

Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) dalam Pengenalan Pola Penulisan Tangan

Salis Nilam Amartama¹, Alvi Nurul Hidayah², Putri Kartika Sari³, Risky Aswi Ramadhani⁴

^{1,2,3,4}Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹salisnilam@gmail.com, ²alvinurulhidayah04@gmail.com, ³kartikasputri840@gmail.com,
⁴riskyaswiramadhani@gmail.com

Abstrak – Era modern ini semakin mendorong manusia untuk mengembangkan suatu inovasi yang lebih baru berteknologi Artificial Intelligence (AI). Pengenalan pola penulisan tangan merupakan bidang penelitian yang terus berkembang dengan pesat, terutama dalam konteks pengembangan sistem otomatisasi deteksi tulisan tangan. Salah satu pendekatan efektif untuk mencapai tujuan adalah menggunakan Convolutional Neural Network (CNN), yang merupakan sebuah jenis arsitektur jaringan saraf yang terbukti efektif dalam memproses data citra. Metodologi penelitian mencakup pengumpulan dataset besar yang mencakup berbagai gaya tulisan tangan, pemrosesan citra, dan pelatihan model CNN. Pada model yang telah dibuat mengalami suatu hal yang disebut *overfitting* atau “terlalu belajar”, dengan kata lain model terlalu mempelajari data training dalam jumlah besar sehingga melakukan pengenalan data-data yang lebih detail dan kurang berguna. Dengan adanya *overfitting* ini, model yang dibuat tetap bisa mengenali pola tulisan tangan namun masih perlu beberapa pengembangan lagi untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi positif terhadap pengembangan teknologi pengenalan pola penulisan tangan, memperluas pemahaman tentang implementasi CNN dalam konteks ini, dan membuka peluang untuk pengembangan lebih lanjut di masa depan.

Kata Kunci — convolutional neural network, overfitting, tulisan tangan

1. PENDAHULUAN

Artificial Intelligence (AI) merupakan topik yang sedang diperbincangkan dan semakin berkembang dalam akhir-akhir ini. Hal ini disebabkan karena AI yang merujuk pada kemampuan mesin atau komputer untuk meniru kecerdasan manusia, termasuk dengan kemampuan untuk belajar, merencanakan, menyelesaikan masalah, dan beradaptasi dengan lingkungan yang berubah. Berbagai teori mengenai pendekatan AI berkembang pesat. Salah satu pendekatan AI yaitu *machine learning* yang terdiri dari *supervised learning* dan *unsupervised learning*. Saat ini, AI seperti pembelajaran mesin, jaringan saraf, pembelajaran mendalam, robotika, keamanan informasi, data besar, komputasi awan, Internet, dan forensik semuanya merupakan hotspot teknologi informasi dan komunikasi (TIK) dan topik menarik. Pembelajaran mesin (*machine learning*) adalah pendekatan kecerdasan buatan yang dapat meniru atau menggantikan perilaku manusia untuk memecahkan masalah, sedangkan pembelajaran mendalam (*deep learning*) adalah teknik pembelajaran mesin yang meniru saraf manusia, bagian mendasar dari otak [1]. Metode neural network merupakan salah satu pendekatan supervised learning yang cukup berkembang pesat. Model ini terdiri dari sejumlah unit pemrosesan sederhana yang disebut neuron atau node, yang terhubung secara hierarkis dalam beberapa lapisan untuk memproses informasi.

Penelitian ini menggunakan metode *Convolution Neural Network* (CNN). CNN adalah metode yang paling banyak digunakan dan telah terbukti efisien untuk pemrosesan data citra dalam pengenalan pola. Pada konteks ini penelitian bertujuan untuk menelaah penerapan metode CNN dalam pengenalan pola tulisan tangan. Fokus utama dari penelitian ini adalah untuk memahami bagaimana CNN dapat dipergunakan dalam mengenali dan menganalisis huruf-huruf yang ada pada penulisan tangan, dengan tujuan meningkatkan akurasi, dan kecepatan dalam pengenalan.

