarian bahasa dan aksara Sunda dapat dilakukan melalui pendidikan formal di sekolah dasar. Namun, pembelajaran aksara Sunda masih menghadapi berbagai kendala, seperti metode pembelajaran yang kurang menarik, keterbatasan media dan bahan ajar, serta kesulitan siswa dalam memahami bentuk huruf dan penggunaan *rarangkén*, sehingga kemampuan menulis aksara Sunda masih rendah (**Pebriyani et al., 2023**). Aksara Sunda merupakan salah satu sistem penulisan regional Indonesia, muncul sebagai produk dari upaya ortografi penduduk Sunda sepanjang lintasan sejarahnya yang mencakup lima abad hingga era kontemporer. Pada tahun 2008, skrip Sunda telah secara resmi diintegrasikan ke dalam standar *Unicode* (**Riansyah et al., 2017**). Secara umum, ortografi Sunda kuno dapat dikategorikan ke dalam klasifikasi karakter swara (vokal), karakter ngalagena (konsonan), skrip khusus, rangken, serta angka dan elemen berpasangan (**Amalia et al., 2020**). Ortografi Sunda yang digunakan dalam penyelidikan ini terdiri dari aksara swara dan aksara ngalagena. Karakter dan simbol mewakili aspek khas dari sistem penulisan ini. Banyak penyelidikan ilmiah telah dilakukan mengenai pengenalan karakter dan simbol ini. Aksara Sunda (Aksara Swara dan Aksara Ngalagena) terdiri dari 31 komponen, yang mencakup enam skrip swara "vokal mandiri" (a, i, o, u, e, dan eu) dan 25 aksara ngalagena "konsonan" (ka-ga-nga, ca-ja-nya, ta-da-na, pa-ba-ma, ya-ra-la, wa-sa-ha, fa-va-qa-xa-za-kha-sya) (**Alif Kirana et al., 2020**).

Pengakuan aksara Sunda sangat penting karena mewakili nilai-nilai budaya dan bahasa. Ini mengambil fungsi yang signifikan dalam menjaga dan memajukan warisan budaya masyarakat Sunda, untuk menjaganya tetap hidup terutama dalam penggunaan pendidikan dan sastra dalam bahasa asli. Selain itu, pengenalan aksara sunda dapat berfungsi sebagai instrumen penting dalam melestarikan keragaman linguistik wilayah untuk meningkatkan komunikasi dan pemahaman. Berdasarkan penelitian tokoh Sunda, aksara itu sendiri merupakan properti budaya yang perlu diakui dan digunakan lebih lanjut (**Pakpahan, H. S., Haviluddin, H., Nurpadillah, D. I., Islamiyah, I., Setyadi, H. J., & Widagdo, 2019**). Oleh karena itu, untuk menggabungkan harmonisasi budaya dan bahasa dengan teknologi adalah dengan memanfaatkan teknologi pengenalan aksara Sunda berbasis teknologi komputer.

Agar komputer dapat memahami atau mengenali tulisan tangan aksara sunda memerlukan teknologi yaitu teknik pengenalan pola. Teknik pengenalan pola surat tulisan tangan merupakan proses di mana data yang mencakup konten tulisan tangan diperoleh dari selembur kertas digital melalui pemindai, kemudian menghasilkan gambar pada perangkat komputasi yang ditafsirkan sebagai titik (*bitmap*). *Bitmap* tersebut kemudian mengalami pemrosesan lebih lanjut menggunakan algoritma khusus untuk mengubahnya menjadi karakter yang dapat dikenali, sehingga memungkinkan identifikasi dan transformasi selanjutnya menjadi informasi (**Masrani et al., 2018**). Pengenalan pola merupakan proses analitis yang dilakukan untuk memperoleh keputusan atau kesimpulan yang didasarkan pada pola yang dapat diidentifikasi yang melekat pada suatu objek atau informasi. Jelas bahwa tulisan tangan individu menunjukkan bentuk dan pola yang berbeda, dan gaya tulisan tangan tertentu, seperti yang sering ditemukan dalam resep medis (**Semuel & Pekuwali, 2022**). Setiap sistem

pengenalan menggunakan teknik yang berbeda tergantung pada keadaan tertentu (basis, unit, dan bahasa). Secara umum, teknik ini dikategorikan menjadi dua divisi utama, khususnya tradisional dan kontemporer. Teknik tradisional terlibat dalam kemajuan model statistik dalam analisis karakteristik tulisan tangan. Sebaliknya, teknik kontemporer melibatkan pelatihan model yang memanfaatkan konteks, elemen struktural, dan berbagai variasi gaya tulisan tangan (**Budiawan et al., 2023**). Pemanfaatan teknologi *Optical Character Recognition* (OCR) untuk pengenalan tulisan tangan telah muncul sebagai metode utama untuk mengubah konten tekstual dari citra menjadi format yang dapat diterima untuk pemrosesan digital lebih lanjut. Namun demikian, penerapan OCR dalam konteks tulisan tangan menghadirkan tantangan yang jauh lebih rumit dibandingkan dengan yang terkait dengan teks cetak, karena variabilitas inheren dalam karakteristik yang ditunjukkan oleh tulisan tangan individu, yang mencakup beragam gaya penulisan, formasi huruf, dan tingkat kejelasan (**Apriani & Pratiwi, 2025**).

Berdasarkan permasalahan yang telah dijelaskan, maka dilakukan penelitian terhadap tulisan tangan (*handwriting*) untuk pengenalan aksara sunda dengan menggunakan arsitektur Inception-V3. Penelitian tersebut menggunakan metode *Deep Learning*, yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN) arsitektur Inception-V3 yang berfungsi untuk mengekstrak fitur-fitur tulisan tangan dan menghasilkan nilai vektor dari tulisan tangan, serta menganalisis struktur data tulisan tangan untuk meningkatkan akurasi pengenalan tulisan tangan. Oleh karena itu, pengenalan aksara Sunda melalui peningkatan pengenalan tulisan tangan dengan arsitektur inception-v3 dapat mendukung kekayaan budaya serta pengembangan teknologi lebih lanjut. Arsitektur Inception-V3 mewakili kemajuan signifikan dalam garis keturunan arsitektur jaringan saraf Konvolusional yang secara khusus direkayasa untuk tugas pengenalan gambar. Berasal dari model dasar yang dikenal sebagai GoogleNet, disebut sebagai Inception-V1, arsitektur ini mengalami serangkaian peningkatan yang berpuncak pada munculnya *batch normalization*, yang kemudian ditetapkan sebagai Inception-V2. Evolusi progresif Inception-V2 menjadi InceptionV3 adalah menggabungkan konsep inovatif faktorisasi selama iterasi ketiganya (**Andreas et al., 2023**).

