

## *Implementation of convolutional neural network on hand gesture recognition for speech impaired communication*

### **Implementasi convolutional neural network pada pengenalan isyarat tangan untuk komunikasi tuna wicara**

**Hasbi Ardianto Pratama<sup>1</sup>, Aris Dian Purnomo<sup>2</sup>, Rio Ilham Dwi Saputra<sup>3</sup>, dan Muhammad Munsarif<sup>4</sup>**

<sup>1,2,3,4</sup>Program Studi Informatika, Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Semarang, Semarang, Indonesia

#### **Info Artikel**

##### ***Riwayat Artikel:***

Diterima, 3 Februari 2024  
Perbaikan 18 Maret 2024  
Disetujui 30 Juli 2024

##### ***Keywords:***

*Convolutional Neural Network  
Pengenalan Bahasa Isyarat  
Augmentasi Data  
Deep Learning  
TensorFlow*

#### **ABSTRAK**

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pengenalan bahasa isyarat menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) guna menerjemahkan isyarat tangan menjadi teks. Sistem ini diharapkan dapat memfasilitasi komunikasi antara orang yang tidak menggunakan bahasa isyarat dengan penyandang disabilitas. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset MNIST yang telah dimodifikasi untuk bahasa isyarat, di mana setiap gambar merepresentasikan huruf dalam abjad menggunakan isyarat tangan. Proses penelitian meliputi preprocessing data, augmentasi data, pembagian data menjadi data pelatihan dan pengujian, serta pelatihan model menggunakan framework TensorFlow. Model CNN yang dihasilkan terdiri dari beberapa lapisan, termasuk Convolutional Layer, Max Pooling Layer, dan Fully Connected Layer. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem pengenalan bahasa isyarat yang dikembangkan memiliki akurasi terbaik sebesar 98%. Tingkat akurasi ini dipengaruhi oleh nilai learning rate, tingkat kerapian pola bahasa isyarat, jumlah dataset, dan arsitektur model CNN yang digunakan. Penelitian ini menunjukkan bahwa CNN sangat efektif untuk tugas pengenalan bahasa isyarat. Untuk pengembangan lebih lanjut, disarankan untuk menerapkan teknik preprocessing dan ekstraksi fitur tambahan, menggunakan teknik segmentasi untuk memproses pola isyarat yang bersambung, mengeksplorasi teknik Deep Learning lainnya seperti RCNN, Faster R-CNN, dan GAN, memperkaya dan memvariasikan data latih, serta menggunakan perangkat keras dengan spesifikasi tinggi untuk mempercepat proses pelatihan dan pengujian. Dengan demikian, sistem pengenalan bahasa isyarat ini dapat terus ditingkatkan dan diaplikasikan secara luas untuk membantu komunikasi penyandang disabilitas.

#### **ABSTRACT**

*This research aims to develop a sign language recognition system using the Convolutional Neural Network (CNN) method to translate hand gestures into text. This system is expected to facilitate communication between people who do not use sign language and people with disabilities. The dataset used in this research is the MNIST dataset that has been modified for sign language, where each image represents a letter in the alphabet using hand gestures. The research process includes data preprocessing, data augmentation,*

*data division into training and testing data, and model training using the TensorFlow framework. The resulting CNN model consists of several layers, including Convolutional Layer, Max Pooling Layer, and Fully Connected Layer. The results show that the developed sign language recognition system has the best accuracy of 98%. This accuracy level is influenced by the learning rate value, the level of neatness of the sign language pattern, the number of datasets, and the CNN model architecture used. This research shows that CNN is very effective for sign language recognition tasks. For further development, it is recommended to apply additional preprocessing and feature extraction techniques, use segmentation techniques to process continuous sign patterns, explore other Deep Learning techniques such as RCNN, Faster R-CNN, and GAN, enrich and vary the training data, and use hardware with high specifications to speed up the training and testing process. Thus, this sign language recognition system can continue to be improved and widely applied to assist communication for people with disabilities.*

*Ini adalah artikel akses terbuka di bawah lisensi CC BY-SA.*



---

### **Penulis Korespondensi:**

Hasbi Ardianto Pratama

Program Studi Informatika, Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Semarang

Alamat: Gedung FT-MIPA Lt. 7, Ruang 707, Jl.Kedungmundu Raya No.18, Semarang 50273, Indonesia

