

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Landasan Teori

2.1.1 Huruf Hijaiyah

Huruf Hijaiyah merupakan huruf penyusun kata dalam bahas arab yang ada dalam Al-Qur'an. Menurut para ulama ahli tajwid huruf hijaiyah ada 28 huruf diantaranya:

Tabel 2. 1 Huruf Hijaiyah

No.	Hijaiyah	Lafal	No.	Hijaiyah	Lafal
1.	ا	Alif	15.	ض	Dhod
2.	ب	Ba	16.	ط	Tho
3.	ت	Ta	17.	ظ	Dhlo
4.	ث	Tsa	18.	ع	Ain
5.	ج	Jim	19.	غ	Ghoim
6.	ح	Kha	20.	ف	Fa
7.	خ	Kho	21.	ق	Qof
8.	د	Dal	22.	ك	Kaf
9.	ذ	Dzal	23.	ل	Lam
10.	ر	Ro	24.	م	Mim
11.	ز	Za	25.	ن	Nun
12.	س	Sin	26.	و	Wawu
13.	ش	Syin	27.	ه	Ha
14.	ص	Shod	28.	ي	Ya

Disebutkan dalam buku Metode Pembelajaran Baca Tulis Al-Qur'an (Mursal Aziz dan Zulkipli Nasution 2020), orang yang pertama kali menyusun huruf hijaiyah adalah Nashr bin Ashim Al-Laitsi. Beliau menerangkan bahwa huruf hijaiyah berjumlah 28 huruf tunggal atau 30 jika memasukkan huruf rangkap lam-alif dan hamzah sebagai huruf yang berdiri sendiri. Orang yang pertama kali menyusun huruf hijaiyah secara berurutan mulai dari alif sampai ya adalah Nashr bin 'Ashim al-Laitsi.

2.1.2 OpenCV

OpenCV atau yang lebih dikenal dengan *Open Source Computer Vision Library*, merupakan bidang ilmu yang mempelajari mengenai pola dan kombinasi citra melalui beberapa pola tersebut menjadi suatu kecerdasan buatan yang mampu membantu kinerja manusia lebih mudah dan cepat.

Computer Vision memiliki banyak keunggulan dimana kecerdasan buatan ini memungkinkan agar bisa memahami dan menganalisis data visual, seperti gambar dan video dengan cara yang menyerupai manusia dan hal ini juga memiliki tingkat akurasi yang baik, walaupun dalam beberapa kasus *Computer Vision* sendiri masih memiliki kelemahan seperti membutuhkan data yang berkualitas dan besar untuk pelatihan, tingkat akurasi warna dan cahaya serta kualitas gambar mempengaruhi kinerja tingkat akurasinya (Budiman dkk., 2023).

2.1.3 Machine Learning

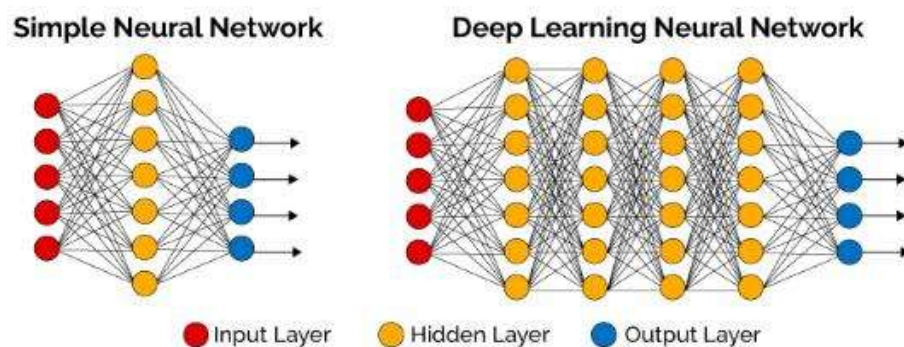
Machine Learning (ML) merupakan bidang studi yang berfokus pada desain dan analisis algoritma dan telah mengalami kemajuan yang sangat signifikan dalam satu dekade terakhir. *Machine Learning (ML)* mampu mempelajari sebuah data, mengurai data tersebut secara mandiri, kemudian belajar dari data tersebut dengan mengimplementasikan apa yang telah dipelajari (Groosfeld dkk., 2020).