Pendekatan *transfer learning* menggunakan Inception-V3 untuk klasifikasi *malware* menghasilkan kinerja yang baik, yaitu akurasi klasifikasi sebesar 98,76% pada set data pengujian dan 99,6% pada set data pelatihan. Sedangkan model yang dibandingkan seperti LSTM memiliki akurasi sebesar 95,7% pada set data pengujian dan 96,2% pada set data pelatihan, CNN memiliki akurasi sebesar 92% pada set data pengujian dan 93,2% pada set data pelatihan, ANN memiliki akurasi sebesar 90,7% pada set data pengujian dan 90,08% pada set data pelatihan, dan LR memiliki akurasi sebesar 71,8% pada set data pengujian dan 73,9% pada set data pelatihan (**Ahmed et al., 2023**). Penelitian mengenai pengenalan Aksara Sunda telah dilakukan dengan menerapkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Model dilatih menggunakan 100 epoch dengan *learning rate* sebesar 0,001, dan menghasilkan tingkat akurasi sebesar 96,71% pada data pelatihan serta 92,02% pada data pengujian. Kelemahan dari penelitian tersebut adalah keterbatasan variasi dataset, parameter yang belum optimal, dan belum diuji secara nyata di lapangan menggunakan gambar langsung dari perangkat keras yang digunakan (**Rahmawati et al., 2021**). Pengenalan Pola Aksara Sunda Menggunakan Metode Jaringan Saraf Konvolusional dijalankan melalui empat modalitas pengujian yang berbeda. Akurasi yang dicapai dari pengujian citra yang diambil dari buku elektronik dicatat sebesar 72,4%. Sebaliknya, citra yang diekstrak dari *font* komputer menghasilkan akurasi 100,0%. Dalam kasus citra yang diperoleh dari tulisan tangan responden, yang ditangkap menggunakan kamera *smartphone*, akurasi 84,4% direalisasikan. Terakhir, penilaian citra yang bersumber dari tulisan tangan responden, diperoleh melalui pemindai yang menghasilkan akurasi 85,5% (**Alif Kirana et al., 2020**). Penelitian yang

menerapkan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur MobileNet-V1 untuk pengenalan Aksara Sunda pada aplikasi berbasis Android menunjukkan kinerja model dengan tingkat akurasi sebesar 90,37% (**Dewi et al., 2024**). Penelitian pengenalan aksara sunda menggunakan Model YOLOv8 berhasil mencapai presisi sekitar 95% setelah 150 epoch, menunjukkan kemampuan yang cukup baik dalam mengenali karakter Sunda secara otomatis. Namun masih diperlukan perbaikan terutama dalam konteks penggunaan data riil dan pengembangan ekosistem digital yang menyeluruh untuk pelestarian aksara Sunda (**Rosalina et al., 2024**).

Berdasarkan kajian literatur, terdapat kesenjangan atau gap penelitian pada klasifikasi aksara Sunda yang meliputi keterbatasan dataset dan kurangnya representasi data riil, penggunaan resolusi citra rendah yang menyebabkan hilangnya informasi penting, penelitian sebelumnya lebih fokus pada peningkatan akurasi pada dataset terkontrol, namun belum mengkaji secara mendalam kemampuan generalisasi model terhadap variasi tulisan tangan pada data riil, serta minimnya analisis kesalahan klasifikasi seperti kemiripan bentuk aksara dan variasi tulisan tangan. Oleh karena itu, dengan kelebihan yang dimiliki oleh model Inception-V3, maka akan diterapkan model Inception-V3 untuk klasifikasi aksara sunda. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode *deep learning* (CNN) arsitektur model Inception-V3 untuk meningkatkan akurasi pada klasifikasi aksara sunda yang terdiri dari 30 aksara dan menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi performa model *deep learning* pada klasifikasi aksara sunda. Hasil yang diharapkan dengan menggunakan metode *deep learning* (CNN) arsitektur Inception-V3 adalah memiliki tingkat akurasi tinggi dalam mengenali aksara sunda. Metode pengukuran menggunakan *Confusion Matrix* untuk menghitung metrik seperti akurasi, *precision*, *F1 Score*, *Recall*, dan *Loss (error)*.

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang akan dibahas dimulai dari penjelasan mengenai gambaran sistem penggunaan arsitektur *Inception-V3* dan *fine tuning* yang dapat meningkatkan akurasi dan mengoptimalkan kinerja model.

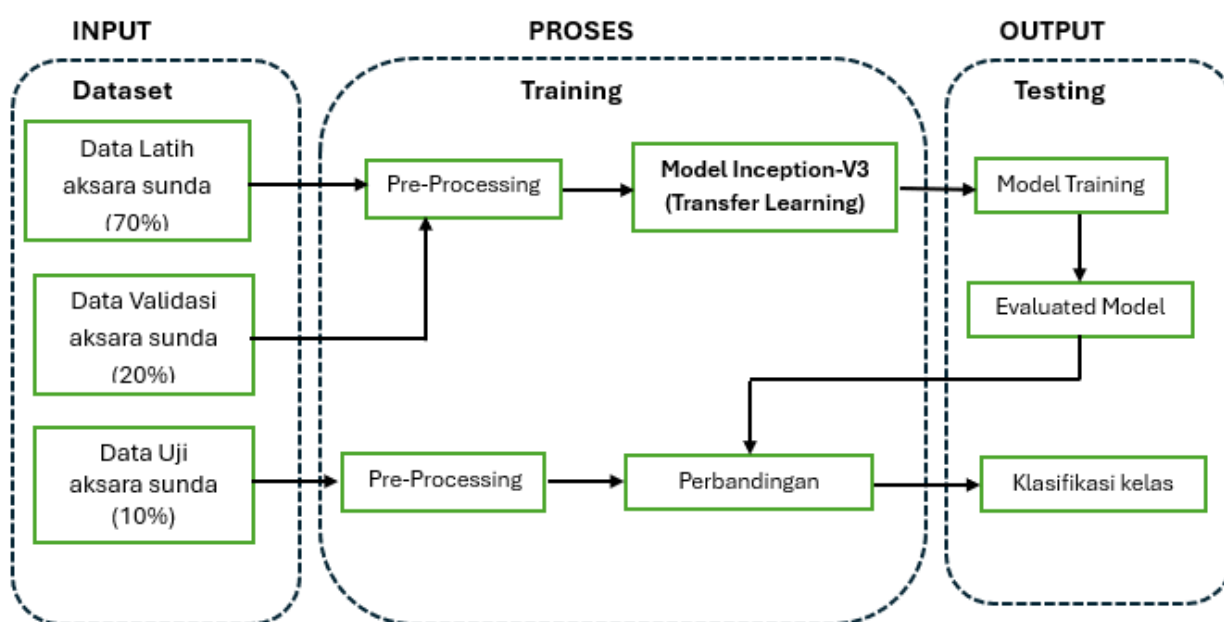
2.1 Diagram Alir Penelitian

Klasifikasi tulisan tangan aksara sunda dilakukan melalui beberapa tahapan yang disajikan pada Gambar 1. Adapun metoda klasifikasi yang digunakan dalam penelitian untuk mengklasifikasikan aksara sunda adalah *deep learning* dengan arsitektur Inception-V3.