Email: rdnthasbi@gmail.com

---

## **1. PENDAHULUAN**

Pengenalan citra merupakan cabang krusial dalam bidang pengolahan gambar yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan menginterpretasikan informasi visual dari suatu gambar. Penerapan pengenalan citra dalam komunikasi bahasa isyarat menjadi sangat signifikan mengingat tantangan yang dihadapi oleh penyandang tuna wicara dalam berkomunikasi dengan individu yang tidak menguasai bahasa isyarat. Bahasa isyarat adalah sistem komunikasi yang sangat bergantung pada bentuk atau gesture tangan, dan sering kali penyandang tuna wicara mengalami isolasi sosial karena ketidakmampuan orang lain untuk memahami mereka.

Seiring dengan perkembangan pesat dalam teknologi pengolahan citra dan machine learning, metode seperti Convolutional Neural Network (CNN) menawarkan solusi potensial untuk mengatasi masalah ini. CNN adalah jenis deep learning yang efektif dalam mengenali pola dan objek dalam gambar, sehingga sangat cocok diterapkan dalam pengenalan bahasa isyarat.

Penelitian sebelumnya telah menunjukkan keberhasilan penggunaan CNN dalam berbagai aplikasi pengenalan citra. Misalnya, studi oleh Hibatullah (2019) membahas penerapan CNN untuk pengenalan pola citra, sementara Lei et al. (2019) mengembangkan model dilated CNN untuk klasifikasi gambar. Selain itu, penelitian oleh Pan et al. (2019) memperkenalkan teknik-teknik baru dalam pengolahan citra yang dapat diadaptasi untuk pengenalan bahasa isyarat.

Walaupun telah terdapat beberapa penelitian mengenai pengenalan bahasa isyarat menggunakan teknologi pengolahan citra, masih terdapat banyak ruang untuk pengembangan lebih lanjut. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan program berbasis machine learning yang mampu menerjemahkan bahasa isyarat ke dalam teks, sehingga memfasilitasi komunikasi antara penyandang tuna wicara dan individu yang tidak menguasai bahasa isyarat.

Dalam penelitian ini, kami menggunakan CNN dan dataset MNIST yang telah dimodifikasi untuk mengenali abjad dalam bahasa isyarat. Melalui implementasi dan pengujian metode ini, kami berharap dapat memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan akurasi dan efisiensi sistem penerjemahan bahasa isyarat. Penelitian ini tidak hanya bertujuan untuk mengembangkan teknologi yang lebih canggih, tetapi juga untuk menyediakan solusi praktis yang dapat diterapkan dalam kehidupan sehari-hari, membantu penyandang tuna wicara untuk berkomunikasi lebih efektif dan mengurangi isolasi sosial yang mereka alami.

## 2. METODE

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pengenalan bahasa isyarat berbasis Convolutional Neural Network (CNN) yang mampu menerjemahkan isyarat tangan menjadi teks. Untuk mencapai tujuan ini, metode yang digunakan melibatkan beberapa tahap penting, yaitu pengumpulan dan preprocessing data, pelatihan model menggunakan arsitektur CNN, serta evaluasi dan validasi model. Pendekatan CNN dipilih karena kemampuannya yang unggul dalam mengenali pola dan fitur dalam citra, yang sangat relevan untuk tugas pengenalan bahasa isyarat. CNN memiliki beberapa lapisan yang bekerja secara hierarkis untuk mengekstraksi dan mengabstraksi fitur dari citra input, menjadikannya sangat efisien dalam tugas klasifikasi citra.

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset MNIST yang telah dimodifikasi untuk bahasa isyarat. Setiap citra dalam dataset ini merepresentasikan satu huruf dalam abjad menggunakan isyarat tangan. Data ini kemudian melalui beberapa tahap preprocessing dan augmentasi untuk meningkatkan performa model.

Bagian ini akan menjelaskan metode yang digunakan secara rinci, mulai dari cara kerja CNN, deskripsi dataset yang digunakan, hingga proses pelatihan model. Setiap langkah dalam metode ini dirancang untuk memastikan model yang dihasilkan memiliki akurasi tinggi dan dapat diandalkan dalam mengenali bahasa isyarat.

