

Implementasi Algoritma CNN Dalam Aplikasi Pengenalan Aksara Sunda

Evi Dewi Sri Mulyani¹, Teuku Mufizar², Shinta Siti Sundari³, Muhammad Akbar Kasyfurrahman⁴,
Luthfi Adilal Mahbub⁵

^{1,2,3,4,5}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Perjuangan Tasikmalaya; Jalan Peta No. 177 Tasikmalaya, Jawa Barat, Indonesia
e-mail: eviajadech@gmail.com¹, fizargama@gmail.com², ss.shinta@gmail.com³, 2103010031@unper.ac.id⁴, 2103010067@unper.ac.id⁵

INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima Redaksi : 23 Oktober 2024

Revisi Akhir : 05 November 2024

Diterbitkan Online : 30 November 2024

Kata Kunci:

Klasifikasi Aksara Sunda, Image Processing, CNN, Computer Vision, MobileNet 6

Korespondensi :

Telepon / Hp : +62 813-2040-9337

E-mail : eviajadech@gmail.com

A B S T R A K

Aksara sunda telah digunakan sejak zaman kerajaan-kerajaan Sunda kuno dan masih digunakan hingga saat ini dalam berbagai konteks budaya dan Pendidikan. Penelitian ini mengimplementasikan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNet V1* untuk pengenalan aksara Sunda dalam aplikasi berbasis Android. Aksara Sunda, sebagai bagian dari warisan budaya Indonesia, memerlukan perhatian khusus dalam proses pembelajaran dan pelestariannya. Dalam penelitian ini, kami mengembangkan model CNN yang dilatih menggunakan dataset gambar aksara Sunda, yang mencakup berbagai variasi dan gaya tulisan. Model *MobileNet V1* dipilih karena efisiensinya dalam pemrosesan di perangkat mobile, memungkinkan inferensi cepat dengan penggunaan sumber daya yang minimal. Proses pelatihan dilakukan menggunakan teknik transfer learning, yang mempercepat konvergensi dan meningkatkan akurasi model. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mencapai kinerja akurasi sebesar 90,37% dalam pengenalan aksara Sunda. Aplikasi ini dirancang untuk memberikan pengalaman interaktif bagi pengguna, terutama anak-anak, dalam belajar mengenali aksara Sunda dengan cara yang menyenangkan. Melalui implementasi ini dapat, diiharapkan dapat berkontribusi pada pelestarian budaya dan meningkatkan kesadaran masyarakat tentang pentingnya aksara Sunda. Temuan ini juga menunjukkan potensi penerapan CNN dalam bidang pendidikan, khususnya dalam konteks pembelajaran bahasa dan budaya lokal. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi dasar untuk pengembangan lebih lanjut dalam aplikasi pendidikan berbasis teknologi.

1. PENDAHULUAN

Aksara Sunda adalah salah satu warisan budaya yang kaya dari Indonesia, yang mencerminkan identitas dan sejarah panjang masyarakat Sunda[1]. Aksara ini telah digunakan sejak zaman kerajaan-kerajaan Sunda kuno dan masih digunakan hingga saat ini dalam berbagai konteks budaya dan pendidikan[2]. Namun, dengan perkembangan zaman dan dominasi aksara Latin, penggunaan aksara Sunda mengalami penurunan. Salah satu cara untuk melestarikan dan mempopulerkan kembali aksara Sunda adalah melalui teknologi. Salah satu teknologi yang berkembang pesat adalah dengan menggunakan pembelajaran mesin[3], khususnya dalam pengenalan pola adalah *Convolutional Neural Network* (CNN)[4]. CNN telah terbukti sangat efektif dalam berbagai tugas pengenalan gambar dan teks, termasuk pengenalan karakter dan aksara[5].

