

Implementasi CNN untuk Penerjemahan Bahasa melalui Pengenalan Citra Tulisan Tangan

Firdiyan Syah¹, Prahenusa Wahyu Ciptadi², Anindya Elga Frinayanti³, Dinda

Fitria Anggraini⁴, Erika Amalia⁵

^{1,2,3,4,5}Jurusan Informatika, Universitas PGRI Yogyakarta

e-mail: ¹ryuakendent@upy.ac.id, ²nusa@upy.ac.id, ³anindyaelga03@gmail.com,

⁴dindafitria021@gmail.com, ⁵erikaamalia06@gmail.com

Intisari

Penelitian ini mengeksplorasi penerapan Convolutional Neural Networks (CNN) dalam pengenalan citra tulisan tangan untuk tujuan penerjemahan bahasa. Dengan meningkatnya kebutuhan untuk mendigitalkan dokumen, sistem pengenalan karakter tulisan tangan (HTR) menjadi sangat penting. Dalam penelitian ini, CNN digunakan untuk mengonversi gambar tulisan tangan menjadi teks digital dengan tingkat akurasi yang tinggi, mengatasi tantangan yang muncul akibat variasi gaya tulisan. Metode yang diterapkan mencakup pengumpulan data, pra-pemrosesan citra, implementasi CNN, dan penerjemahan menggunakan Natural Language Processing (NLP). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN yang dikembangkan mencapai akurasi pelatihan sebesar 94,73% dan akurasi pengujian sebesar 90,53%. Temuan ini menunjukkan potensi signifikan dalam meningkatkan efisiensi dan akurasi proses penerjemahan tulisan tangan ke dalam teks digital. Penelitian ini juga mencatat kemajuan terkini dalam pengenalan teks tulisan tangan, termasuk pengenalan karakter secara real-time dan aplikasi spesifik untuk bahasa tertentu, yang menunjukkan relevansi dan aplikasi luas dari teknologi ini.

Kata kunci : CNN, NLP, Pengenalan Tulisan Tangan

Implementasi CNN untuk Penerjemahan Bahasa melalui Pengenalan Citra Tulisan Tangan

(Firdiyan Syah, Prahenusa Wahyu Ciptadi Anindya Elga Frinayanti, Dinda Fitria Anggraini, Erika Amalia)

Abstract

This research explores the application of Convolutional Neural Networks (CNN) in handwriting image recognition for language translation purposes. With the increasing need to digitize documents, handwritten character recognition (HTR) systems have become very important. In this study, CNNs are used to convert handwritten images into digitized text with a high degree of accuracy, overcoming the challenges posed by variations in writing styles. The methods applied include data collection, image pre- processing, CNN implementation, and translation using Natural Language Processing (NLP). The results showed that the developed CNN model achieved a training accuracy of 94.73% and a testing accuracy of 90.53%. These findings show significant potential in improving the efficiency and accuracy of the process of translating handwriting into digital text. This research also notes recent advances in handwritten text recognition, including real-time character recognition and language-specific applications, demonstrating the relevance and wide application of this technology.

Keywords : CNN, NLP, Handwriting Recognition.

PENDAHULUAN

Tulisan tangan tetap menjadi bentuk komunikasi manusia yang penting, meskipun era digital telah mengubah banyak aspek kehidupan sehari-hari. Dalam konteks ini, penerjemahan bahasa melalui pengenalan citra tulisan tangan (Handwritten Text Recognition, HTR) menjadi semakin relevan.[1] Dengan meningkatnya kebutuhan untuk mendigitalkan dokumen dan memfasilitasi komunikasi antarbahasa, HTR berperan krusial dalam mengonversi gambar atau dokumen yang dipindai dari teks tulisan tangan menjadi teks digital. Proses ini menghadapi tantangan yang lebih besar dibandingkan dengan pengenalan karakter cetak (Optical Character Recognition, OCR), terutama akibat variabilitas gaya tulisan, ukuran, dan ketebalan karakter.[2]