### 2.1. Cara Kerja CNN

Convolutional Neural Network (CNN) adalah suatu bentuk Deep Learning yang diimplementasikan untuk pengenalan pola dalam citra. Pada penelitian ini, alur kerja CNN terbagi menjadi tiga lapisan utama, yaitu Convolutional Layer, Pooling Layer, dan Fully Connected Layer.

#### 1. Convolutional Layer

Lapisan ini merupakan inti dari pemrosesan dalam CNN. Pada lapisan ini, operasi konvolusi dilakukan menggunakan filter atau kernel yang digeser di atas citra input untuk menghasilkan feature map. Setiap fitur penting dalam citra akan terdeteksi oleh lapisan ini. Ukuran *feature map* didapat dari Persamaan (1).

$$n_{out} = \left( \frac{n_{in} - k + 2p}{s} \right) + 1 \quad (1)$$

di mana  $n_{out}$  adalah ukuran feature map,  $n_{in}$  adalah ukuran input matriks,  $k$  adalah ukuran matriks filter,  $p$  adalah ukuran padding, dan  $s$  adalah stride (seberapa jauh langkah dari filter ketika digeser).

Setelah menghitung ukuran feature map, hasil dari perhitungan di atas dimasukkan dalam perhitungan konvolusi seperti yang ditunjukkan Persamaan (2).

$$FM[i]_{j,k} = \left( \sum_m \sum_n N_{[j-m, k-n]} F_{[m,n]} \right) + b_F \quad (2)$$

di mana  $FM[i]$  adalah *matriks feature map* ke- $i$ ;  $N$  adalah Matriks citra masukan;  $F$  adalah Matriks filter konvolusi;  $b_F$  adalah nilai bias pada filter;  $j, k$  adalah posisi piksel pada matriks citra masukan;  $m, n$  adalah posisi piksel pada matriks filter konvolusi.

Setelah dilakukan proses konvolusi, langkah selanjutnya adalah menerapkan fungsi aktivasi menggunakan Rectified Linear Unit (ReLU). Setiap piksel pada feature map akan dimasukkan ke dalam fungsi ReLU, di mana piksel yang memiliki nilai kurang dari 0 akan diubah nilainya menjadi 0, dengan Persamaan (3).

$$f(x) = \max(0, x) \quad (3)$$

#### 2. Pooling Layer

Pooling Layer digunakan untuk mengurangi ukuran dari feature map. Proses ini memilih nilai maksimum dalam suatu jendela tertentu (max pooling) dan menghasilkan matriks yang lebih kecil namun tetap mempertahankan informasi esensial.

#### 3. Fully Connected Layer

Lapisan ini menggabungkan seluruh feature map menjadi satu vektor dan meneruskannya melalui beberapa lapisan untuk melakukan klasifikasi akhir. Hasil akhirnya adalah output yang menunjukkan prediksi kelas dari citra input.

## 2.2. Dataset Bahasa Isyarat

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah data dari MNIST yang telah dimodifikasi untuk bahasa isyarat. MNIST merupakan singkatan dari Modified National Institute of Standards and Technology database. Dataset gambar MNIST asli, yang terdiri dari digit tulisan tangan, adalah tolok ukur populer untuk metode pembelajaran mesin berbasis gambar. Namun, para peneliti telah memperbarui dataset ini untuk mencakup berbagai aplikasi, termasuk pengenalan bahasa isyarat, yang lebih menantang dan relevan untuk visi komputer serta aplikasi dunia nyata.

Dataset bahasa isyarat yang digunakan dalam penelitian ini berisi gambar-gambar tangan yang merepresentasikan huruf-huruf dalam abjad bahasa isyarat. Setiap gambar dalam dataset ini diambil dalam kondisi yang konsisten untuk memastikan kualitas dan keseragaman data. Gambar-gambar ini kemudian direpresentasikan dalam bentuk matriks piksel, di mana setiap piksel memiliki nilai intensitas tertentu.