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh [2] dengan judul identifikasi kepribadian dari tulis tangan menggunakan *Euclidean Distance* yang bertujuan untuk mengidentifikasi tulisan tangan seseorang menggunakan metode *euclidean distance* serta merta menguji kinerja *euclidean distance* itu sendiri dalam mengidentifikasi tulisan tangan seseorang. Pada penelitian ini menggunakan beberapa tahap processing yang dilakukan untuk perubahan gambar dari RGB ke *grayscale* dan melakukan deteksi tepi. Dengan menggunakan data uji 15 data yang tidak dikenali 2 dan yang dikenali sebanyak 13, dengan 4 class metrik dan akurasi yang didapatkan sebesar 86.7%.

Penelitian yang dilakukan oleh [3] dengan judul analisa performa penulisan tangan angka berdasarkan jumlah iterasi menggunakan metode *Convolution Neural Network* yang bertujuan untuk membuat suatu sistem analisa akurasi performa pengenalan tulisan tangan angka menggunakan metode CNN. Pada penelitian ini Performa meningkat signifikan pada iterasi antara 0 – 20, sedangkan pada iterasi 100-1000 tidak. Hasil menunjukkan bahwa semakin banyak besar jumlah iterasi yang dilakukan semakin baik performa yang dihasilkan. Untuk itu pada penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasi huruf-huruf yang ada pada penulisan tangan seseorang dengan menerapkan metode CNN.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah metode klasifikasi yang memberikan label saat melakukan pembelajaran dan termasuk dalam supervised learning [4]. Secara umum, CNN terdiri dari dua lapisan dalam model pengenalan pola, yaitu lapisan ekstraksi fitur dan lapisan klasifikasi [5]. Lapisan ekstraksi fitur terdiri dari lapisan konvolusi, sedangkan lapisan klasifikasi terdiri dari lapisan multi-layer perceptron.

CNN dikembangkan sebagai pengembangan dari Multilayer Perceptron (MLP) yang dirancang khusus untuk mengolah data dua dimensi dalam bentuk citra [6]. CNN telah terbukti sangat efektif dalam pengenalan pola pada citra dan telah digunakan dalam berbagai aplikasi seperti pengenalan wajah, deteksi objek, dan pengenalan tulisan tangan. Dalam CNN, lapisan konvolusi bertanggung jawab untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra dengan menerapkan operasi konvolusi pada piksel-piksel citra. Operasi konvolusi ini melibatkan filter atau kernel yang digeser melintasi citra untuk menghasilkan peta fitur [7]. Peta fitur ini kemudian digunakan sebagai input untuk lapisan klasifikasi, yang dapat berupa lapisan fully connected atau lapisan multi-layer perceptron untuk melakukan klasifikasi berdasarkan fitur-fitur yang diekstraksi. Dalam proses pelatihan CNN, bobot dan parameter model diubah secara iteratif menggunakan algoritma backpropagation dan optimisasi gradien untuk meminimalkan kesalahan prediksi [7]. Dengan demikian, CNN dapat belajar secara otomatis untuk mengenali pola-pola yang kompleks dan abstrak dalam citra. CNN telah menjadi salah satu metode yang paling sukses dalam bidang pengolahan citra dan pengenalan pola. Keunggulan utamanya adalah kemampuan untuk secara efektif mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra dan melakukan klasifikasi dengan akurasi yang tinggi.

Dalam pengenalan pola tulisan tangan, Convolutional Neural Network (CNN) adalah metode klasifikasi yang digunakan. CNN telah digunakan dalam berbagai penelitian untuk mengenali pola tulisan tangan, termasuk dalam pengenalan karakter huruf dan angka [8]. CNN menggunakan lapisan konvolusi untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra tulisan tangan. Lapisan konvolusi ini menerapkan operasi konvolusi pada citra untuk menghasilkan peta fitur yang mencerminkan pola-pola penting dalam tulisan tangan. Peta fitur ini kemudian digunakan sebagai input untuk lapisan klasifikasi [9], seperti lapisan multi-layer perceptron, yang melakukan klasifikasi berdasarkan fitur-fitur yang diekstraksi.