Machine Learning (ML) terbagi menjadi dua yaitu *supervised* dan *unsupervised*. *Unsupervised Machine Learning* merupakan algoritma yang digunakan untuk mengklasifikasi data yang tidak diketahui kelasnya, sedangkan *Supervised Machine Learning* adalah algoritma yang digunakan untuk mengklasifikasi dan memberi label pada data (Budiman dkk., 2023).

2.1.4 Deep Learning

Deep Learning (DL) dianggap sebuah evolusi dari *Machine Learning* yang menggunakan *Neural Network* dan dapat diprogram sebagai mesin pembuat keputusan yang lebih akurat dari manusia (Groosfeld dkk., 2020). *Deep Learning* merupakan bentuk *Machine Learning* yang saat ini memiliki kapabilitas dan signifikan dalam mengelola data yang kompleks seperti citra dan suara (Suartika dkk., 2022).

Dataset dibutuhkan untuk membuat sebuah project yang besar yang dapat melatih model deep learning. Seseorang membutuhkan komputasi yang sangat besar agar dapat melakukan proses pelatihan dengan dataset yang memiliki ukuran besar pada model. Saat ini, sudah terdapat banyak dataset yang bisa didapatkan secara publik melalui website yang tersedia secara daring seperti Kaggle dan cloud yang memiliki fitur khusus yang dapat digunakan untuk melakukan pelatihan model deep learning seperti Google Collab. Seiring berjalannya waktu pengembangan dari peneliti hingga saat ini menghasilkan banyak model *deep learning* yang mampu mencapai hasil menjanjikan di banyak bidang seperti Computer Vision (CV) dan Natural Language Processing (NLP)



Gambar 2.1 Ilustrasi *deep learning*

Pada Gambar 2.1 adalah ilustrasi dari *deep learning*. Persamaan antara *simple neural network* dan *deep learning neural network* adalah sama-sama diawali dengan sebuah *input layer*, diikuti *hidden layer*, dan diakhiri dengan sebuah *output layer*. Perbedaan antara keduanya sangat jelas. Di mana, *deep learning* memiliki lebih banyak *hidden layer* daripada *neural network* biasa. Sehingga, disebut *deep learning* karena dalamnya arsitektur dari *deep learning neural network* itu sendiri.

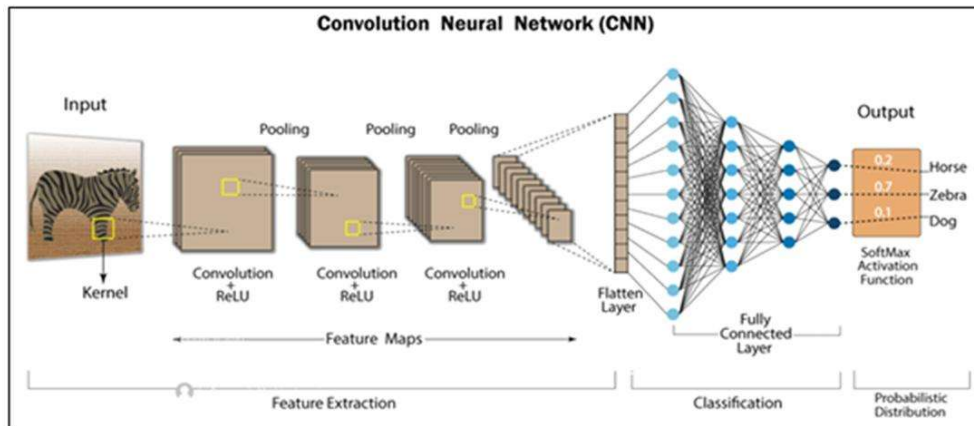
2.1.5 Convolutional Neural Network

Convolution Neural Network merupakan salah satu sistem cerdas berbasis teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) yang dirancang untuk meniru cara manusia berpikir dan mengambil keputusan. Dalam penelitian ini, sistem cerdas diimplementasikan menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)*, yaitu algoritma *deep learning* yang dirancang khusus untuk pengenalan dan klasifikasi data berbasis gambar. *CNN* bekerja melalui lapisan konvolusi yang mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar input untuk menghasilkan prediksi yang akurat (LeCun dkk., 2020).