Penerapan CNN dalam pengenalan aksara Sunda memiliki potensi besar untuk mendukung pelestarian budaya dan pendidikan[6]. Pada penelitian sebelumnya, dengan menggunakan ekstraksi fitur dari metode CNN dan di *training* dengan metode *Extreme Learning Machine* diperoleh nilai akurasi sebesar 88%[1], hal ini dapat menunjukan CNN mampu mengekstraksi fitur dengan baik, begitu juga penelitian lain bahwa model yang dihasilkan CNN yang menggunakan arsitektur ResNet-50, VGG-19 dan MobileNet mampu

menghasilkan akurasi 97%, 99% dan 97%(2). Dari beberapa penelitian sebelumnya, metode CNN mampu menghasilkan model dengan kinerja yang baik, namun perlu dilakukan percobaan jika ditambahkan atau dikombinasikan dengan ekstraksi fitur tambahan. Penelitian yang berkaitan dengan pengembangan model, CNN, pengenalan pola aksara, pada pengenalan aksara sunda menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN)[7],[8],[9], mulai berkembang sekitar pada tahun 2021. Para peneliti telah melakukan eksplorasi terhadap berbagai arsitektur CNN, termasuk *ResNet*, *VGG*, dan *EfficientNet*, pengenalan aksara sunda[10],[11],[12]. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan arsitektur yang lebih dalam dan kompleks, seperti *ResNet-50* atau *EfficientNet-B0*, mampu memberikan kinerja yang baik dalam mengenali aksara dengan akurasi yang tinggi[13]. Dari penelitian sebelumnya tersebut, maka penelitian ini menunjukkan potensi yang besar dalam penggunaan CNN untuk pengenalan aksara sunda[14],[15].

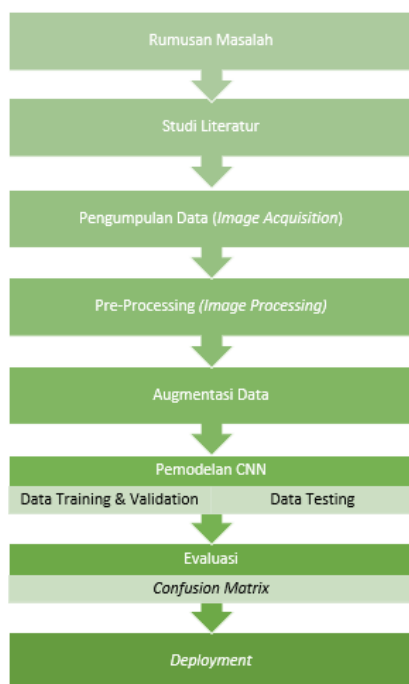
Dengan adanya aplikasi yang mampu mengenali dan mengkonversi aksara Sunda ke bentuk digital, tidak hanya memudahkan proses digitalisasi dokumen-dokumen bersejarah, tetapi juga membuka peluang baru dalam pengembangan alat bantu belajar bagi generasi muda. Namun, implementasi CNN untuk pengenalan aksara Sunda bukan tanpa tantangan. Aksara Sunda memiliki karakteristik unik yang membedakannya dari

aksara Latin atau aksara lainnya. Tantangan ini mencakup variasi bentuk aksara, kemiripan antar karakter, dan kurangnya dataset yang memadai untuk pelatihan model CNN.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengimplementasikan algoritma CNN yang mampu mengenali aksara Sunda dengan akurasi tinggi. Dengan memanfaatkan teknik-teknik modern dalam *deep learning* dan pemrosesan citra, diharapkan dapat dihasilkan model yang *robust* dan aplikatif. Penelitian ini juga diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi pengenalan aksara di Indonesia serta mendukung upaya pelestarian budaya lokal. Melalui penelitian ini, kami berharap dapat menjawab pertanyaan-pertanyaan penting terkait efisiensi dan efektivitas CNN dalam mengenali aksara Sunda, serta menyediakan solusi teknologi yang bermanfaat bagi pelestarian dan pengajaran aksara Sunda di era digital.

2. METODE PENELITIAN

Tahapan penelitian yang dilakukan dapat dijelaskan pada gambar 1 dibawah ini :



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pada proses pengumpulan data dilakukan dengan cara memperoleh data aksara sunda di website <https://universe.roboflow.com/aksarasunda/aksara-sunda-eayhq>. Data yang diperoleh merupakan hasil tulisan tangan yang kemudian difoto yang berukuran 640 x 640 pixel dengan format jpg. Adapun faktor-faktor yang dipertimbangkan dalam pengumpulan data yaitu kualitas data, jumlah sampel dan keseimbangan data. Data total terdiri dari 3033 aksara sunda yang mencakup 7 aksara sunda swara (vokal) dan 23 aksara sunda ngalagena (konsonan).