2.2 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini, dibagi menjadi dua data yaitu data training dan validasi. Data training digunakan untuk mempelajari pengenalan tulisan-tulisan tangan yang umum ditulis oleh manusia. Data validasi atau data testing digunakan untuk menguji pengenalan pola pada data training. Kedua data ini berasal dari tulisan tangan penulis ditambah dengan dataset dari Internet. Data ini dibagi lagi menjadi 26 bagian mulai dari kategori huruf A sampai huruf Z.

2.3 Pre-processing Data

Tahapan pertama yaitu melakukan proses training data pada data citra training dan data citra validasi, kemudian data citra diubah ke ukuran 32x32pixel. Dari data training dan validasi dipisahkan menjadi data features dan data label. Data label diubah menjadi bentuk representasi biner. Data features di normalisasi dengan membagi tiap pixel dengan 255.0. dan diperoleh hasil dimensi dari masing-masing data features. Kemudian mengimplementasikan model Neural Network menggunakan library keras, dengan menggunakan model sequential, yang berarti layer ditambahkan satu per satu secara berurutan. Lapisan konvolusi menggunakan teknik dropout untuk mencegah overfitting. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah ReLU. Untuk mengetahui informasi rinci setiap layer dalam model menggunakan fungsi summary(), yang akan menampilkan jumlah parameter yang digunakan serta ukuran dan bentuk dari keluaran setiap layer. Total params merupakan parameter yang dipelajari model, sedangkan trainable params jumlah parameter yang akan diperbarui selama pelatihan. Data tersebut sudah siap untuk dilatih dengan menggunakan algoritma optimisasi adam.

2.4 Proses CNN

Untuk melatih data yang sudah didapat, terdapat serangkaian proses pemrosesan data. Pertama dimulai dengan membaca gambar menggunakan OpenCV, kemudian dikonversi ke skala keabuan yang kemudian di lakukan tresholding dan dilasi. Mencari kontur eksternal untuk mengidentifikasi kontur-kontur pada gambar, kontur diurutkan dari kiri ke kanan. Dialkukan iterasi pada tiap kontur, termasuk penggambaran kotak batas, normalisasi dan resizing sebelum diprediksi menggunakan model CNN yang telah di latih. Pada model CNN yang digunakan, akan dilakukan normalisasi dan preprocessing sebagai data input, karakter yang didapat diprediksi untuk mendapatkan label karakter dari output model. Menggunakan fungsi “get_word” untuk mengonfersi daftar karakter menjadi suatu kata yang utuh. Seluruh proses tersebut divisualisasikan dengan menampilkan gambar asli yang telah diberi kotak batas pada karakter-karakter yang terdeteksi. Penelitian menggunakan CNN dalam pengenalan pola tulisan tangan telah menunjukkan hasil yang baik dalam hal akurasi. CNN dapat belajar secara otomatis untuk mengenali pola-pola yang kompleks dan abstrak dalam tulisan tangan.

2.5 Iterasi Epoch

Data dilatih dengan fungsi fit pada data training dan validasi, dengan jumlah epochs=50. Setelah pelatihan data selesai, informasi loss dan akurasi pada setiap epoch akan tersimpan dalam objek history, yang dapat digunakan untuk menganalisis performa model selama pelatihan. Menampilkan hasil perbandingan akurasi train dan validasi. Dengan menggunakan 4000 data training dan 1000 data validasi, dan proses iterasi berjalan sebanyak 50 iterasi, setiap kali iterasi akurasi pada data validasi mengalami kenaikan dan penurunan. Saat proses iterasi berakhir mendapatkan akurasi sebesar 94,44% untuk data training dan 86,46% untuk data validasi.

```
4375/4375 [=====] - 105s 23ms/step - loss: 0.5488 - accuracy: 0.8225 - val_loss: 0.6664 - val_accuracy: 0.8442
Epoch 2/50
4375/4375 [=====] - 108s 25ms/step - loss: 0.3005 - accuracy: 0.8939 - val_loss: 0.6442 - val_accuracy: 0.8634
Epoch 3/50
4375/4375 [=====] - 130s 31ms/step - loss: 0.2620 - accuracy: 0.9055 - val_loss: 0.6311 - val_accuracy: 0.8497
Epoch 4/50
4375/4375 [=====] - 113s 26ms/step - loss: 0.2390 - accuracy: 0.9128 - val_loss: 0.5321 - val_accuracy: 0.8738
Epoch 5/50
4375/4375 [=====] - 145s 33ms/step - loss: 0.2247 - accuracy: 0.9167 - val_loss: 0.5900 - val_accuracy: 0.8700
Epoch 6/50
4375/4375 [=====] - 134s 31ms/step - loss: 0.2153 - accuracy: 0.9190 - val_loss: 0.5893 - val_accuracy: 0.8722
```