Convolutional Neural Network memiliki keunggulan dalam mendeteksi pola visual yang kompleks, seperti bentuk huruf hijaiyah. Dalam aplikasi ini, *CNN* digunakan untuk mengenali huruf hijaiyah yang ditunjukkan oleh kamera, memprosesnya, dan memberikan keluaran berupa suara pelafalan huruf. Hal ini membuat pembelajaran menjadi lebih interaktif dan responsif (Rahman dkk., 2023).

Deep learning memiliki beberapa metode salah satunya yaitu *Convolutional Neural Network (CNN)*. *CNN* diperkenalkan oleh Yann LeCun dan Yoshua Bengio pada tahun 1995 (Khalajzadeh, Mansouri and Teshnehlal, 2012). Saat ini,

Convolutional Neural Network merupakan salah satu metode *deep learning* yang memiliki kemampuan untuk mengolah informasi citra dengan hasil yang paling paling signifikan (Fukushima., 1980)



Sumber : <https://Informatika.com/>

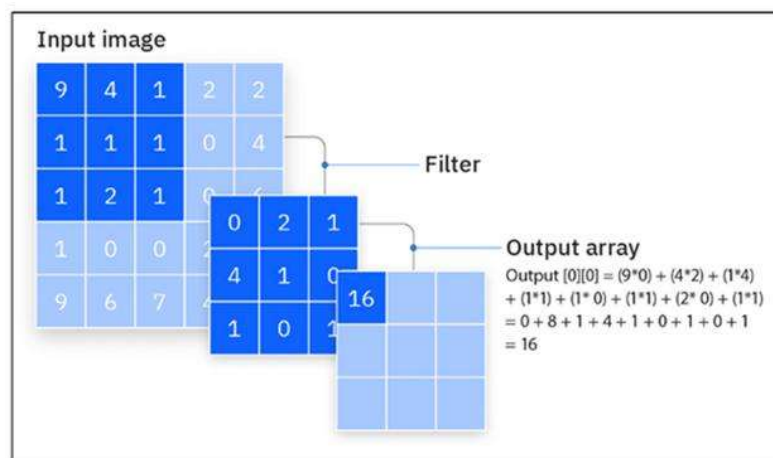
Gambar 1.2 Contoh Arsitektur *Convolutional Neural Network*

Pada gambar 2.2 dapat diketahui bahwa CNN memiliki 2 tahap. Tahap pertama yaitu ekstraksi fitur dan tahap kedua yaitu klasifikasi fitur citra. Berikut adalah penjelasan dari setiap tahap-tahap tersebut:

Sebuah proses CNN akan terdiri dari dua proses yaitu ekstraksi fitur dan klasifikasi. Ekstraksi fitur menggunakan dua komponen layer yang hanya dimiliki CNN yaitu *convolution layer* dan *pooling layer*. Lalu, klasifikasi menggunakan *Fully Connected Layer (FCL)*. Keduanya, dapat dilengkapi dengan menggunakan fungsi aktivasi untuk mengoptimisasi proses CNN. Sebuah arsitektur umum sederhana seperti pada Gambar 2.2 tersusun dari *input layer*, *convolution layer* yang dilengkapi fungsi aktivasi *nonlinearity* yang biasanya berupa *Rectified Linear Unit (ReLU)*, *pooling layer*, 2 *fully connected layer*, dan diakhiri dengan *output layer* yang bisa *binary* maupun multi kelas. Namun, arsitektur CNN dapat dikustomisasi

sesuai dengan kebutuhan pengguna. Misalnya, tidak menggunakan *pooling layer*, menggunakan lebih dari satu *convolution layer* dan *pooling layer*, tidak menggunakan aktivasi pada *convolution layer*, menggunakan lebih dari 2 *fully connected layer*.