Gambar 1 menunjukkan beberapa tahapan dan perancangan sistem, sebagai berikut:

1. Input data latih berupa Dataset aksara sunda yang berasal dari Kaggle.com yang terdiri dari 30 aksara, masing-masing tiap aksara ada 60 data, sehingga total data 1800 data. Dataset sudah memiliki label yang sesuai untuk setiap kelas yang akan diklasifikasi.
2. Pembagian dataset menjadi tiga bagian:
Data latih sekitar 70% (42 citra untuk setiap aksara) dari total dataset. Digunakan untuk melatih model. Data validasi sekitar 20% dari total dataset (12 citra untuk setiap aksara). Digunakan untuk mengevaluasi performa model. Data uji sekitar 10% dari total dataset (6 citra untuk setiap aksara). Digunakan untuk mengevaluasi kinerja model yang telah dilatih.
3. *Preprocessing* Data terdiri dari *Resizing* berfungsi mengubah ukuran citra menjadi 224x224 piksel (ukuran input Inception-V3), konversi ke *Grayscale*, mereduksi *noise* menggunakan *Gaussian blur*, peningkatan kontras menggunakan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE), konversi binerisasi

- menggunakan *Otsu threshold*, dan normalisasi berfungsi untuk menormalisasikan *pixel* (misalnya, dengan mengurangi rata-rata *pixel*) agar model lebih cepat konvergen.
4. Membangun Model Inception-V3 dapat dimulai dari model yang sudah dilatih sebelumnya (*pre-trained*) untuk mempercepat pelatihan dan meningkatkan akurasi.
 5. Pelatihan Model dilakukan dengan cara masukkan data latih ke dalam model, kemudian gunakan algoritma optimasi (seperti Adam) untuk memperbarui bobot model berdasarkan *loss function* (misalnya, *cross-entropy*) dan tentukan *batch size* dan jumlah *epoch* untuk pelatihan, memantau akurasi dan loss pada data latih serta data validasi (jika ada).
 6. Evaluasi Model, yaitu setelah pelatihan selesai, evaluasi model dengan menggunakan data uji yang belum pernah dilihat oleh model. Matriks Evaluasi yaitu dengan cara menghitung metrik seperti akurasi, *precision*, *recall*, dan F1-score untuk menilai kinerja model.
 7. Implementasi, yaitu setelah model diuji dan dioptimalkan, model dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi pada data baru.

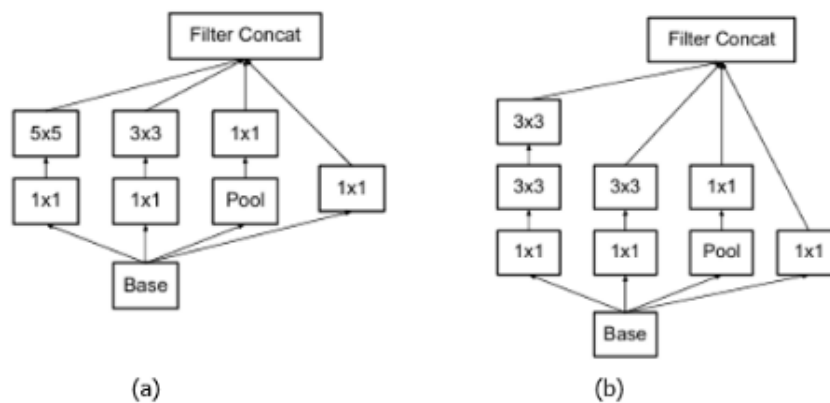


Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

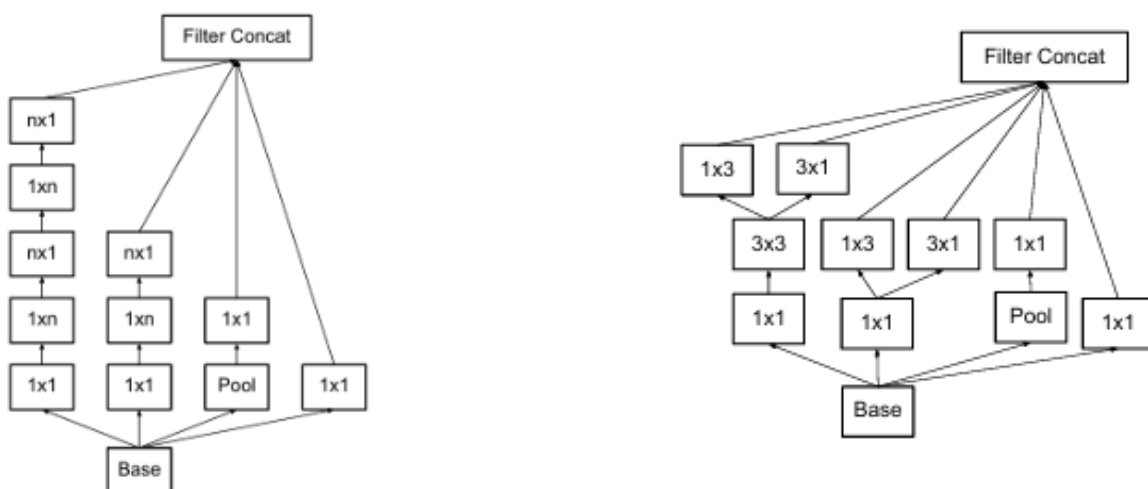
2.2 Arsitektur Inception V3

Inception-V3 merupakan arsitektur *convolutional neural network* (CNN) yang mampu menjalankan proses yang terkait dengan pengenalan citra, termasuk klasifikasi citra. Arsitektur ini mengintegrasikan berbagai konvolusi yang ditandai dengan ukuran kernel yang berbeda, yang memfasilitasi ekstraksi fitur yang efisien. Selanjutnya, Inception-V3 menggunakan teknik regularisasi dan pengurangan dimensi untuk mengurangi risiko *overfitting*. Arsitektur Inception-V3 dibedakan oleh kedalaman dan kompleksitasnya (Ungkawa & Hakim, 2023). Model ini telah banyak digunakan dan menjadi salah satu pendekatan yang populer dalam berbagai aplikasi *computer vision*, termasuk klasifikasi citra, deteksi objek, dan segmentasi. *Inception* adalah sebuah jaringan yang terdiri dari 22 lapisan dan memiliki 5 juta parameter. Inception memiliki ukuran filter yang bervariasi dari 1×1 hingga 3×3 hingga 5×5 untuk mengekstrak fitur pada berbagai ukuran dengan menggunakan pooling maksimum. Penggunaan filter 1×1 dilakukan agar perhitungan dapat diselesaikan lebih cepat. Pada tahun 2015, Google memperbarui model Inception ke versi InceptionV3 (Christian Szegedy, et al. 2016) yang memfaktorkan lapisan konvolusi untuk meminimalkan jumlah parameter. Filter konvolusi berukuran 5×5 diubah menjadi dua filter berukuran 3×3 untuk mengurangi jumlah

pemrosesan yang dibutuhkan dengan mempertahankan tingkat kinerja jaringan yang sama. Terdapat total 48 lapisan dalam model Inception-v3 (Meena et al., 2023). Model inception-v3 terdiri dari blok konvolusi, modul Inception, dan pengklasifikasi. Fitur diekstraksi menggunakan blok konvolusi sederhana yang secara bergantian menggunakan lapisan konvolusi dan *max-pooling*. Konvolusi multiskala dijalankan secara paralel, dan keluaran konvolusi dari setiap cabang digabungkan di modul Inception yang ditingkatkan. Kernel konvolusi 1×1 digunakan secara ekstensif dalam Inception-v3 untuk mengurangi saluran fitur dan mempercepat pelatihan. Konvolusi besar dibagi menjadi konvolusi yang lebih kecil untuk mengurangi biaya komputasi dan jumlah parameter. Arsitektur model Inception-v3 yang asli atau awal dan ada pergantian konvolusi ditunjukkan pada Gambar 2. Gambar 3 menunjukkan modul awal setelah faktorisasi konvolusi $n \times n$. Gambar 4 menunjukkan modul awal dengan output *bank filter* yang diperluas. Gambar 5 menunjukkan pengklasifikasi tambahan di atas lapisan terakhir 17×17 . Gambar 6 menunjukkan dua cara alternatif untuk mengurangi ukuran grid pada model Inception. Dan Gambar 7 menunjukkan modul awal yang mengurangi ukuran grid sambil memperluas bank filter (Christian Szegedy, et.al. 2016).