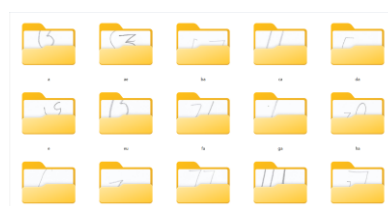
3. HASIL DAN PEMBAHASA

3.1. Preprocessing/Data Preparation

Pada tahap *preprocessing* dilakukan transformasi data dan menghilangkan bagian yang tidak dibutuhkan untuk mengubah data yang berkualitas yaitu data yang memenuhi syarat untuk dieksekusi. Tujuan dilakukannya *preprocessing* untuk meningkatkan kualitas citra agar citra yang diolah mendapatkan hasil yang optimal. Data citra awal berukuran 640 x 640 pixel, untuk mempercepat proses dari *Convolutional Neural Network* (CNN) maka dilakukan proses *resize* menjadi 224 x 224 pixel yang tujuannya untuk menyamaratakan citra dan memperkecil ukuran pixel dari citra. Pra-pemrosesan citra yang cermat juga menjadi fokus penelitian, termasuk normalisasi intensitas, penghapusan noise, dan augmentasi data[16]. Dengan menggunakan teknik-teknik ini, peneliti berhasil meningkatkan kualitas data dan mengurangi *overfitting* pada model CNN[17],[18],[19].

Labeling categorical dalam aksara Sunda untuk Swara dan Ngalagena adalah proses pemberian label pada setiap karakter aksara Sunda tersebut. Label ini digunakan untuk mengklasifikasikan aksara ke dalam kategori Swara (vokal) atau Ngalagena (konsonan) pada model machine learning, khususnya CNN (*Convolutional Neural Network*) yang akan digunakan untuk mengenali aksara Sunda.

Dalam konteks pengenalan aksara Sunda, data dibagi ke dalam beberapa 30 kelas atau label yang berbentuk folder mencakup aksara sunda swara dan ngalagena. Di dalam folder tersebut terdapat beberapa gambar tulisan tangan hasil foto yang merepresentasikan kelas yang diwakilkan, karakteristik dan bentuk dari gambar pun berbeda-beda sehingga menghasilkan keanekaragaman data. *Labeling* dari tiap aksara Sunda dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 2. Labeling dari tiap-tiap dataset

Pembagian data training, testing, dan validation tersebut dilakukan secara acak guna memberikan hasil pengujian yang nyata terhadap model yang akan dibuat. Adapun perbandingan rasio data training, testing, dan validation dapat dilihat pada tabel 1 dibawah ini :

Data	Rasio
Training	70%
Testing	20%
Validation	10%

Dalam klasifikasi gambar, noise menjadi faktor pengganggu dalam hasil penyampaian informasi. Salah satu contohnya ialah gambar yang buram, tidak fokus,

atau terdistorsi dapat membingungkan model dan menghambat kemampuannya untuk belajar dengan benar. Sudut pandang gambar yang berbeda dapat menghasilkan representasi yang berbeda dari objek yang sama juga dapat membingungkan model yang dilatih. Maka dari itu diperlukannya *preprocessing* data benar untuk meningkatkan kualitas dan membantu model memahami gambar dengan baik. Proses preprocessing dataset dapat dilihat pada gambar 2 dibawah ini

```
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator

train_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1/255.,
                                  rotation_range=10,
                                  width_shift_range=0.1,
                                  height_shift_range=0.1,
                                  horizontal_flip=True,
                                  vertical_flip=True,
                                  zoom_range=0.1,
                                  shear_range=0.1,)
test_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1/255.,
                                  rotation_range=10,
                                  width_shift_range=0.1,
                                  height_shift_range=0.1,
                                  horizontal_flip=True,
                                  vertical_flip=True,
                                  zoom_range=0.1,
                                  shear_range=0.1,)
val_datagen = ImageDataGenerator(rescale=1/255.,
                                 rotation_range=10,
                                 width_shift_range=0.1,
                                 height_shift_range=0.1,
                                 horizontal_flip=True,
                                 vertical_flip=True,
                                 zoom_range=0.1,
                                 shear_range=0.1,)
```