Kemajuan dalam pembelajaran mendalam, khususnya dengan Jaringan Syaraf Konvolusional (Convolutional Neural Network, CNN), telah merevolusi pendekatan dalam pengenalan karakter tulisan tangan. Metode ini telah menunjukkan potensi besar dalam pengolahan Citra, khususnya dalam mengekstraksi fitur dari gambar karakter tulisan tangan.[3] CNN unggul dalam mengidentifikasi pola kompleks bahkan dalam keadaan noise atau latar belakang yang rumit. Hal ini membuatnya lebih efektif dibandingkan metode konvensional seperti Support Vector Machine (SVM), yang memerlukan ekstraksi fitur manual.[4]

Implementasi CNN dalam pengenalan tulisan tangan melibatkan pengembangan model yang dapat mengenali tulisan tangan dengan akurasi tinggi.[4] Dengan memanfaatkan teknik pengolahan Citra dan pembelajaran mesin, diharapkan akurasi pengenalan karakter tulisan tangan dapat ditingkatkan sehingga memperlancar proses penerjemahan antar bahasa. Proses penerjemahan mencakup identifikasi karakter dari citra tulisan tangan, konversi ke format digital, dan penerjemahan ke bahasa target. Integrasi antara pengolahan Citra menggunakan CNN dan penerjemahan berbasis NLP memberikan kontribusi signifikan dalam

Implementasi CNN untuk Penerjemahan Bahasa melalui Pengenalan Citra Tulisan Tangan
(Firdiyan Syah, Prahenusa Wahyu Ciptadi Anindya Elga Frinayanti, Dinda Fitria Anggraini,
Erika Amalia)

menciptakan sistem yang lebih efisien dan akurat untuk pengenalan dan penerjemahan tulisan tangan.[4]

Dalam penelitian ini, fokus akan diberikan pada bagaimana teknologi CNN diimplementasikan secara efektif dan konteks HTR dan penerjemahan Bahasa serta tantangan yang dihadapi dalam proses tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan algoritma klasifikasi yang tidak hanya mampu mengenali tulisan tangan dan berbagai bahasa, tetapi juga mendukung aksesibilitas informasi di berbagai bidang seperti pendidikan dan otomatisasi dokumen.[2], [5] Diharapkan dengan menggunakan teknik pra-pemrosesan dan model CNN yang dioptimalkan proses pengenalan tulisan tangan dan penerjemahan dapat dilakukan dengan lebih efisien dan akurat.[6], [7].

METODE PENELITIAN

Metode penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan Convolutional Neural Networks (CNN) dan Natural Language Processing (NLP) dalam sistem pengenalan dan penerjemahan tulisan tangan. Pendekatan terstruktur ini mencakup arsitektur sistem, tahapan penelitian, dan alat bantu, yang secara keseluruhan berfungsi untuk mengubah gambar tulisan tangan menjadi teks terjemahan.

Implementasi CNN dan NLP dalam penerjemahan Bahasa melalui pengenalan Citra tulisan tangan menunjukkan potensi besar untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi sistem pengenalan karakter. Model CNN yang dirancang khusus telah mencapai akurasi tinggi seperti 97,04% untuk gaya tulisan tertentu.[10] Keberhasilan ini berkat penggunaan dataset jam beragam, seperti 13.200 gambar karakter Asante Twi yang mencapai akurasi 79,31%.[11] Integrasi CNN dengan pustaka seperti open CV memungkinkan pengenalan karakter secara real Time, yang meningkatkan interaksi pengguna dalam aplikasi penerjemahan.[9] Meskipun kemajuan ini meningkat, namun tantangan seperti variasi dalam gaya, ukuran, dan ketebalan tulisan tetap ada, sehingga memerlukan penelitian lebih lanjut untuk meningkatkan adaptasi model.

Di sisi lain, NLP berperan dalam memahami bahasa alami dan menerjemahkan pertanyaan menjadi instruksi yang dapat diproses.[12] Pendekatan rule-based digunakan untuk analisis leksikal dan sintaksis, memastikan pertanyaan yang diajukan sesuai dengan aturan yang telah ditetapkan.[12]

Kebutuhan untuk dataset besar dan komprehensif sangat penting dalam melatih model CNN dan NLP yang lebih efektif. Dengan demikian, penelitian ini berpotensi memberikan kontribusi signifikan dalam bidang pengenalan tulisan tangan dan penerjemahan bahasa.