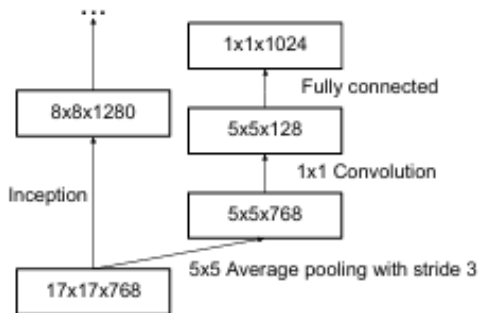


Gambar 2. (a) Modul Inception yang Asli dan (b) Modul Awal untuk Setiap Konvolusi 5×5 digantikan oleh Dua Konvolusi 3×3 (Christian Szegedy, et.al. 2016)

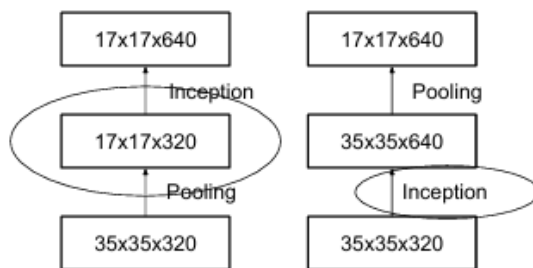


Gambar 3. Modul Awal Setelah Faktorisasi Konvolusi $n \times n$. dalam Arsitektur yang Diusulkan, Dipilih 7 untuk Kisi 17×17

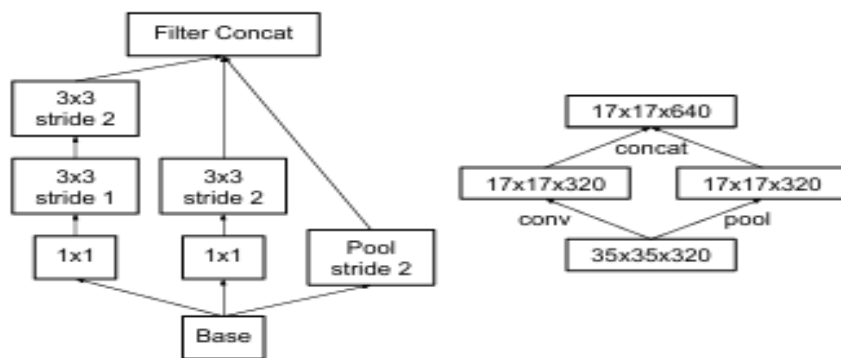
Gambar 4. Modul Awal dengan Output *Bank Filter* yang Diperluas



Gambar 5. Pengklasifikasi Tambahan di Atas Lapisan Terakhir 17×17



Gambar 6. Dua Cara Alternatif untuk Mengurangi Ukuran Grid

































Gambar 7. Modul Awal yang Mengurangi Ukuran Grid Sambil Memperluas Bank Filter (Christian Szegedy, et.al. 2016)

2.3 Pengumpulan Data

Data diperoleh dari kaggle.com, yang terdiri dari 30 aksara, masing-masing aksara terdapat 60 data aksara, sehingga total data 1800 data. Tabel 1 menunjukkan aksara sunda dengan jenis aksara swara dan aksara ngalagena dan diterjemahkan ke huruf latin agar mudah dibaca karakter aksaranya. Sumber dataset aksara sunda diperoleh dari alamat *web* berikut : <https://www.kaggle.com/datasets/abdidwiramdani/aksara-sunda>. Karakteristik data yang digunakan adalah citra tulisan tangan, yaitu 6 aksara swara “vokal mandiri” (a, i, o, u, e, dan eu) dan 25 aksara ngalagena “konsonan” (ka-ga-nga, ca-ja-nya, ta-da-na, pa-ba-ma, ya-ra-la, wa-sa-ha, fa-va-qa-xa-za-kha-sya). Aksara sunda tersebut memiliki bentuk melengkung dan ornamental. Beberapa huruf memiliki kemiripan visual tinggi, misalnya : a, ae, dan eu. Sulit dibedakan oleh model jika citra tidak tajam, kontras rendah, atau ukuran kecil. Karakteristik data aksara Sunda membuat tugas pengenalan lebih kompleks daripada alfabet Latin biasa. Hal ini dikarenakan banyaknya karakter mirip visual variasi bentuk huruf dari sumber berbeda. Model pengenalan harus memperhatikan struktur spasial dan menghindari bias label. Oleh karena itu, desain *pipeline* (*preprocessing, feature extraction, model selection*) harus disesuaikan dengan sifat unik dari aksara Sunda.

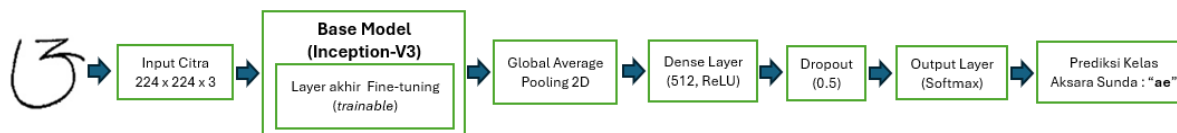
Tabel 1 Huruf Latin dan Aksara Sunda

| No. | Huruf Latin | Aksara Sunda | No. | Huruf Latin | Aksara Sunda | No. | Huruf Latin | Aksara Sunda |
|-----|-------------|---|-----|-------------|---|-----|-------------|---|
| 1 | a |  | 11 | i |  | 21 | qa |  |
| 2 | ae |  | 12 | ja |  | 22 | ra |  |
| 3 | ba |  | 13 | ka |  | 23 | sa |  |
| 4 | ca |  | 14 | la |  | 24 | ta |  |
| 5 | da |  | 15 | ma |  | 25 | u |  |
| 6 | e |  | 16 | na |  | 26 | va |  |
| 7 | eu |  | 17 | nga |  | 27 | wa |  |
| 8 | fa |  | 18 | nya |  | 28 | xa |  |
| 9 | ga |  | 19 | o |  | 29 | ya |  |
| 10 | ha |  | 20 | pa |  | 30 | za |  |

Data yang berasal dari kaggle.com merupakan data sekunder yang telah diberi label nama aksara. Data yang berjumlah 1800 yang terdiri dari 30 aksara akan dibagi menjadi 70% data Latih (*Training Set*), 20% data Validasi (*Validation set*), dan 10% data Uji (*Testing Set*). Untuk tambahan data primer akan dibuat dengan menulis aksara sunda di atas kertas dengan berbagai gaya tulisan. Kemudian tulisan tersebut di-*capture* oleh kamera atau di-*scan* oleh *scanner*. Tulisan aksara sunda tersebut akan dijadikan data uji yang akan diklasifikasikan.