Gambar 1. Proses Iterasi

```
Epoch 41/50
4375/4375 [=====] - 171s 39ms/step - loss: 0.1439 - accuracy: 0.9430 - val_loss: 0.6708 - val_accuracy: 0.8837
Epoch 46/50
4375/4375 [=====] - 170s 40ms/step - loss: 0.1438 - accuracy: 0.9434 - val_loss: 0.6313 - val_accuracy: 0.8793
Epoch 47/50
4375/4375 [=====] - 170s 40ms/step - loss: 0.1429 - accuracy: 0.9437 - val_loss: 0.6530 - val_accuracy: 0.8784
Epoch 48/50
4375/4375 [=====] - 173s 40ms/step - loss: 0.1442 - accuracy: 0.9434 - val_loss: 0.6852 - val_accuracy: 0.8793
Epoch 49/50
4375/4375 [=====] - 167s 38ms/step - loss: 0.1425 - accuracy: 0.9434 - val_loss: 1.0174 - val_accuracy: 0.8839
Epoch 50/50
4375/4375 [=====] - 149s 36ms/step - loss: 0.1413 - accuracy: 0.9444 - val_loss: 1.0176 - val_accuracy: 0.8646
```

Gambar 2. Hasil Iterasi ke-50

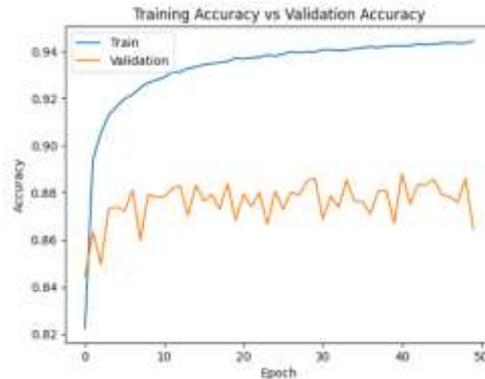
2.6 Recognition dan Processing

Pada proses recognition dan processing, membuat fungsi untuk mengurutkan kontur-kontur dalam gambar menggunakan suatu metode pengurutan berdasarkan sumbu x atau y. Selanjutnya membuat fungsi untuk memproses dalam mengenali karakter-karakter pada gambar. Dalam fungsi ini dapar mengenali, mengurutkan, dan memprediksi menggunakan model yang telah di latih. Daftar darakter yang dikenali akan ditandai dengan kotak batas, dan karakter yang dikenali akan dikembalikan dalam bentuk string sehingga bisa di baca dengan mudah.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

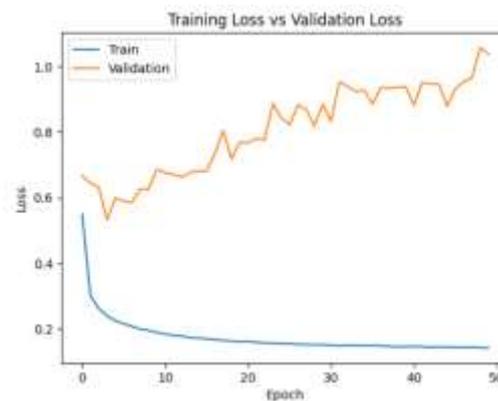
Pada saat proses iterasi data validasi mengalami penurunan akurasi dari pada data training, hal tersebut bisa dikatakan sebagai overfitting. Overfitting sendiri bisa dikatakan sebagai kemampuan model untuk menggeneralisasi ke data baru. Dalam penelitian ini, model yang dibuat mengalami overfitting, dengan kata

lain model yang dibuat dapat mempelajari pola-pola data training dengan baik, namun saat diterapkan pada data validasi tidak dapat digeneralisasi dengan baik sehingga mengalami penurunan kinerja. Namun bisa saja model yang dibuat sudah benar, hanya saja data training lebih kompleks daripada data validasi, sehingga model cenderung mengingat pola kecil dalam data training yang tidak berguna untuk data baru.