Gambar 3. Proses Augmentasi Data

Augmentasi data ditujukan untuk memperluas dataset gambar secara artifisial dan meningkatkan ketahanan model deep learning terhadap variasi data, yang dapat mengarah pada performa yang lebih baik pada data yang tidak terlihat. Instance *ImageDataGenerator* ini biasanya digunakan dengan fungsi seperti *flow_from_directory* atau *flow* dari modul *keras.preprocessing.image TensorFlow* untuk memuat gambar dari direktori, menerapkan augmentasi yang ditentukan dengan cepat selama *training*, dan menghasilkan batch data gambar yang diaugmentasi untuk model *deep learning*.

3.2. Modeling

Penggunaan arsitektur *MobileNet V1* dalam klasifikasi pengenalan huruf Sunda pada media pembelajaran berbasis Android menjadi solusi yang efisien dalam penggunaan memori serta efektif untuk menghasilkan akurasi yang baik. Arsitektur ini mampu dalam menjalankan model yang ringan dan cepat di perangkat *mobile*, *MobileNet V1* memungkinkan inferensi waktu nyata, sehingga memberikan pengalaman belajar yang interaktif dan responsif. Selain itu, proses pelatihan menggunakan teknik transfer learning mempercepat pengembangan model dan meningkatkan kemampuannya dalam mengenali berbagai variasi huruf Sunda.

Penggunaan teknik *transfer learning* dari model-model yang telah dilatih sebelumnya pada dataset citra besar seperti *ImageNet* telah terbukti efektif dalam mengatasi keterbatasan dataset citra[20],[21],[22].

Dengan melakukan *fine-tuning* terhadap model-model *pre-trained* ini, peneliti berhasil meningkatkan akurasi klasifikasi citra secara signifikan[23].

Dengan mencoba berbagai kombinasi parameter seperti laju pembelajaran, jumlah epok, dan ukuran batch, peneliti berhasil mencapai konvergensi yang lebih cepat dan kinerja yang lebih baik pada model klasifikasi[24],[25],[26].

```
from tensorflow.keras.layers import Dense, Activation, Dropout, Conv2D, MaxPooling2D, BatchNormalization, Flatten, Input
base_model=tf.keras.applications.MobileNet(include_top=False, weights='imagenet', input_tensor=Input(shape=(224,224,3)))
```

Gambar 4. Penggunaan *MobileNet V1* sebagai *pre-trained model*

Setelah dilakukan *training* sebanyak 500 iterasi didapatkan hasil yang cukup memuaskan yang dapat dilihat pada tabel 2 dibawah ini :

Tabel 2. Tabel Hasil Training Per Epochs

Data Uji	Epochs				
	100	200	300	400	500
Training	0.8498	0.8943	0.8877	0.9047	0.9194
Validation	0.9159	0.9065	0.9283	0.9221	0.9315

Bisa dilihat dari tabel diatas setelah model melakukan pelatihan dan selesai di *epochs* 500 terdapat *metrics* evaluasi terhadap data *training* dimana didapatkan hasil yaitu, *loss*: 0.3429 dan *accuracy*: 0.9194 atau 91.94%. Kemudian dihasilkan juga *metrics* evaluasi untuk data validasi yaitu, *val_loss*: 0.2987. Nilai *loss* yang lebih rendah pada data validasi dibandingkan dengan data training menunjukkan bahwa model tidak *overfitting*. Kemudian didapatkan *val_accuracy*: 0.9315 yang menunjukkan bahwa model memprediksi benar 93,15% gambar dalam data validasi pada epoch ini yang dapat dilihat pada gambar 3 dibawah ini :

```
Epoch 500/500
66/66 [=====] - 31s 469ms/step - loss: 0.3429 - accuracy: 0.9194 - val_loss: 0.2987 - val_accuracy: 0.9315
```