2.4 Proses Klasifikasi dengan Model Inception-V3

Model Inception-V3 yang digunakan untuk klasifikasi 30 aksara sunda dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Proses Inception-V3 untuk Klasifikasi Aksara Sunda

Gambar 8 berikut menunjukkan proses klasifikasi dengan Inception-V3 untuk klasifikasi aksara sunda. Model yang diusulkan menggunakan arsitektur Inception-V3 sebagai *feature extractor* dengan bobot *pretrained ImageNet*, yang kemudian dikombinasikan dengan layer klasifikasi tambahan berupa *Global Average Pooling*, *Dense layer*, *Dropout*, dan *Softmax* untuk melakukan klasifikasi aksara Sunda dengan penjelasan sebagai berikut :

1. Bagian input layer adalah menginputkan citra dengan ukuran yang sudah ditentukan, yaitu 224 x 224 piksel dan 3 kanal warna (*Red, Green, Blue*).
2. *Fine-tuning* tidak menambah blok baru, tetapi berada pada bagian *Base Model* (Inception-V3), tepatnya berada pada layer yang di-*unfreeze*. Layer awal dipertahankan dengan bobot *pretrained* untuk mempertahankan fitur umum, sedangkan 50 layer terakhir diaktifkan (*trainable*) untuk proses *fine-tuning* agar model dapat beradaptasi dengan karakteristik data aksara Sunda.
3. Output dari *convolutional layers* (inception-V3) berisi representasi fitur citra (*edge, shape, pattern*).
4. *Global Average Pooling* berfungsi untuk merata-ratakan setiap *channel* pada peta fitur (fitur citra) menjadi satu angka (nilai vektor) dan mengurangi parameter agar lebih efisien dari *flatten*.
5. *Dense Layer* (512, ReLU) sebagai *Layer fully connected* dan belajar fitur spesifik aksara Sunda.
6. *Dropout* (0.5) untuk mengurangi *overfitting* dan 50% *neuron* dinonaktifkan saat *training*.
7. *Softmax Output Layer* yang menghasilkan probabilitas untuk setiap kelas. Distribusi probabilitas di antara kelas-kelas (misalnya, probabilitas total untuk 1000 kelas adalah 1).
8. *Compile Model* menggunakan *Optimizer Adam*, *Loss* menggunakan kategori *cross entropy* dan evaluasi metrik *accuracy, precision, recall, dan F1-Score*.

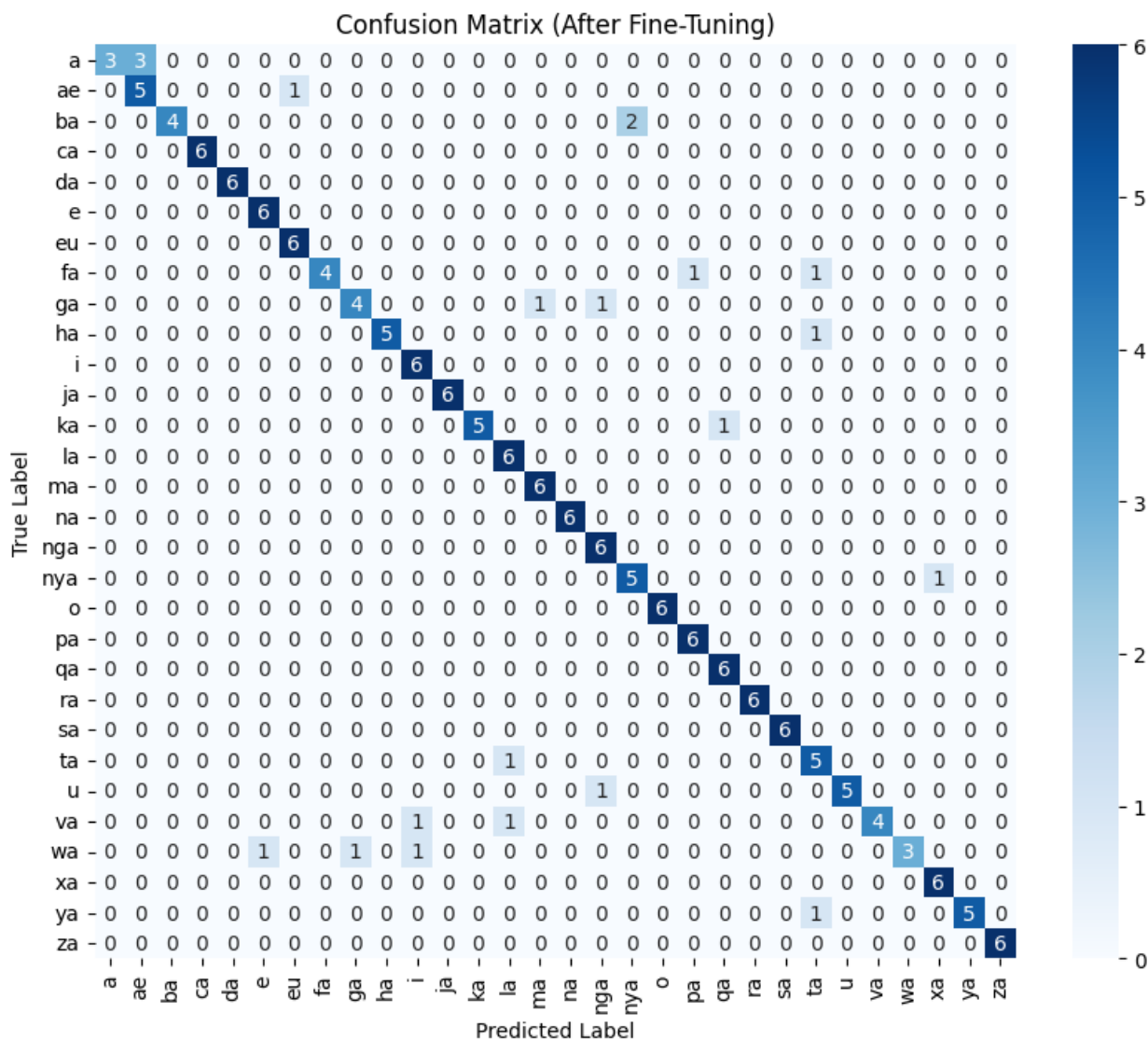
Jumlah parameter yang dihasilkan dari model *Deep Learning* menggunakan model Inception-V3 yang dirancang adalah sebagai berikut : *Total params*: 22,867,262 (87.23 MB), *Trainable params*: 1,064,478 (4.06 MB), *Non-trainable params*: 21,802,784 (83.17 MB).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data aksara sunda dengan jenis aksara swara dan aksara ngalagena terdiri dari 30 aksara, yaitu 7 aksara vokal dan 23 aksara konsonan. 30 aksara tersebut akan dijadikan 30 kelas atau kategori. Masing-masing aksara terdiri dari 60 citra aksara sunda dan akan dibagi ke dalam data latih, data uji, dan data validasi. Satu aksara sunda atau satu kelas aksara sunda yang terdiri dari 60 citra aksara sunda akan dibagi menjadi 70% (42 citra aksara sunda) sebagai data latih, 20% (12 citra aksara sunda) sebagai data validasi, dan 10% (6 citra aksara sunda) sebagai data uji. Dari pembagian tersebut diperoleh banyaknya citra aksara sunda adalah untuk data latih sebesar 1260 citra yang memiliki 30 kelas aksara, untuk data validasi sebesar 360 citra yang memiliki 30 kelas aksara, dan untuk data uji sebesar 180 citra yang memiliki 30 kelas aksara. Berikut akan dijelaskan hasil pengujiannya.