Pada tahap ekstraksi fitur citra ini terdapat 3 layer utama yaitu *Convolution Layer*, *Subsampling / Pooling Layer* dan *Fully Connected Layer*. Fungsi aktivasi yang digunakan pada tahap ini biasanya yaitu ReLu. Jumlah layer untuk menghasilkan hasil akurasi yang baik adalah dengan melakukan banyak percobaan.



Sumber : <https://www.ibm.com/>

Gambar 2.3 *Convolution Layer*

Pada gambar 2.3 menunjukkan bahwa proses pada *Convolution Layer* merupakan layer yang digunakan untuk mengekstraksi fitur dari citra yang di input. Citra terdiri dari banyak piksel dengan ukuran dimensi tertentu. Proses Konvolusi ini menggunakan kernel dan stride, proses konvolusi ini adalah proses kombinasi antara matriks yang berbeda untuk menghasilkan nilai matriks baru.

Arsitektur CNN beroperasi melalui rangkaian lapisan, yang dimulai dengan *Input Layer*, kemudian dilanjutkan dengan *Convolutional Layer*, *ReLU*, *Pooling*

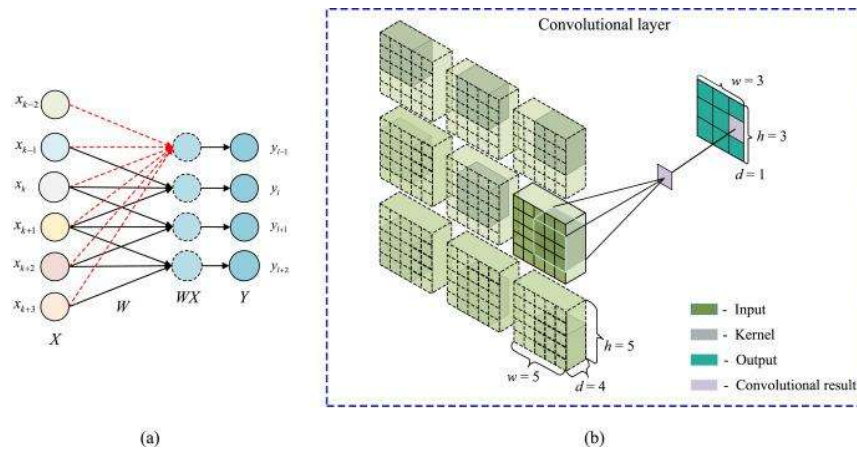
Layer, Fully Connected Layer dimana masing-masing lapisan memiliki fungsi spesifik dalam klasifikasi gambar. Berikut adalah penjelasan dari masing-masing layer tahapan CNN yang diuraikan sebagai berikut:

1. *Input Layer*

Dalam CNN, *input* layer atau lapisan *input* menampilkan gambar, yang merupakan sumber data yang akan diproses oleh model. Jika gambar yang dimasukkan menggunakan format RGB dan berukuran 224 x 224 piksel, *input* tersebut akan digambarkan sebagai array multidimensi berukuran 224 x 224.

2. *Convolutional Layer*

Convolution layer memiliki peranan penting dalam *convolutional neural network*. Dari namanya saja, terlihat bagaimana bayangan fungsi dari sebuah *convolution layer*. Seperti yang sudah dibahas sebelumnya, bahwa sebuah arsitektur CNN memiliki dua bagian utama yakni bagian ekstraksi fitur dan klasifikasi. *Convolution layer* masuk ke dalam bagian ekstraksi fitur yang berfungsi untuk mendapatkan fitur dari sebuah citra *input* dengan menggunakan *filter* tertentu yang dilakukan dengan melakukan operasi konvolusi (Yamashita dkk., 2021). Operasi konvolusi sendiri adalah perkalian dot antara *input* dan *filter* yang menghasilkan sebuah *feature map* (Brownlee, 2020).



Sumber : <https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/convolutional-layer>

Gambar 2. 4 Ilustrasi Convolutional Layer

Pada gambar 2.4 menunjukkan ilustrasi dari proses konvolusi pada citra gambar yang dibuat ke dalam bentuk array dua dimensi. Pada array tersebut citra gambar berukuran 7x7 di konvolusi menjadi kernel berukuran 3x3.