Gambar 3. Grafik akurasi data training dan validasi

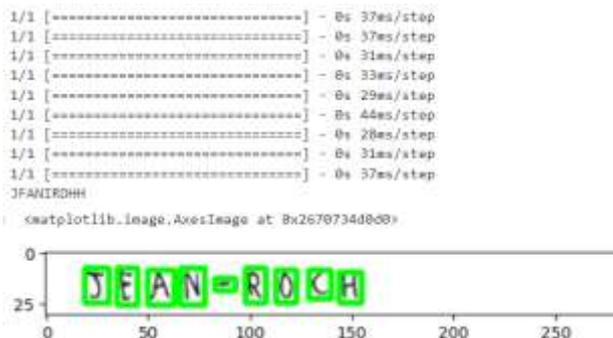
Gambar 3, menggambarkan visual tentang perubahan akurasi data training dan validasi seiring berjalannya iterasi atau epoch. Dari data tersebut akurasi training terus meningkat sedangkan akurasi validasi stagnan dan pada akhir iterasi menurun, sehingga bisa dikatakan sebagai overfitting.



Gambar 4. Garik perubahan nilai loss training dan validasi

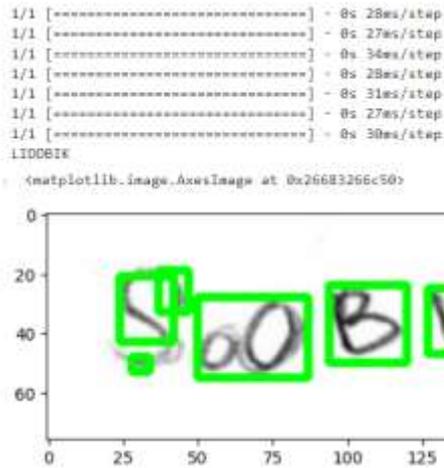
Gambar 4, menunjukkan nilai loss selama proses pelatihan dan evaluasi pada setiap epoch atau iterasi. Dari data tersebut loss data training mengalami penurunan dan loss data validasi mengalami peningkatan, dan menunjukkan bahwa hal tersebut mengalami overfitting.

Dari model yang sudah terbentuk, penulis melakukan uji coba dengan cara menuliskan beberapa kata diatas kertas putih yang kemudian difoto menggunakan kamera HP. Namun sebelum dimasukkan ke untuk dilakukan uji coba, pastikan melakukan down-size foto hingga 5px. Dari hasil uji coba tersebut, model mampu mendeteksi kata yang ditulis.



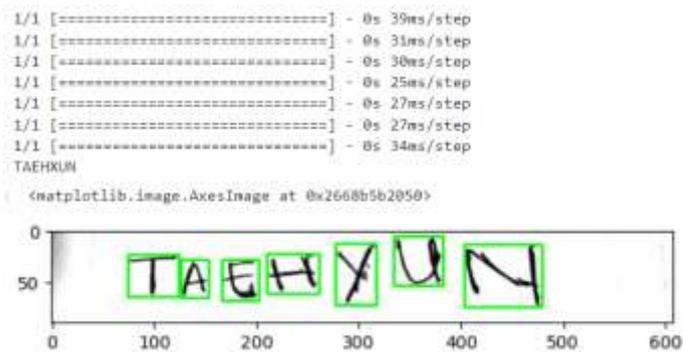
Gambar 5. Uji Coba 1

Pada percobaan kedua, model tidak dapat mengenali tanda garis horizontal (-), dan diidentifikasi menjadi huruf I.