Gambar 5. Hasil *Training* Setelah 500 *Epochs*

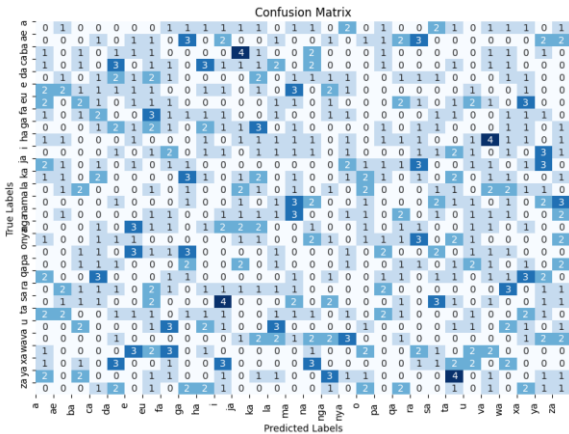
3.3. Evaluation

Model akan melakukan evaluasi terhadap data testing yang telah displit sebelumnya, sehingga akan menghasilkan output dari hasil evaluasi seperti gambar 4 di bawah ini.

```
19/19 [=====] - 8s 410ms/step - loss: 0.5425 - accuracy: 0.9037
[0.5425190925598145, 0.9036544561386108]
```

Gambar 6. Hasil Evaluasi Data *Testing*

Hasil evaluasi di atas menunjukkan bahwa model berhasil melakukan prediksi pada data testing dengan keakuratan 90.37%. Ini menandakan bahwa hasil tersebut dapat digunakan untuk melakukan testing pada data baru. Dapat dilihat hasil *confusion matrix* pada gambar 5 di bawah ini.



Gambar 7. Confusion Matrix

Setelah model dilakukan evaluasi, maka model siap untuk digunakan untuk dilakukan *deployment*. Save model agar dapat digunakan untuk *deployment* menggunakan FastAPI, yang dapat dilihat pada gambar dibawah.

```
model.save("model.h5")
```

Gambar 8. Save model

3.4. Deployment

Pada tahap *deployment model* menggunakan FastAPI dengan dibuat dua endpoint API, yang pertama (“/”) yang berarti root dari endpoint dengan *method GET* yang berisi *dictionary* dan fungsi *asynchronous load* dan *resize image*.

Selanjutnya platform yang digunakan pada tahap *deployment model* klasifikasi pengenalan huruf Sunda pada media pembelajaran berbasis *Android* ini adalah *Google Cloud Platform (GCP)* dengan layanan *Cloud Run*. Platform ini memungkinkan *deployment* aplikasi kontainer dengan cepat tanpa perlu mengelola infrastruktur, kemudian secara otomatis dapat menskalakan aplikasi berdasarkan permintaan, menangani lonjakan pengguna dengan efisien. Platform ini juga dapat terintegrasi dengan berbagai layanan GCP lainnya, untuk memudahkan pengelolaan data, fleksibilitas dalam pemilihan bahasa pemrograman dan framework serta dapat menyediakan fitur keamanan dan manajemen akses yang kuat untuk melindungi aplikasi dan data pengguna. Sehingga *Cloud Run* di GCP adalah pilihan ideal untuk *deployment model* klasifikasi huruf Sunda, memberikan kecepatan, efisiensi, dan keamanan.

Untuk tampilan aplikasinya dapat dilihat pada gambar 7 dibawah ini :