3. *ReLU Layer*

ReLU (Rectified Linear Unit) merupakan adalah tahap ekstraksi fitur yang terjadi setelah konvolusi dan sebelum *pooling*. Fungsi aktivasi *ReLU* menghasilkan *output neuron* yang sama dengan nilai *input* jika *input* tersebut positif, dan menghasilkan nilai 0 jika *input* negatif.

ReLU Layer

Filter 1 Feature Map

9	3	5	-8
-6	2	-3	1
1	3	4	1
3	-4	5	1

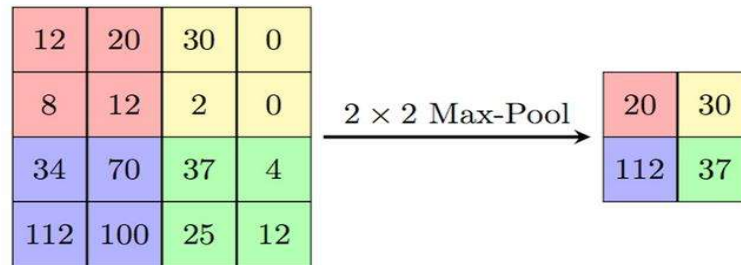


9	3	5	0
0	2	0	1
1	3	4	1
3	0	5	1

Sumber : <https://blog.gopenai.com/>

Gambar 2. 5 Ilustrasi ReLU

4. Pooling Layer

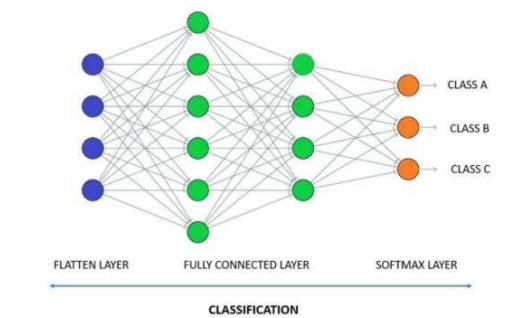


Sumber : <https://medium.com/>

Gambar 2. 6 *Pooling Layer*

Pada gambar 2.6 menunjukkan bahwa proses pada *Pooling Layer* ini melakukan pengurangan pada ukurannya. Bentuk lapisan pooling umumnya dengan menggunakan filter dengan ukuran 2x2 yang diaplikasikan dengan langkah sebanyak dua dan beroperasi pada setiap irisan dari inputnya. Kotak yang berwarna merah, hijau, kuning, dan biru pada sisi kiri merupakan kelompok kotak yang akan dipilih nilai maksimumnya. Sehingga hasil dari proses tersebut dapat dilihat pada kotak disebelah kanan. Citra terdiri dari banyak piksel dengan ukuran dimensi tertentu. *Pooling Layer* mengurangi ukuran data untuk meningkatkan efisiensi komputasi dan mencegah overfitting (Gu dkk., 2018)

5. Fully Connected Layer



Sumber : <https://medium.com/>

Gambar 2. 7 *Fully Connected Layer*

Pada gambar 2.7 menunjukkan bahwa proses pada *Fully Connected Layer* dimana pada proses ini semua *neuron* aktivitas dari lapisan sebelumnya terhubung semua dengan *neuron* seperti halnya jaringan syaraf tiruan dengan mengintegrasikan fitur-fitur untuk menghasilkan prediksi akhir.

2.1.6 Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan sebuah teknik untuk mengetahui akurasi, *recall*, *precision* dan *f1 score* dari suatu model dengan nilai yang dapat dianalisis performanya dari sebuah model. Pada *Confusion Matrix* terdapat empat kategori kasus yang terjadi, sebagai berikut:

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

Sumber : <https://medium.com/>

Gambar 2. 8 *Confusion Matrix*

Pada gambar 2.8 menunjukkan bahwa proses pada *Confusion Matrix* memiliki ketentuan bahwa nilai dari kinerja model dilakukan dengan menggunakan *Confusion Matrix*, yang memvisualisasikan hasil klasifikasi dari model. Matrix ini terdiri dari empat elemen penting:

- a. **True Positive (TP)** : Kasus dimana hasil prediksi positif yang bernilai benar.