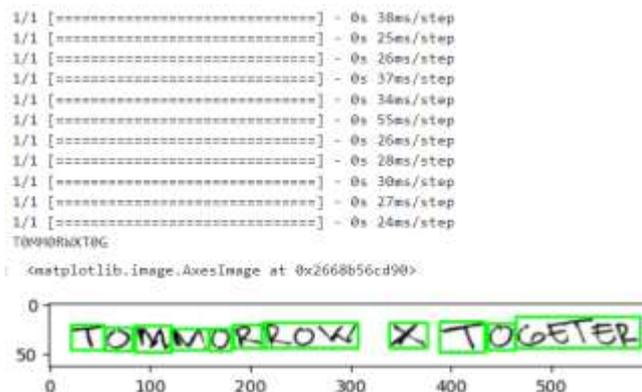
Gambar 6. Uji Coba 2

Pada percobaan ketiga, huruf S diidentifikasi menjadi beberapa bagian hal tersebut terjadi karena penekanan tulisan yang berbeda.



Gambar 7. Uji Coba 3

Pada percobaan keempat, sudah hampir sempurna bisa mengenali huruf dengan baik, namun karena terjadi overfitting berdampak yang signifikan pada pengenalan huruf.



Gambar 8. Uji Coba 4

Pada percobaan kelima, dengan menggunakan beberapa kata dalam satu kertas. Dapat mengenali huruf dengan baik. Namun karena tidak ada celah antar huruf pada akhir kata, huruf tersebut diidentifikasi menjadi satu kata.

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai implementasi metode CNN pada pengenalan pola tulisan tangan, diperoleh kesimpulan sebagai berikut :

1. Pola pengenalan tulisan tangan dapat dikenali dengan cukup baik, dengan melakukan beberapa percobaan dengan penulisan tangan secara manual.
2. Model mengalami overfitting, yang mengakibatkan penurunan akurasi pada data validasi.
3. Terdapat simbol yang teridentifikasi menjadi huruf lain.

5. SARAN

Berdasarkan penjelasan materi diatas, adapun saran untuk penelitian kedepan untuk dapat memperbaiki kekurangan dalam penelitian ini yaitu :

1. Me-regularize atau merubah model untuk mengurangi overfitting. Namun bisa juga dengan mengganti dataset dengan data lain.
2. Dapat mengenali simbol dan mengenali pola tulisan tangan yang belum jelas (blur).

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Ahmad, 2017. "Mengenal artificial intelligence, machine learning, neural network, dan deep learning," *Yayasan Cahaya Islam, Jurnal Teknologi Indonesia*, vol. 3, 1-5.
- [2] A. I. Maulana, 2023. "Identifikasi Kepribadian Dari Tulisan tangan Menggunakan Eucliden Distance," *Prosiding Seminar Nasional Teknologi dan Sains*, vol. 2, 177-182.
- [3] S. Prihatiningsih, N. S. M, F. Andriani and N. Nugraha, 2019. "Analisa Performa Pengenalana Tulisan Tangan Angka Berdasarkan Jumlah Iterasi Menggunakan Metode CNN," *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*, vol. 24, 58-66.
- [4] M. Arsal, B. A. Wardijono and D. Anggraini, 2020. "Face Recognition Untuk Akses Pegawai Bank Menggunakan Deep Learning Dengan Metode CNN," *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 6, 55-63.
- [5] N. Kasim and G. S. Nugraha, 2021. "Pengenalan Pola Tulisan Tangan Aksara Arab Menggunakan Metode CNN," *Jurnal Teknologi Informasi, Komputer, dan Aplikasinya*, vol. 3.
- [6] A. Arkadia, S. A. Damayanti and D. S. Prasvita, 2021. "Klasifikasi Buah Mangga Badami Untuk Menentukan Tingkat Kematangan dengan Metode CNN," *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA)*, vol. 2, 158-165.
- [7] I. L. Rahmatullah, "repository.uinjkt.ac.id," 20 Juni 2022. [Online]. Available: <https://repository.uinjkt.ac.id/dspace/bitstream/123456789/62399/1/IMAM%20LUTFI%20RAHMATULLAH-FST.pdf>. [Accessed 05 Desember 2023].
- [8] F. Ilham and N. Rochmawati, 2020. "Transliterasi AKsara Jawa Tulisan Tangan ke Tulisan Latin Menggunakan CNN," *Journal of Informatics and Computer Science*, vol. 1, 200-208.
- [9] S. C. Pradana, "dspace.uui.ac.id," 21 Maret 2018. [Online]. Available: <https://dspace.uui.ac.id/handle/123456789/6474?show=full>. [Accessed 5 Desember 2023].