Berikut adalah contoh representasi visual dari dataset bahasa isyarat yang digunakan:

1. Preprocessing Data:
  - a. Normalisasi: Setiap gambar diubah menjadi matriks dengan nilai piksel yang dinormalisasi untuk memastikan konsistensi data dan memudahkan proses pelatihan model. Nilai piksel dinormalisasi ke rentang 0 hingga 1.
  - b. Resizing: Setiap gambar diubah ukurannya menjadi 28x28 piksel, yang merupakan ukuran standar untuk input pada jaringan CNN.
  - c. Labeling: Setiap gambar dalam dataset diberi label yang mengindikasikan huruf yang direpresentasikan oleh isyarat tangan tersebut.
2. Augmentasi Data: Untuk meningkatkan variasi dan jumlah data pelatihan, teknik augmentasi data diterapkan pada dataset. Teknik-teknik ini meliputi:
  - a. Rotasi: Mengubah orientasi gambar pada berbagai sudut.
  - b. Perbesaran: Memperbesar gambar untuk menambah variasi.
  - c. Pergeseran: Menggeser gambar secara horizontal dan vertikal.
  - d. Pembalikan: Membalik gambar secara horizontal.
3. Pembagian Data:
  - a. Data Training: Bagian dari dataset yang digunakan untuk melatih model CNN. Data ini akan membantu model untuk mengenali pola dan fitur dalam gambar bahasa isyarat.
  - b. Data Testing: Bagian dari dataset yang digunakan untuk memvalidasi hasil pelatihan dan mengukur akurasi model. Data ini tidak digunakan selama proses pelatihan untuk memastikan bahwa model diuji pada data yang tidak terlihat sebelumnya.

Setiap gambar dalam dataset bahasa isyarat direpresentasikan sebagai matriks 2D dengan ukuran 28x28 piksel, sehingga setiap gambar memiliki total 784 piksel. Selain itu, setiap gambar memiliki satu label yang mengindikasikan huruf yang direpresentasikan oleh isyarat tangan dalam gambar tersebut.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menjelaskan implementasi metode yang telah dijelaskan sebelumnya ke dalam program. Kami menggunakan bahasa pemrograman Python dengan framework TensorFlow, yang sering digunakan dalam machine learning. Program lengkap tersedia di GitHub (<https://github.com/hasbiardianto/cnn-signlanguage>).

### 3.1. Data Preprocessing

Sebelum data dimasukkan ke dalam model CNN, perlu dilakukan preprocessing data terlebih dahulu. Dalam pemrosesan gambar, setiap gambar diubah menjadi matriks yang nilainya merepresentasikan setiap piksel di dalam gambar. Karena dataset MNIST telah diatur khusus untuk pelatihan, kita dapat melewati tahap ini. Selanjutnya, dilakukan tahap augmentasi data. Augmentasi data adalah teknik yang digunakan untuk meningkatkan jumlah data dengan memodifikasi data-data yang telah ada. Dengan augmentasi data, diperoleh data baru yang bisa digunakan untuk melatih model machine learning.



Gambar 1. Dataset MNIST

Augmentasi yang dilakukan meliputi:

1. Mengubah ukuran gambar
2. Memperbesar gambar
3. Membalik gambar secara horizontal
4. Menggeser gambar ke kanan dan kiri
5. Merotasi gambar

Selain itu, data juga dibagi menjadi data training dan data testing. Data training adalah data yang digunakan untuk melatih model machine learning, sementara data testing digunakan untuk memvalidasi atau mengecek apakah hasil training sesuai atau tidak, dengan mengukur akurasi dan loss dari hasil training.

### 3.2. Training Model

Training model dalam machine learning adalah proses menjalankan algoritma machine learning untuk mengolah dataset yang telah dibagi menjadi data training dan data testing, serta mengoptimalkan algoritma untuk menemukan pola atau output tertentu. Pada tahap ini, proses CNN dilakukan dari awal input hingga menghasilkan vektor one-hot klasifikasi kelas sandi.

Framework TensorFlow menyediakan berbagai dokumentasi tentang image processing dengan CNN. Langkah pertama adalah menginisialisasi model dan menyiapkan layer-layer yang saling terhubung. Layer Conv2D adalah layer convolutional, layer max\_pooling2D adalah layer pooling, layer flatten adalah layer input, dan layer dense adalah hidden layer. Gambar 1 menunjukkan arsitektur model yang digunakan dalam penelitian ini.

```

Model: "sequential"
-----
Layer (type)                Output Shape              Param #
-----
conv2d (Conv2D)              (None, 26, 26, 64)       640
max_pooling2d (MaxPooling2D) (None, 13, 13, 64)       0
conv2d_1 (Conv2D)            (None, 11, 11, 64)       36928
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D) (None, 5, 5, 64)         0
flatten (Flatten)            (None, 1600)              0
dense (Dense)                (None, 512)               819712
dense_1 (Dense)              (None, 26)                13338
-----
Total params: 870618 (3.32 MB)
Trainable params: 870618 (3.32 MB)
Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)

```

Gambar 2. Arsitektur model CNN yang digunakan, menunjukkan lapisan-lapisan Conv2D, max\_pooling2D, flatten, dan dense.