- b. **True Negative (TN)** : Kasus dimana hasil prediksi negatif yang bernilai benar.
- c. **False Positive (FP)** : Kasus dimana hasil prediksi positif yang bernilai salah.
- d. **False Negative (FN)** : Kasus dimana hasil prediksi negatif yang bernilai salah.

Akurasi adalah rasio dari data yang diprediksi sesuai kelasnya dari keseluruhan data. Dihitung menggunakan rumus berikut:

Akurasi menunjukkan seberapa sering prediksi model benar secara keseluruhan dan dihitung dengan rumus:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$$

Presisi adalah rasio dari data yang sesuai kelasnya dibandingkan dengan data yang diprediksi positif. Dihitung menggunakan rumus berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Recall adalah rasio dari data prediksi sesuai kelasnya dibandingkan dengan data yang memang sesuai kelasnya. Dihitung menggunakan rumus berikut:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

F1 score adalah rasio perbandingan rata-rata presisi dan *recall*, dihitung menggunakan rumus berikut:

$$F1\ Score = \frac{2 \times (Recall \times Precision)}{(Recall + Precision)}$$

2.1.7 Python

Python merupakan bahasa pemrograman yang menjadi inti dari *Google Collabs* dengan syntax yang sederhana dan efektif. Python juga memungkinkan pengguna untuk menulis dengan mudah kode pembelajaran mesin, analisis data dan mengembangkan suatu aplikasi.

Pada *Google Collabs* bahasa Python sendiri merupakan suatu bahasa yang sangat fleksibel dan memiliki kekuatan dan keamanan yang baik untuk mengembangkan suatu proyek secara realtime dan mempercepat produktifitas karena bahasa python merupakan bahasa yang simple dan efektif.

2.1.8 Google Collabs

Google Collabs merupakan pengembang berbasis cloud yang memungkinkan kita untuk mengeksekusi bahasa pemrograman Python tanpa instalansi dan mampu melakukan integrasi dengan *Google Drive*, *Google Collabs* bisa digunakan untuk permodelan suatu system dengan sangat baik meliputi eksplorasi, implementasi dan pembelajaran metode numerik.

Keunggulan dari *Google Collabs* adalah fitur kemudahan dalam akses dan fleksibilitas untuk memudahkan seorang programmer maupun non programmer melakukan proyek berbasis Bahasa pemrograman Python dengan koneksi internet dan peramban web. Selain mudah tingkat akurasi serta Realtime memungkinkan banyak pihak bisa melakukan monitoring dan kolaborasi secara efisien.

Google Collabs merupakan sebuah layanan *cloud computing* yang disediakan oleh *Google* untuk mendukung pengembangan dan penelitian ilmiah. *Collabsoratory*, atau yang dikenal dengan "*Collabs*," merupakan produk dari

Google Research. Platform ini memungkinkan pengguna untuk menulis dan menjalankan kode Python langsung melalui browser, menjadikannya sangat ideal untuk kebutuhan *machine learning*, analisis data, dan pendidikan.

Selain itu, *Google Collabs* memungkinkan kolaborasi antar pengembang aplikasi secara bersamaan, sehingga sangat mendukung kerja tim. Meski begitu, *Google Collabs* masih belum dikenal oleh masyarakat umum karena Sebagian orang yang memakainya hanya menggunakannya secara individu yang memerlukan lingkungan *coding*, seperti pengembang aplikasi atau programmer. (Wilyani dkk., 2024).

2.1.9 Streamlit

Streamlit merupakan *framework* yang menggunakan bahasa pemrograman python untuk membuat tampilan website berbasis *machine learning* (Walingkas & Saian, 2023). Pada penggunaan *streamlit* ini pengembang tidak perlu menggunakan *front-end* karena website dapat dijalankan dengan interaktif menggunakan konsep “*script to app*” dimana hal ini dapat membuat pengembang akan bisa lebih fokus untuk membuat model *machine learning* (Syafarina & Zaenuddin, 2023).