1. Arsitektur Sistem

- a. Input: Citra tulisan tangan.
- b. Pra-pemrosesan citra.
- c. Ekstraksi fitur menggunakan CNN.
- d. Proses penerjemahan menggunakan model NLP.
- e. Output: Teks dalam bahasa target.

2. Tahapan Penelitian

a. Pengumpulan Data

Mengumpulkan dataset citra tulisan tangan yang relevan, seperti MNIST dan EMNIST, untuk digunakan dalam pelatihan model.[8]

b. Pra-Pemrosesan

Berikut adalah contoh kode Python yang melakukan konversi citra ke grayscale, menormalisasi ukuran citra, dan mengurangi noise dengan menggunakan OpenCV :

```
gray_image = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
_, binary_image = cv2.threshold(gray_image,
                                0, 255, cv2.THRESH_BINARY_INV +
                                cv2.THRESH_OTSU)
kernel = np.ones((2, 2), np.uint8)
dilated_image = cv2.dilate(binary_image,
                             kernel, iterations=1)
resized_image = cv2.resize(dilated_image, (28, 28))
normalized_image = resized_image / 255.0
input_image = normalized_image.reshape(1, 28, 28, 1)
contours, _ = cv2.findContours(binary_image,
                                cv2.RETR_EXTERNAL, cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)
contours = sorted(contours, key=lambda c:
cv2.boundingRect(c)[0])
```

3. Implementasi CNN

Mendesain dan mengimplementasikan model CNN yang mencakup beberapa lapisan, seperti Convolutional Layer, Max Pooling Layer, dan Fully Connected Layer, untuk mengenali karakter dari citra tulisan tangan.[9] Serta melatih model CNN menggunakan dataset yang telah diproses. Data dibagi menjadi data pelatihan dan pengujian, menggunakan framework seperti TensorFlow untuk pelatihan.

```
model = Sequential([
    Input(shape=(28, 28, 1)), # Tentukan input shape di sini
    Conv2D(32, (3, 3), activation='relu'),
    MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)),
    Flatten(),
    Dense(128, activation='relu'),
    Dense(26, activation='softmax') # Output sesuai jumlah
    kelas (huruf A-Z)
])
model.compile(optimizer='adam',
    loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
model.fit(x_train, y_train, validation_data=(x_test,
    y_test), epochs=5)
```

4. Tokenisasi dan Penerjemahan

Tokenisasi teks menggunakan proses NLP library yaitu pemrosesan bahasa alami untuk menganalisis dan memproses konten yang diekstraksi dari tulisan tangan. Teks yang telah ditokenisasi diproses melalui model penerjemahan untuk menghasilkan teks dalam bahasa target.

```
from transformers import AutoTokenizer,
AutoModelForSeq2SeqLM
tokenizer = AutoTokenizer.from_pretrained("Helsinki-NLP/opus-mt-en-id")
```

```
model_en_id =  
AutoModelForSeq2SeqLM.from_pretrained("Helsinki-NLP/opus-  
mt-en-id")  
tokenized_en_id = tokenizer_en_id  
    (letter_result, return_tensors="pt")  
output_en_id = model_en_id.generate(**tokenized_en_id)  
translation_id = tokenizer_en_id.decode(output_en_id [0],  
skip_special_tokens=True)  
print(f"Hasil terjemahan ke Bahasa Indonesia:  
{translation_id}")
```

3. Alat dan Teknologi

- a. Bahasa Pemrograman: Python adalah bahasa utama yang digunakan untuk implementasi sistem.
- b. Dataset: MNIST dan EMNIST berfungsi sebagai dataset dasar untuk pelatihan dan validasi.
- c. Library: TensorFlow digunakan untuk pelatihan model CNN dan analisis data, OpenCV digunakan untuk mendeteksi citra, dan transformers digunakan untuk penerjemahan model NLP.
- d. Dengan metode penelitian ini, diharapkan dapat dikembangkan sistem yang mampu menerjemahkan tulisan tangan menjadi teks dengan akurasi tinggi, sekaligus meningkatkan efisiensi dalam proses penerjemahan antar bahasa.