Dalam training ini, kami menggunakan optimizer Adam, loss function, dan epoch sebanyak 15. Berikut adalah penjelasan mengenai komponen tersebut:

1. **Adam Optimizer:** Algoritma optimasi yang digunakan sebagai pengganti prosedur classical stochastic gradient descent untuk memperbarui bobot secara iteratif berdasarkan data training.
2. **Loss Function:** Menggunakan Sparse Categorical Cross Entropy, yang merupakan fungsi kerugian umum dalam algoritma machine learning untuk melatih model klasifikasi. Ini merupakan perpanjangan dari loss function Cross Entropy yang digunakan untuk masalah klasifikasi biner.
3. **Epoch:** Hyperparameter yang menentukan berapa kali algoritma deep learning bekerja melewati seluruh dataset baik secara forward maupun backward.

Berikut adalah contoh kode untuk inisialisasi model:

```
import tensorflow as tf
model = tf.keras.models.Sequential([
    tf.keras.layers.Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(28, 28, 1)),
    tf.keras.layers.MaxPooling2D((2, 2)),
    tf.keras.layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
    tf.keras.layers.MaxPooling2D((2, 2)),
    tf.keras.layers.Flatten(),
    tf.keras.layers.Dense(128, activation='relu'),
    tf.keras.layers.Dense(26, activation='softmax')
])
model.compile(optimizer='adam',
              loss='sparse_categorical_crossentropy',
              metrics=['accuracy'])
model.fit(train_images, train_labels, epochs=15, validation_data=(test_images,
test_labels))
```

### 3.3. Prediksi

Hasil prediksi yang diperoleh adalah matriks biner 1x26, di mana angka 1 merepresentasikan huruf abjad yang mendekati hasil prediksi yang ditunjukkan pada Gambar 3. Model ini mencapai akurasi lebih dari 90% dan loss kurang dari 10%. Kami juga mencoba model ini dengan data gambar baru yang tidak ada di dataset (Gambar 4), dan model berhasil menebak sesuai dengan harapan. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki generalisasi yang baik dan mampu mengenali isyarat tangan dengan akurasi tinggi.

```
225/225 [=====] - 1s 5ms/step - loss: 0.0459 - accuracy: 0.9863
Evaluation loss: 0.04591221734881401
Evaluation Accuracy: 0.9863357543945312
```

Gambar 3. Hasil Prediksi.



Gambar 4. Hasil Prediksi dengan Data Gambar Baru.

### 3.4. Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model CNN dapat digunakan secara efektif untuk pengenalan bahasa isyarat dengan tingkat akurasi yang tinggi. Hasil ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa CNN sangat efektif dalam tugas pengenalan citra. Misalnya, penelitian oleh Lei et al.

(2019) yang menggunakan model CNN untuk klasifikasi citra menunjukkan bahwa CNN dapat mencapai akurasi yang sangat tinggi dalam tugas-tugas pengenalan pola.

Selain itu, penelitian ini juga menunjukkan pentingnya preprocessing dan augmentasi data dalam meningkatkan performa model. Teknik augmentasi data yang digunakan dalam penelitian ini membantu dalam meningkatkan variasi data, yang pada gilirannya meningkatkan kemampuan model untuk mengenali pola yang berbeda. Penelitian oleh Hibatullah (2019) juga menunjukkan bahwa augmentasi data dapat secara signifikan meningkatkan akurasi model dalam tugas pengenalan citra.

Penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam bidang pengenalan bahasa isyarat, khususnya dalam penggunaan teknologi machine learning untuk membantu komunikasi antara orang yang tidak menggunakan bahasa isyarat dengan penyandang disabilitas. Hasil ini membuka peluang untuk pengembangan lebih lanjut dalam aplikasi real-time dan perangkat keras yang dapat memproses pengenalan isyarat tangan secara langsung.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil mengembangkan sistem pengenalan pola bahasa isyarat menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan tingkat akurasi terbaik mencapai 98%. Hasil ini menunjukkan bahwa CNN sangat efektif dalam mengidentifikasi dan menerjemahkan isyarat tangan menjadi teks, sehingga dapat membantu komunikasi antara orang yang tidak menggunakan bahasa isyarat dengan penyandang disabilitas yang mengandalkan bahasa isyarat. Tingginya akurasi ini dipengaruhi oleh beberapa faktor penting, termasuk nilai learning rate selama proses pelatihan, tingkat kerapian pola bahasa isyarat, jumlah dataset yang digunakan, dan jumlah layer dalam arsitektur CNN. Semua faktor ini berperan signifikan dalam meningkatkan kemampuan model untuk mengenali pola dengan lebih baik.

Saran untuk penelitian selanjutnya mencakup beberapa aspek. Pertama, menerapkan teknik preprocessing tambahan dan metode ekstraksi fitur lainnya dapat meningkatkan proses pengenalan, membantu model memahami dan memproses data dengan lebih baik. Kedua, penggunaan teknik segmentasi yang mampu memproses pola isyarat yang bersambung dapat diterapkan untuk meningkatkan akurasi pengenalan. Ketiga, eksplorasi teknik Deep Learning lainnya, seperti RCNN (Region-based Convolutional Neural Network), Faster R-CNN, dan GAN (Generative Adversarial Network), dapat meningkatkan performa model dalam tugas klasifikasi. Keempat, memperkaya dataset dengan lebih banyak contoh isyarat tangan dan menambah variasi data latih dapat membuat model lebih robust dan akurat. Terakhir, penggunaan perangkat keras dengan spesifikasi yang lebih tinggi akan mempercepat proses pelatihan dan pengujian model, mengatasi kebutuhan komputasi yang tinggi dalam pelatihan model deep learning.

Kesimpulan ini menunjukkan keberhasilan dalam pengembangan sistem pengenalan bahasa isyarat yang akurat dan efektif, serta memberikan panduan untuk pengembangan lebih lanjut agar teknologi ini dapat terus ditingkatkan dan diaplikasikan secara luas untuk membantu komunikasi penyandang disabilitas.

#### REFERENSI

- [1] Apa itu Jaringan Neural? - Penjelasan tentang Jaringan Neural Artifisial - AWS <https://aws.amazon.com/id/what-is/neural-network/>
- [2] Apa itu Machine Learning? Beserta Pengertian dan Cara Kerjanya - Dicoding Blog <https://www.dicoding.com/blog/machine-learning-adalah/> [www.dicoding.com](http://www.dicoding.com)
- [3] Hibatullah, A. (2019). Penerapan Metode Convolutional Neural Network Pada Pengenalan Pola Citra Sandi Rumput (Doctoral dissertation, Universitas Komputer Indonesia).
- [4] Lei, X., Pan, H., & Huang, X. (2019). A dilated CNN model for image classification. *IEEE Access*, 7, 124087-124095.
- [5] MNIST Dataset in Python - Basic Importing and Plotting | DigitalOcean <https://www.digitalocean.com/community/tutorials/mnist-dataset-in-python> [www.digitalocean.com](http://www.digitalocean.com)
- [6] Pengaplikasian CNN dalam Image Processing dan Face Recognition <https://blog.algorit.ma/cnn-image-processing-face-recognition/> [blog.algorit.ma](http://blog.algorit.ma)
- [7] Pengertian dan Cara Kerja Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) - Trivusi <https://www.trivusi.web.id/2022/04/algoritma-cnn.html> [www.trivusi.web.id](http://www.trivusi.web.id)
- [8] Pengolahan Citra Digital: Konsep dan Teknik <https://binus.ac.id/malang/2023/07/pengolahan-citra-digital-konsep-dan-teknik/> [binus.ac.id](http://binus.ac.id)
- [9] Sign Language MNIST <https://www.kaggle.com/datasets/datamunge/sign-language-mnist> [www.kaggle.com](http://www.kaggle.com)
- [10] TensorFlow <https://www.tensorflow.org/www.tensorflow.org>
- [11] Q. Song, H. Ge, J. Caverlee, and X. Hu, "Tensor completion algorithms in big data analytics," *arXiv*, vol. 13, no. 1, 2017.