3.1 Hasil Pengujian

Hasil pengujian aksara sunda yang terdiri dari 30 kelas diuji dengan menggunakan *Confusion matrix* untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi nya. Setiap kelas terdiri dari 6 citra aksara sunda yang sama. Gambar 9 berikut menunjukkan hasil evaluasi model klasifikasi terhadap 30 kelas aksara sunda. *Confusion matrix* menunjukkan terdapat 17 aksara sunda (ca, da, e, eu, i, ja, la, ma, na, nga, o, pa, qa, ra, sa, xa, za) yang sesuai antara *true label* dengan label yang diprediksi, sehingga akurasi nya 1,00 atau 100%. Namun terdapat juga hasil evaluasi model yang salah dan hanya sedikit benar nya, yaitu aksara a, dan wa. Berikut akan dijelaskan evaluasi kesalahan (*error*) dari hasil evaluasi model klasifikasi.



Gambar 9 Confusion Matrix untuk *Batch Size* 16 dan *Epoch* 30 pada 30 Kelas Aksara Sunda

Evaluasi kesalahan (*error*) yang akan dilakukan dalam hasil klasifikasi akan diambil beberapa sampel aksara, yaitu untuk aksara yang benar nya hanya 3 pada aksara a dan wa. Sedangkan aksara yang benar nya hanya 4 pada aksara ba, fa, ga, dan va.

Tabel 2 Evaluasi Error dalam Sampel Klasifikasi Aksara

| Aksara yang masih salah | | Kemiripan Aksara | |
|-------------------------|--------------|--|--|
| Aksara yang diteliti | Citra aksara | Masuk ke Aksara ae | Keterangan |
| a | | | Terdapat kemiripan antara aksara a dengan ae , sehingga sulit dibedakan jika garis samping atau titik nya tidak terlihat |
| Aksara yang diteliti | Citra aksara | Masuk ke Aksara e, ga dan i | Keterangan |
| wa | | | Ada kemiripan antara aksara wa dengan aksara ga , namun bedanya pada garis atas nya. Jika dengan aksara i bedanya tidak ada garis tengah. Jika dengan aksara e seharusnya berbeda, namun ada kemiripan di garis lengkung atas. |
| Aksara yang diteliti | Citra aksara | Masuk ke Aksara ma dan nga . | Keterangan |
| ga | | | Terdapat kemiripan antara aksara ga dengan ma dan nga . Untuk aksara ma ada perbedaan tapi sistem melihat ada garis lurus pada bagian atas aksara. Aksara nga ada kemiripan pada bagian garis atas dan garis miring di bagian tengah, untuk bagian belakang aksara ada garis yang sama. |
| Aksara yang diteliti | Citra aksara | Masuk ke Aksara pa , dan ta | Keterangan |
| fa | | | Aksara fa dan pa ada kemiripan bentuk yang sama, hanya berbeda di garis lurus horisontal bagian atas sebelah kanan. Aksara fa dan ta ada kemiripan bentuk dibagian kiri jika bagian kanan nya tidak terlihat atau blur dalam citra tulisan aksara tersebut. |
| Aksara yang diteliti | Citra aksara | Masuk ke Aksara nya | Keterangan |
| ba | | | Terdapat kemiripan antara aksara ba dengan nya , sehingga sulit dibedakan jika garis atas nya tidak terlihat. |
| Aksara yang diteliti | Citra aksara | Masuk ke Aksara i dan la | Keterangan |
| va | | | Aksara va dan i terlihat tidak mirip, hanya sistem membaca ada kesamaan garis vertikal sebelah kiri. Aksara va dan la ada kemiripan pada bagian kanan yang berbentuk kotak tanpa garis di atas. |

Kesimpulan dari Tabel 2 adalah terjadinya *error* pada evaluasi model klasifikasi aksara sunda disebabkan terdapatnya kemiripan antara satu aksara dengan aksara lainnya. Tebal dan tipis aksara yang ditulis juga dapat mempengaruhi sehingga terjadi kesalahan pada saat diklasifikasikan.

Tabel 3 menunjukkan hasil evaluasi model dengan mengukur *precision*, *Recall*, dan *F1 Score* pada masing-masing data uji aksara. Setiap aksara terdapat 6 data uji yang dievaluasi dengan membandingkannya dengan data latih dan data validasi. Pengujian terhadap 30 aksara sunda yang memiliki nilai *precision*, *Recall*, dan *F1 Score* adalah 1,00 atau 100% benar adalah aksara **ca, da, ja, na, o, ra, sa, dan za**. Jika dilihat dari bentuk ke-delapan aksara sunda tersebut memiliki perbedaan yang signifikan, sehingga tidak ada kemiripan dengan bentuk aksara sunda lainnya. Sedangkan untuk aksara **e, eu, i, la, ma, nga, pa, qa, dan xa** memiliki bentuk yang mirip dengan aksara lainnya, misal aksara **e** ada kemiripan dengan aksara **wa**. Aksara **pa** ada kemiripan dengan aksara **fa**. Akurasi yang diperoleh sebesar 0,8833 (88,33%).

Tabel 3. Pengukuran Akurasi, Precision, Recall, F1 Score untuk Setiap Aksara

| Aksara | Precision | Recall | F1 Score | Support | Aksara | Precision | Recall | F1 Score | Support |
|--------|-----------|--------|----------|---------|--------|-----------|--------|----------|---------|
| a | 1 | 0,5 | 0,6667 | 6 | na | 1 | 1 | 1 | 6 |
| ae | 0,625 | 0,833 | 0,714 | 6 | nga | 0,75 | 1 | 0,8571 | 6 |
| ba | 1 | 0,667 | 0,8 | 6 | nya | 0,7143 | 0,833 | 0,7692 | 6 |
| ca | 1 | 1 | 1 | 6 | o | 1 | 1 | 1 | 6 |
| da | 1 | 1 | 1 | 6 | pa | 0,8571 | 1 | 0,9231 | 6 |
| e | 0,8571 | 1 | 0,9231 | 6 | qa | 0,8571 | 1 | 0,9231 | 6 |
| eu | 0,8571 | 1 | 0,9231 | 6 | ra | 1 | 1 | 1 | 6 |
| fa | 1 | 0,667 | 0,8 | 6 | sa | 1 | 1 | 1 | 6 |
| ga | 0,80 | 0,667 | 0,7273 | 6 | ta | 0,625 | 0,833 | 0,7143 | 6 |
| ha | 1 | 0,833 | 0,9091 | 6 | u | 1 | 0,833 | 0,9091 | 6 |
| i | 0,75 | 1 | 0,8571 | 6 | va | 1 | 0,667 | 0,8 | 6 |
| ja | 1 | 1 | 1 | 6 | wa | 1 | 0,5 | 0,6667 | 6 |
| ka | 1 | 0,83 | 0,9091 | 6 | xa | 0,86 | 1 | 0,92 | 6 |
| la | 0,75 | 1 | 0,8571 | 6 | ya | 1 | 0,833 | 0,9091 | 6 |
| ma | 0,8571 | 1 | 0,9231 | 6 | za | 1 | 1 | 1 | 6 |

| | | |
|--------------|----------------------|-----|
| accuracy | 0,8833 | 180 |
| macro avg | 0,9052 0,8833 0,8802 | 180 |
| weighted avg | 0,9052 0,8833 0,8802 | 180 |

3.2 Hasil Pengujian pada Data Testing

Pengujian untuk data testing terhadap 30 aksara sunda adalah sebesar 10% dari dataset yang tersedia (kaggle.com) yaitu sebesar 6 untuk setiap aksara, sehingga total data testing adalah $6 \times 30 = 180$ data. Semua data *training*, *validasi*, dan *testing* memiliki dimensi (*pixel*) berukuran = 405×410 dan memiliki 3 saluran warna (RGB). Tabel 4 menunjukkan hasil pengujian klasifikasi 30 aksara Sunda dan diperoleh rata-rata akurasi sebesar 85,06%. Nilai akurasi tertinggi adalah 88,3% pada *batch size* 16 dan *epoch* 30, serta ada penambahan *fine tuning* ke dalam model Inception-V3. Akurasi yang dihasilkan masih kurang, hal ini disebabkan model kesulitan membedakan kelas yang secara visual sangat mirip. Jumlah data per kelas terlalu sedikit, karena *Deep learning* yang menggunakan model Inception-V3 membutuhkan banyak data.