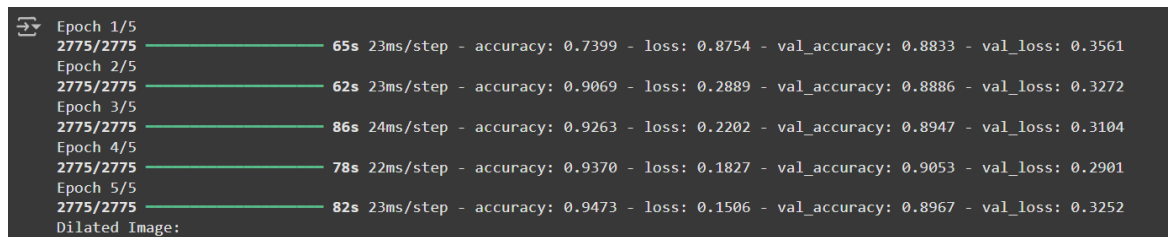
HASIL DAN PEMBAHASAN

Implementasi Convolutional Neural Networks (CNN) dan Natural Language Processing (NLP) dalam pengenalan citra tulisan tangan menunjukkan kemajuan signifikan dalam akurasi dan evaluasi kinerja. Hasil-hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN sangat efektif dalam mengenali karakter dan angka tulisan tangan, sementara NLP berperan penting dalam menerjemahkan data visual ke dalam informasi tekstual.

Implementasi CNN untuk Penerjemahan Bahasa melalui Pengenalan Citra Tulisan Tangan

(Firdiyan Syah, Prahenua Wahyu Ciptadi Anindya Elga Frinayanti, Dinda Fitria Anggraini, Erika Amalia)

Hasil pengenalan tulisan tangan menunjukkan bahwa model CNN dapat mencapai akurasi pelatihan 94,73% dan akurasi pengujian 90,53% pada tulisan tangan.



Epoch 1/5	2775/2775	65s	23ms/step	- accuracy: 0.7399	- loss: 0.8754	- val_accuracy: 0.8833	- val_loss: 0.3561
Epoch 2/5	2775/2775	62s	23ms/step	- accuracy: 0.9069	- loss: 0.2889	- val_accuracy: 0.8886	- val_loss: 0.3272
Epoch 3/5	2775/2775	86s	24ms/step	- accuracy: 0.9263	- loss: 0.2202	- val_accuracy: 0.8947	- val_loss: 0.3104
Epoch 4/5	2775/2775	78s	22ms/step	- accuracy: 0.9370	- loss: 0.1827	- val_accuracy: 0.9053	- val_loss: 0.2901
Epoch 5/5	2775/2775	82s	23ms/step	- accuracy: 0.9473	- loss: 0.1506	- val_accuracy: 0.8967	- val_loss: 0.3252

Dilated Image:

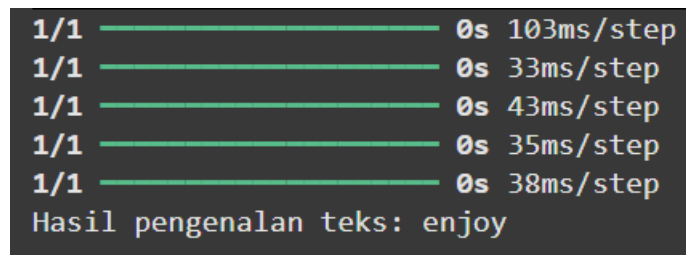
Gambar 1 Matrix pengujian

Sistem penerjemahan yang menggunakan CNN secara efektif mengubah gambar digit tulisan tangan menjadi teks. Contohnya, gambar digit tulisan tangan menghasilkan output teks yang akurat, menunjukkan kemampuan model dalam menerjemahkan data visual ke dalam informasi tekstual.[13]



Gambar 2 Gambar tulisan tangan yang diuji

Hasil ini menggarisbawahi kemampuan model dalam menangani format input yang beragam dan menerjemahkannya dengan baik.



```
1/1 ██████████ 0s 103ms/step
1/1 ██████████ 0s 33ms/step
1/1 ██████████ 0s 43ms/step
1/1 ██████████ 0s 35ms/step
1/1 ██████████ 0s 38ms/step
Hasil pengenalan teks: enjoy
```