2.1.10 Keras

Keras adalah sebuah *Deep Learning Framework* yang digunakan untuk membuat model *Deep Learning* (keras.io, 2020). Keras saat ini dibangun di atas tensorflow 2.0. Dengan dibangun di atas tensorflow 2.0 maka model yang dibuat menggunakan keras dapat di deploy Dimana saja. Biasanya keras digunakan untuk membuat dan melatih model CNN.

2.2 Kajian Penelitian

Penelitian ini didasarkan pada berbagai penelitian sebelumnya yang digunakan sebagai bahan perbandingan dan referensi. Studi-studi yang dijadikan acuan ini tetap berhubungan erat dengan topik utama penelitian, yaitu pengenalan tulisan tangan menggunakan metode *Convolutional Neural Network*.

Tabel 2. 2 Kajian Penelitian

No	Judul	Metode dan Tujuan	Penulis dan Penerbit
1.	Pattern Recognition Tulisan Tangan Huruf Hijaiyah Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)	Metode yang digunakan dalam penelitian ini merupakan algoritma CNN untuk mengidentifikasi 290 citra huruf hijiyah	Abror M Jurnal Informasi Dan Komputer (2021)
2.	Pengenalan Tulisan Tangan Huruf Hijaiyah Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan Augmentasi Data	Metode yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan metode CNN untuk memvalidasi huruf hijaiyah berdasarkan dataset dengan sistem augment data yang mana dalam penelitian ini setiap hurufnya dilakukakn rotation, penggeseran, dengan tingkat kemiringan gambar yang berbeda	Pradika, S. I., Nugroho, B., & Puspaningrum, E. Y. Seminar Nasional Informatika Bela Negara (Santika) (2022)
3.	Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Bima	Metode yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan CNN sebagai algoritma untuk memprediksi tingkat akurasi dari aksara bima yang berjumlah 22 huruf sebagai dataset	Handoko, A. A., Rosid, M. A., & Indahyanti, U Smatika Jurnal, (2022)
4.	Implementasi Metode Convolutional Neural Network Pada Pengenalan Aksara Bali Berbasis Game Edukasi	Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah CNN sebagai sistem validasi data, dimana setiap aksara bali memiliki 10 dataset dan data latih sebanyak 100 buah per aksara dimana Kasara bali sejumlah 20 huruf	Gusti, I., Anom, N., Putra, C., Kadek, I., Putra, A. A., Bagus, I., Dwidasmara, G., Made Widiartha, I., Agus, N., Er, S., Gede, P., & Suputra, H. Sintech Journal (2022)
5.	Pengenalan Karakter Hijaiyah Menggunakan Metode Convolutional	Metode yang digunakan peneliti dalam penelitian ini adalah CNN sebagai	Wiratna, R. E., Sahputro, A., Danendra, B., & Puspaningrum, E. Y. Jurnal