Tabel 4 Hasil Pengujian Klasifikasi Aksara Sunda

| No | Jumlah Aksara | Batch | Epoch | Penambahan fine tuning | Akurasi |
|------------------|---------------|-----------|-----------|------------------------|---------------|
| 1 | 30 | 32 | 15 | tidak | 82% |
| 2 | 30 | 32 | 30 | tidak | 83% |
| 3 | 30 | 16 | 15 | tidak | 87% |
| 4 | 30 | 16 | 30 | tidak | 83% |
| 5 | 30 | 32 | 15 | Ya | 85% |
| 6 | 30 | 32 | 30 | Ya | 85% |
| 7 | 30 | 16 | 15 | Ya | 87,2% |
| 8 | 30 | 16 | 30 | Ya | 88,3% |
| Rata-rata | | | | | 85,06% |

Penambahan *fine tuning* pada arsitektur Inception-V3 dapat meningkatkan akurasi. *Fine-tuning* dilakukan dengan membekukan (*freezer*) sebagian besar layer awal dan hanya melatih 50 layer terakhir dari arsitektur Inception-V3, sehingga model dapat mempertahankan fitur umum sekaligus beradaptasi dengan karakteristik spesifik aksara Sunda. *Fine-tuning* dilakukan dengan menggunakan *optimizer Adam* dengan *learning rate* sebesar 0.00001 (1e-5) untuk memastikan proses pembaruan bobot berlangsung secara stabil dan tidak merusak fitur yang telah dipelajari sebelumnya.

3.3 Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya

Penelitian sebelumnya berjudul Pengenalan Pola Aksara Sunda menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) memfokuskan kajian pada Aksara Swara dan Aksara Ngalagena dengan total 31 karakter, yang terdiri atas 6 aksara swara (vokal mandiri), yaitu a, i, u, e, o, dan eu, serta 25 aksara ngalagena (konsonan), meliputi ka-ga-nga, ca-ja-nya, ta-da-na, pa-ba-ma, ya-ra-la, wa-sa-ha, fa-va-qa-xa-za-kha-sya. Dataset yang digunakan berupa citra Aksara Sunda yang bersumber dari buku Baidilah serta sampel tulisan tangan yang dikumpulkan dari responden (**Alif Kirana et al., 2020**). Hasil penelitian yang diperoleh melalui penerapan empat jenis pengujian menunjukkan capaian akurasi yang dirangkum dalam Tabel 5.

3.4 Pengujian dengan Data Ril

Gambar 10 dan Gambar 11 merupakan contoh data primer dari 30 aksara sunda yang langsung secara *offline* dituliskan oleh 20 orang responden. Kemudian tulisan tangan aksara sunda di-*scan* dan diklasifikasikan menggunakan model Inception-V3. Namun hasil akurasinya sangat rendah, hal ini disebabkan ada *noise* pada citra, gaya tulisan yang agak berbeda atau mirip dengan aksara lainnya, sehingga sulit untuk diklasifikasikan. Besar dan kecilnya aksara juga dapat mempengaruhi klasifikasi. Citra aksara yang ditulis langsung secara *offline* memiliki ukuran dimensi (*pixel*) yang berbeda-beda berkisar 65 x 50 sampai 110 x 120 dan memiliki 3 saluran warna (RGB). Inception-V3 dirancang untuk ukuran 224x224 dan memiliki 3 saluran warna (RGB). Hal ini adalah ukuran *default* arsitektur Inception-V3 dengan *filter convolutional* nya dirancang optimal. Ukuran input yang terlalu kecil (misal 64x64) akan menghilangkan detail penting, sehingga menurunkan akurasi.



Gambar 10 Contoh Aksara Sunda "ae" yang Ditulis oleh 20 Responden



Gambar 11 Contoh Aksara Sunda "ga" yang Ditulis oleh 20 Responden

Tabel 5 Penelitian Sebelumnya (Alif Kirana et al., 2020)

| Pengujian Menggunakan Citra dari Buku Elektronik | | |
|--|---------------|---------|
| Status | Jumlah Aksara | Akurasi |
| Data uji | 29 | 72,4% |
| Terbaca | 21 | |
| Tidak Terbaca | 8 | |
| Pengujian Menggunakan Citra dari Huruf Komputer | | |
| Status | Jumlah Aksara | Akurasi |
| Data uji | 31 | 100% |
| Terbaca | 31 | |
| Tidak Terbaca | 0 | |
| Pengujian Citra yang diambil dari Kamera Ponsel | | |
| Status | Jumlah Aksara | Akurasi |
| Data uji | 62 | 87,1% |
| Terbaca | 54 | |
| Tidak Terbaca | 8 | |
| Pengujian Citra yang diambil dari Pemindai | | |
| Status | Jumlah Aksara | Akurasi |
| Data uji | 62 | 85,5% |
| Terbaca | 53 | |
| Tidak Terbaca | 8 | |

Tabel 6 menunjukkan hasil pengujian data primer (data ril) yang diambil langsung dari tulisan responden sebanyak 20 orang dengan akurasi sebagai berikut :

Tabel 6 Hasil Pengujian Klasifikasi Aksara Sunda dari Data Primer

| No. | Jumlah Aksara | Batch size | Jumlah data primer tiap aksara | Epoch | Penambahan fine tuning | Akurasi |
|-----|---------------|------------|--------------------------------|-----------|------------------------|--------------|
| 1 | 30 | 32 | 20 | 15 | tidak | 57% |
| 2 | 30 | 32 | 20 | 30 | tidak | 62% |
| 3 | 30 | 32 | 20 | 15 | ya | 66,2% |
| 4 | 30 | 32 | 20 | 30 | ya | 68,7% |

Dari hasil pengujian data primer (data riil) dengan menggunakan model Inception-V3 menunjukkan bahwa semakin tinggi nilai *epoch* dan ada penambahan *fine tuning*, maka hasil akurasi nya semakin tinggi.