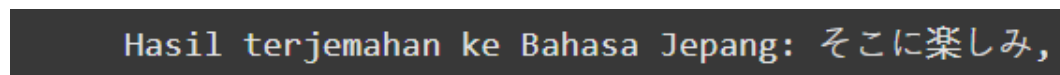
Gambar 3 Hasil teks yang terdeteksi

Implementasi NLP menunjukkan bahwa proses penerjemahan melibatkan analisis leksikal, sintaks, semantik, dan pragmatik. Setiap tahapan ini berkontribusi untuk memastikan hasil terjemahan sesuai dengan kaidah bahasa yang dibenarkan. Aturan produksi yang dibangun memetakan pola dari pertanyaan yang diizinkan, memudahkan dalam proses penerjemahan.



```
⇄ Hasil terjemahan ke Bahasa Indonesia: nikmatilah
```

Gambar 4 Hasil terjemahan dalam Bahasa Indonesia



```
Hasil terjemahan ke Bahasa Jepang: そこに楽しみ,
```

Gambar 5 Hasil terjemahan dalam Bahasa Jepang

Analisis kinerja CNN menunjukkan bahwa CNN secara konsisten memberikan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode tradisional seperti K- Nearest Neighbors (KNN) dan Support Vector Machine (SVM).[14] Namun, tantangan muncul dalam integrasi pengenalan gambar dengan pemrosesan bahasa alami, terutama dalam menjaga akurasi di berbagai gaya tulisan tangan. Kombinasi teknik augmentasi data dan arsitektur CNN yang canggih meningkatkan kinerja model, meskipun masih ada tantangan dalam menskalakan model untuk aplikasi yang lebih luas.

Implementasi NLP dalam penerjemahan bahasa melibatkan tahapan analisis leksikal, sintaks, semantik, dan pragmatik, yang penting untuk memastikan hasil terjemahan

Implementasi CNN untuk Penerjemahan Bahasa melalui Pengenalan Citra Tulisan Tangan
(Firdiyan Syah, Prahenua Wahyu Ciptadi Anindya Elga Frinayanti, Dinda Fitria Anggraini, Erika Amalia)

sesuai dengan kaidah bahasa. Teknik NLP memungkinkan sistem mengenali kata dan frasa, memahami struktur kalimat, serta memberikan makna yang lebih dalam. Evaluasi hasil terjemahan sangat penting untuk memastikan kesesuaian dengan kaidah yang dibenarkan, dan implementasi NLP harus memperhatikan konteks dan makna dalam komunikasi antarbahasa.

Pengembangan sistem yang menggabungkan CNN dan NLP menunjukkan potensi besar untuk meningkatkan akurasi dan efektivitas dalam penerjemahan bahasa melalui pengenalan karakter dan pola dalam data. Penelitian lebih lanjut diperlukan untuk memperbaiki integrasi antara pengenalan karakter dan pemrosesan bahasa alami.[12]

KESIMPULAN

1. Kesimpulan dari penelitian ini menunjukkan bahwa implementasi Convolutional Neural Networks (CNN) untuk mengenali tulisan tangan dilakukan melalui beberapa langkah, termasuk pengumpulan data, pra-pemrosesan citra, dan pengembangan model CNN yang dirancang khusus untuk mengenali karakter tulisan tangan dengan akurasi tinggi. Model CNN yang dikembangkan mampu mencapai akurasi pelatihan sebesar 94,73% dan akurasi pengujian sebesar 90,53% dalam mengenali tulisan tangan.
2. Setelah tulisan tangan dikenali, proses penerjemahan ke dalam bahasa lain dilakukan dengan memanfaatkan Natural Language Processing (NLP). NLP berperan penting dalam menerjemahkan data visual yang dihasilkan oleh model CNN menjadi informasi tekstual. Proses ini melibatkan analisis leksikal, sintaks, semantik, dan pragmatik untuk memastikan hasil terjemahan sesuai dengan kaidah bahasa yang dibenarkan.
3. Saran untuk penelitian selanjutnya adalah melakukan penelitian lebih lanjut untuk memperbaiki integrasi antara pengenalan karakter dan pemrosesan bahasa alami, serta mengatasi tantangan variasi gaya tulisan tangan yang masih