Gambar 7. Aplikasi Media Pembelajaran Pengenalan Huruf Sunda

4. KESIMPULAN

Dengan pengembangan dan pengujian model *Machine Learning CNN*, maka model CNN dengan arsitektur *MobileNet V1* ini dapat dengan efektif diintegrasikan terhadap aplikasi media pembelajaran pengenalan aksara sunda. Dengan kinerja model yang menghasilkan akurasi 90,37% menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang cukup baik. Model yang dihasilkan dapat di *deployment* dengan menggunakan *FastAPI* dan *Google Cloud Platform (GCP)* dengan layanan *Cloud Run* dan diimplementasikan pada aplikasi media pembelajaran pengenalan aksara sunda.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Febriansyah, *Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Sunda Dengan Menggunakan Convolutional Neural Network Sebagai Feature Extractor Dan Extreme Learning Machine* elibrary.unikom.ac.id, 2021. [Online]. Available: <https://elibrary.unikom.ac.id/id/eprint/5591/>
- [2] M. A. Prameswari, “Classification of Handwritten Sundanese Script via Transfer Learning on CNN-Based Architectures,” *Proceedings - 2023 3rd International Conference on Electronic and Electrical Engineering and Intelligent System: Responsible Technology for Sustainable Humanity, ICE3IS 2023*. pp. 401–406, 2023. doi: 10.1109/ICE3IS59323.2023.10335382.
- [3] E. D. S. Mulyani, H. J. Pramana, L. Listiani, N. N. F. SM, R. A. Wiyono, and F. P. Pratiwi, “Classification of Rice Leaf Diseases Based on Texture and Leaf Colour,” in *2022 4th International Conference on Cybernetics and Intelligent System (ICORIS)*, 2022, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICORIS56080.2022.10031403.
- [4] C. Umam and L. B. Handoko, “Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Identifikasi Karakter Hiragana,” *Prosiding* download.garuda.kemdikbud.go.id, 2020. [Online]. Available: [http://download.garuda.kemdikbud.go.id/article.php?article=3195516&val=28102&title=CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK CNN UNTUK IDENTIFKASI KARAKTER HIRAGANA](http://download.garuda.kemdikbud.go.id/article.php?article=3195516&val=28102&title=CONVOLUTIONAL%20NEURAL%20NETWORK%20CNN%20UNTUK%20IDENTIFKASI%20KARAKTER%20HIRAGANA)
- [5] I. Dokare, “Recognition of handwritten devanagari character using convolutional neural network,” *2021 3rd International Conference on Signal Processing and Communication, ICSPC 2021*. pp. 353–359, 2021. doi: 10.1109/ICSPC51351.2021.9451716.
- [6] A. Hadinegoro and M. S. Reza, “Media Pembelajaran Aksara Jawa Interaktif Menggunakan Text Recognition,” *Explore*, 2022, [Online]. Available: <https://www.journal.utmmataram.ac.id/index.php/explore/article/view/79>