4. KESIMPULAN

Hasil klasifikasi yang diperoleh dengan menggunakan model Inception-v3 masih rendah untuk data sekunder aksara sunda. *Fine Tuning* pada arsitektur Inception-V3 dapat meningkatkan akurasi sampai 88,33% dengan *batch size* 16 dan *epoch* 30. Model Inception-V3 digunakan juga untuk klasifikasi data riil aksara sunda, namun hasilnya masih rendah, yaitu hanya 68,7%. Analisis lebih lanjut menunjukkan bahwa penurunan kinerja dipengaruhi oleh beberapa faktor utama, yaitu variasi gaya tulisan tangan, perbedaan ukuran karakter, noise pada citra, serta kemiripan bentuk antar aksara. Selain itu, perbedaan karakteristik dataset juga berperan penting, dimana dataset sekunder memiliki ukuran citra yang seragam (405 × 410 piksel), sedangkan data riil memiliki ukuran yang bervariasi (65 × 50 hingga 110 × 120 piksel). Ketidaksesuaian ini menyebabkan proses *resizing* ke ukuran standar 224 × 224 piksel, yang merupakan ukuran optimal untuk arsitektur Inception-V3, berpotensi menghilangkan informasi penting pada citra berukuran kecil maupun meningkatkan kompleksitas komputasi pada citra berukuran besar. Dalam penelitian ini tidak menerapkan teknik augmentasi, sehingga menyebabkan model rentan terhadap *overfitting* maupun *underfitting*, sehingga berdampak pada rendahnya akurasi pada data riil. Hal ini menunjukkan bahwa performa model tidak hanya ditentukan oleh arsitektur yang digunakan, tetapi juga sangat dipengaruhi oleh kualitas, distribusi, dan keragaman dataset. Penelitian ini memberikan beberapa kontribusi utama, yaitu menyediakan evaluasi empiris penggunaan Inception-V3 sebagai baseline klasifikasi aksara Sunda berbasis *deep learning*, mengungkap kesenjangan performa antara dataset sekunder dan data riil yang menunjukkan keterbatasan generalisasi model, mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi akurasi seperti variasi tulisan, ukuran citra, noise, dan kemiripan aksara, serta menganalisis pengaruh ketidaksesuaian ukuran input (*resizing* ke 224 × 224 piksel) terhadap performa model CNN. Poin yang belum terselesaikan untuk menjadi bahan pertimbangan peneliti selanjutnya adalah membuat *dataset* tulisan tangan aksara Sunda yang lebih besar dengan variasi tulisan yang lebih banyak, menggunakan data *augmentation* untuk memperkaya variasi tulisan, dan membandingkan Inception-V3 dengan model *deep learning* lainnya, seperti CNN, ResNet, *Vision Transformer*, dan MobileNet.

DAFTAR RUJUKAN

- Ahmed, M., Afreen, N., Ahmed, M., Sameer, M., & Ahamed, J. (2023). An inception V3 approach for malware classification using machine learning and transfer learning. *International Journal of Intelligent Networks*, 4(September 2022), 11–18. <https://doi.org/10.1016/j.ijin.2022.11.005>
- Alif Kirana, Hanny Hikmayanti, & Jamaludin Indra. (2020). Pengenalan Pola Aksara Sunda dengan Metode Convolutional Neural Network. *Scientific Student Journal for Information, Technology and Science*, 1(2), 95–100.
- Amalia, N., Hidayat, E. W., & Aldya, A. P. (2020). Pengenalan Aksara Sunda Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Dan Deteksi Tepi Canny. *Journal of Computer Engineering System and Science*, 5(1), 19–27.
- Andreas, E., Widhiarso, W., Informatika, P. S., Multi, U., & Palembang, D. (2023). Klasifikasi Penyakit Mata Katarak Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan Arsitektur

- Inception V3. *2ND MDP STUDENT CONFERENCE (MSC) 2023*, 107–113.
- Apriani, E., & Pratiwi, N. (2025). Perancangan Sistem Pengenalan Tulisan Tangan pada Jawaban Esai Menggunakan Metode CNN-LSTM Berbasis Android. *METIK JURNAL*, *9*(2), 385–396. <https://doi.org/10.47002/metik.v9i2.1094>
- Budiawan, R., Ichwani, A., Munir, R., & Mahayana, D. (2023). Pergeseran Paradigma pada Penelitian Pengenalan Tulisan Tangan Berdasarkan Teori Pemikiran Thomas Kuhn. *Jurnal Filsafat Indonesia*, *6*(2), 170–179.
- Christian Szegedy, Vincent Vanhoucke, Sergey Ioffe, J. S. (2016). *Inception Architecture for Computer Vision and its Future*. <https://www.xenonstack.com/blog/inception-architecture-computer-vision>
- Dewi, E., Mulyani, S., Mufizar, T., Sundari, S. S., Kasyfurrahman, M. A., & Mahbub, L. A. (2024). Implementasi Algoritma CNN Dalam Aplikasi Pengenalan Aksara Sunda. *INFORMATICS AND DIGITAL EXPERT (INDEX)*, *6*(2), 138–143.
- Masrani, H., Ilhamsyah, & Ruslianto, I. (2018). Aplikasi Pengenalan Pola Pada Huruf Tulisan Tangan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Dengan Metode Ekstraksi Fitur Geometri. *Coding Jurnal Komputer Dan Aplikasi*, *6*(2), 69–78. <https://doi.org/10.26418/coding.v6i2.26674>
- Meena, G., Mohbey, K. K., & Kumar, S. (2023). Sentiment analysis on images using convolutional neural networks based Inception-V3 transfer learning approach. *International Journal of Information Management Data Insights*, *3*(1), 100174. <https://doi.org/10.1016/j.jjime.2023.100174>
- Pakpahan, H. S., Havaluddin, H., Nurpadillah, D. I., Islamiyah, I., Setyadi, H. J., & Widagdo, P. P. (2019). A Sundanese Characters Recognition Based on Backpropagation Neural Network Approach. *International Conference on Electrical, Electronics and Information Engineering (ICEEIE)*, Vol. 6, pp. 250–254. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8981469/>
- Pebriyani, D., Sutisnawati, A., & Maula, L. H. (2023). Peningkatan Keterampilan Menulis Aksara Sunda Dengan Menggunakan Media Flashcard Pada Siswa Sekolah Dasar. *Jurnal Educatio*, *9*(3), 1369–1377. <https://doi.org/10.31949/educatio.v9i3.5748>
- Rahmawati, S. N., Hidayat, E. W., & Mubarak, H. (2021). Implementasi Deep Learning pada Pengenalan Aksara Sunda Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *INSERT: Information System and Emerging Technology Journal*, *2*(1), 46–58. <https://doi.org/10.23887/insert.v2i1.37405>
- Riansyah, R. R., Nurhasanah, Y. I., & Dewi, I. A. (2017). Sistem Pengenalan Aksara Sunda

Menggunakan Metode Modified Direction Feature Dan Learning Vector Quantization. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 3(1), 17–30.

- Ripera, G. E., Hikmatyar, M., & Hartono, R. (2024). Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Pada Pengenalan Aksara Sunda Swara Panglayar. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 12(1), 582–591.
<https://doi.org/http://dx.doi.org/10.23960/jitet.v12i1.3871>
- Rosalina, Afriliana, N., Utomo, W. H., & Sahuri, G. (2024). Deep learning utilization in Sundanese script recognition for cultural preservation. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 36(3), 1759–1768.
<https://doi.org/10.11591/ijeecs.v36.i3.pp1759-1768>
- Semuel, N., & Pekuwali, A. (2022). Pengenalan Pola Tulisan Tangan Resep Dokter Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier pada Puskesmas Kambaniru. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 2(1), 55–61.
<https://doi.org/10.57152/malcom.v2i1.174>
- Ungkawa, U., & Hakim, G. A. L. (2023). Klasifikasi Warna pada Kematangan Buah Kopi Kuning menggunakan Metode CNN Inception V3. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 11(3), 731–743.
<https://doi.org/http://dx.doi.org/10.26760/elkomika.v11i3.731>