ada. Penelitian juga dapat difokuskan pada pengembangan dataset yang lebih besar dan komprehensif untuk meningkatkan efektivitas model CNN dan NLP.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. Ladrham and H. Gueddah, “Advanced OCR for Digits Exploring CNN for Optimal Performance,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 251, pp. 734–739, 2024, doi: 10.1016/j.procs.2024.11.177.
- [2] J. Pareek, D. Singhanian, R. R. Kumari, and S. Purohit, “Gujarati Handwritten Character Recognition from Text Images,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 171, pp. 514–523, 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.04.055.
- [3] S. Prihatiningsih, N. S. M, F. Andriani, and N. Nugraha, “ANALISA PERFORMA PENGENALAN TULISAN TANGAN ANGKA BERDASARKAN JUMLAH ITERASI MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK,” *J. Ilm. Teknol. Dan Rekayasa*, vol. 24, no. 1, pp. 58–66, 2019, doi: 10.35760/tr.2019.v24i1.1934.
- [4] N. Alrobah and S. Albahli, “A Hybrid Deep Model for Recognizing Arabic Handwritten Characters,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 87058–87069, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3087647.
- [5] S. Doherty, “The Impact of Translation Technologies on the Process and Product of Translation”.
- [6] A. A. Rangari, S. Das, and R. D, “Cursive Handwriting Recognition Using CNN with VGG-16,” in *2023 International Conference on Artificial Intelligence and Knowledge Discovery in Concurrent Engineering (ICECONF)*, Chennai, India: IEEE, Jan. 2023, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICECONF57129.2023.10083561.
- [7] C. ShanWei, S. LiWang, N. T. Foo, and D. A. Ramli, “A CNN based Handwritten

- Numeral Recognition Model for Four Arithmetic Operations,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 192, pp. 4416–4424, 2021, doi: 10.1016/j.procs.2021.09.218.
- [8] More Meghana Laxman and Prof. S. G. Joshi, “Advancements and Trends in CNN-Based Handwritten Text Recognition: A Comprehensive Survey,” *Int. J. Adv. Res. Sci. Commun. Technol.*, pp. 449–459, Apr. 2024, doi: 10.48175/IJARST-17573.
- [9] M. S. Gumilang and D. Avianto, “RECOGNITION OF REAL-TIME HANDWRITTEN CHARACTERS USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ARCHITECTURE,” *J. Tek. Inform. Jutif*, vol. 4, no. 5, pp. 1143–1150, Oct. 2023, doi: 10.52436/1.jutif.2023.4.5.993.
- [10] F. A. Mamun, S. A. H. Chowdhury, J. E. Giti, and H. Sarker, “Classification of Non- native Handwritten Characters Using Convolutional Neural Network,” Sep. 25, 2024, *arXiv*: arXiv:2406.04511. doi: 10.48550/arXiv.2406.04511.
- [11] K. Drah, E. O. Osei, E. Okoampah, and R. Sey, “Handwritten Character Recognition Using Convolutional Neural Network for Asante Twi Language Alphabets,” Nov. 29, 2023, *In Review*. doi: 10.21203/rs.3.rs-3638464/v1.
- [12] S. Raharjo and S. Hartati, “ANTARMUKA BAHASA ALAMI UNTUK MELAKUKAN QUERY TERHADAP TERJEMAHAN AL-QURAN”.
- [13] F. Rahmawan, R. Habibi, and M. Y. H. Setyawan, “Rekognisi Huruf Tulisan Tangan Menggunakan Convolutional Neural Network,” *J. Sist. Cerdas*, vol. 6, no. 3, pp. 262– 276, Dec. 2023, doi: 10.37396/jsc.v6i3.240.
- [14] . G., N. V. Chandra, N. P. Prabath, and K. Rahul, “Hand Written Digit Recognition using CNN,” *Int. J. Res. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 11, no. 5, pp. 116–119, May 2023, doi: 10.22214/ijraset.2023.51400.