- [7] A. Willyanto, D. Alamsyah, and H. Irsyad, "Identifikasi tulisan tangan aksara jepang hiragana menggunakan metode CNN arsitektur VGG-16," *Jurnal Algoritme*. jurnal.mdp.ac.id, 2021. [Online]. Available: <https://jurnal.mdp.ac.id/index.php/algoritme/article/download/1450/429>
- [8] D. Nathanael and I. Wasito, "Model Klasifikasi Convolutional Neural Network Pada Sistem Penerjemah Audio Aksara Sunda," *Decod. J. Pendidik. ...*, 2023, [Online]. Available: <http://journal.umkendari.ac.id/index.php/decode/article/view/217>
- [9] A. Mulyanto, E. Susanti, F. Rossi, W. Wajiran, and ..., "Penerapan Convolutional Neural Network (CNN) pada Pengenalan Aksara Lampung Berbasis Optical Character Recognition (OCR)," ... (*Jurnal Edukasi Dan ...*, 2021, [Online]. Available: <https://jurnal.untan.ac.id/index.php/jepin/article/view/44133>
- [10] S. N. Rahmawati, E. W. Hidayat, and ..., "Implementasi Deep Learning Pada Pengenalan Aksara Sunda Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," ... *Inf. Syst. ...*, 2021, [Online]. Available: <https://ejournal.undiksha.ac.id/index.php/insert/article/view/37405>
- [11] J. L. Setiani, *Implementasi Convolutional Neural Network dengan Arsitektur ResNet50 untuk Identifikasi Jenis Sampah Plastik*. e-journal.uajy.ac.id, 2020. [Online]. Available: <http://e-journal.uajy.ac.id/id/eprint/22555>
- [12] R. Rikendry and A. Maharil, "Perbandingan Arsitektur Vgg16 Dan Resnet50 Untuk Rekognisi Tulisan Tangan Aksara Lampung," *J. Inform. dan Rekayasa ...*, 2022, [Online]. Available: <https://jim.teknokrat.ac.id/index.php/informatika/article/view/2030>
- [13] G. S. Nugraha, M. I. Darmawan, and ..., "Comparison of CNN's Architecture GoogleNet, AlexNet, VGG-16, Lenet-5, Resnet-50 in Arabic Handwriting Pattern Recognition," ... , *Comput. Netw. ...*, 2023, [Online]. Available: <https://kinetik.umm.ac.id/index.php/kinetik/article/view/1667>
- [14] A. Kirana, H. Hikmayanti, and J. Indra, "Pengenalan Pola Aksara Sunda dengan Metode Convolutional Neural Network," ... *Student Journal for* jurnal.ubpkarawang.ac.id, 2020. [Online]. Available: <http://journal.ubpkarawang.ac.id/mahasiswa/index.php/ssj/article/download/19/15>
- [15] A. S. Prayoga, *Augmentasi Data Untuk Pengenalan Pola Citra Tulisan Tangan Aksara Sunda Menggunakan Metode Convolutional Neural Network*. elibrary.unikom.ac.id, 2021. [Online]. Available: <https://elibrary.unikom.ac.id/eprint/5578/>
- [16] S. Joseph, "Ocr system framework for modi scripts using data augmentation and convolutional neural network," *Lecture Notes in Networks and Systems*, vol. 132. pp. 201–209, 2021. doi: 10.1007/978-981-15-5309-7_21.
- [17] F. Ilham and N. Rochmawati, "Transliterasi Aksara Jawa Tulisan Tangan ke Tulisan Latin Menggunakan CNN," *J. Informatics Comput. ...*, 2020, [Online]. Available: <https://ejournal.unesa.ac.id/index.php/jinacs/article/view/34691>
- [18] R. M. Ibrahim, "OFFLINE KURDISH CHARACTER HANDWRITTEN RECOGNITION (OKCHR) USING CNN WITH VARIOUS PREPROCESSING TECHNIQUES," *J. Eng. Sci. Technol.*, vol. 18, no. 6, pp. 3113–3127, 2023, [Online]. Available: https://api.elsevier.com/content/abstract/scopus_id/85184004562
- [19] A. Ashiquzzaman, "An efficient recognition method for handwritten arabic numerals using CNN with data augmentation and dropout," *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 808. pp. 299–309, 2019. doi: 10.1007/978-981-13-1402-5_23.
- [20] K. Limbachiya, "Identification of handwritten Gujarati alphanumeric script by integrating transfer learning and convolutional neural networks," *Sadhana - Acad. Proc. Eng. Sci.*, vol. 47, no. 2, 2022, doi: 10.1007/s12046-022-01864-9.
- [21] R. Chakraborty, "Recognition of Online Handwritten Bangla and Devanagari Basic Characters: A Transfer Learning Approach," *Communications in Computer and Information Science*, vol. 1377. pp. 530–541, 2021. doi: 10.1007/978-981-16-1092-9_45.
- [22] S. B. Madhu, "Handwritten Kannada Character Recognition Using Convolutional Neural Networks and Transfer Learning," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 2571, no. 1. 2023. doi: 10.1088/1742-6596/2571/1/012012.
- [23] K. O. M. Arif, "OCR-Nets: Variants of Pre-trained CNN for Urdu Handwritten Character Recognition via Transfer Learning," *Procedia Computer Science*, vol. 171. pp. 2294–2301, 2020. doi: 10.1016/j.procs.2020.04.248.
- [24] A. B. Zuhri, D. I. Maulana, and E. S. Maheswara, "Optimization Image Classification Pada Ikan Hiu Dengan Metode Convolutional Neural Network Dan Data Augmentasi," *J. Tika*, 2022, [Online]. Available: <http://journal.umuslim.ac.id/index.php/tika/article/view/993>
- [25] A. Nawaz, "OPTICAL CHARACTER RECOGNITION USING OPTIMIZED CONVOLUTIONAL NETWORKS," *2023 8th International Conference on Fog and Mobile Edge Computing, FMEC 2023*. pp. 107–114,

2023. doi:
10.1109/FMEC59375.2023.10305879.
- [26] R. Sharma, "Quantum Particle Swarm Optimization Based Convolutional Neural Network for Handwritten Script Recognition," *Comput. Mater. Contin.*, vol. 71, no. 2, pp. 5855–5873, 2022, doi: 10.32604/cmc.2022.024232.