	Neural Network	klasifikasi citra dengan cara mengekstrak fitur dari sebuah citra dengan banyak variasi	Pendidikan Dasar Dan Teknologi (2022)
6.	Aplikasi Klasifikasi Huruf Hijaiyah Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network dan random Forest	Metode yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan <i>CNN</i> dan Random Forest untuk mengklasifikasi huruf hijaiyah sesuai dengan dataset yang telah dibuat berbasis aplikasi cerdas	Putri, R. E., Ah Adawiyah, R. ', & Nazwa, R. N. <i>Journal Islamic Education</i> , 1(3).(2023)
7.	Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network (<i>CNN</i>) Untuk Pengenalan Bacaan Tajwid Berdasarkan Gambar Tulisan Dalam Alqur'an	Metode yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan <i>CNN</i> sebagai perancangan modeling dan juga data latih yang nantinya pada tahap klasifikasi parameter akan sesuai dengan model yang telah peneliti gunakan	Nuraeni, F., & Pambudi, A. <i>Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika</i> (Vol. 8, Nomor 5). (2024).
8.	Pembuatan Aplikasi Komputer Berbasis Deep Learning Convolutional Neural Network Untuk Pengecekan Pelafalan Huruf Hijaiyah Harakat Fatah	Metode yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan <i>CNN</i> sebagai filter ekstraksi untuk mendeteksi karakter dari objek agar sesuai dengan dataset	Rizki, A., Permana, A., & Rahmawati, D. <i>Jurnal Ilmiah Informatika</i> , 12(1), 89-95 (2022).
9.	Implementasi Region-Based Convolutional Neural Network (<i>RCNN</i>) untuk Deteksi Objek Produk Sunscreen Berdasarkan Jenis Kulit	Metode yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan <i>CNN</i> sebagai validasi sesuai data yang telah peneliti gunakan	Hafizhan, G., Budiman, G., & Hadiyoso, S. <i>JUTIM (Jurnal Teknik Informatika Musirawas)</i> (2022)
10.	Penerapan Algoritma <i>CNN</i> Untuk mendeteksi Tulisan Tangan Angka Romawi dengan Augmentasi Data	Metode yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan <i>CNN</i> sebagai algoritma klasifikasi yang optimal dan efisien dalam melakukan deteksi objek sesuai dataset	Mochammad Toyib, Tegar Decky Kurniawan Pratama, & Ibnu Aqil <i>Jurnal Matematika, Ilmu Pengetahuan Alam, Kebumihan Dan Angkasa</i> (2022)
11.	Prediksi Karakteristik Personal Menggunakan Analisis Tanda Tangan Dengan Menggunakan Metode <i>Convolutional Neural Network</i> (<i>CNN</i>)	Metode yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan <i>CNN</i> sebagai pengenalan karakteristik setiap garis pada tanda tangan	Mawaddah, Udkhiati Armanto, Hendrawan Setyati, Endang <i>Jurnal Ilmiah Teknik Informatika</i> (2021)
12.	Mobile Augmented Reality <i>Application (Arfabics)</i> Of Hijaiyah Letter Introduction As Learning Media For Children.	Pembelajaran Huruf hijaiyah menggunakan media pembelajaran berbasis teknologi untuk anak usia 4—7 tahun	Rayhan, W. Z., & Wulandari, S. Jiko (<i>Jurnal Informatika Dan Komputer</i>) (2023)

13.	Penerapan <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) Pada Pengenalan Aksara Lampung Berbasis Optical Character Recognition	Menerapkan metode CNN dalam pembelajaran mengenali aksara lampung	Agus Mulyanto, Erlina Susanti, Farli Rosi, Wajiran, Rohmat Indra Borman JEPIN (Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika)
14.	Handwritten Arabic Character Recognition For Children Writing Using Convolutional Neural Network And Stroke Identification.	Penerapan metode CNN dalam pengenalan karakter huruf hijaiyah tulisan tangan anak usia dini	Alheraki, M., Al-Matham, R., & Al-Khalifa, H. Human-Centric Intelligent Systems, 3(2), 147–159 (2023)

Dari beberapa jurnal yang telah peneliti tinjau akhirnya peneliti menyimpulkan beberapa poin penting sebagai berikut, Penelitian-penelitian yang menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk berbagai aplikasi pengenalan pola menunjukkan keberhasilan yang signifikan dalam mengidentifikasi karakter atau objek berdasarkan dataset tertentu. *CNN*, sebagai algoritma pembelajaran mendalam (*deep learning*), telah menjadi pilihan utama dalam memproses citra digital karena kemampuannya dalam mengekstrak fitur dan pola yang kompleks. Beberapa studi yang relevan menunjukkan hasil sebagai berikut.

Menurut (Pradika dkk., 2020) pada penelitian yang berjudul “*Pengenalan Tulisan Tangan Huruf Hijaiyah*”, metode *CNN* digunakan untuk mengidentifikasi 290 citra huruf hijaiyah. Penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 75% dengan tingkat efisiensi yang tinggi karena prosesnya tidak membutuhkan waktu yang lama. Meskipun tingkat akurasinya masih relatif rendah dibandingkan penelitian lainnya, efisiensinya menjadikan metode *Convolutional Neural Network* ini cukup menjanjikan untuk aplikasi dengan keterbatasan sumber data.

Menurut (Santika dkk., 2021) pada penelitian yang berjudul, “*Penggunaan Augmentasi Data Dalam Pengenalan Tulisan Tangan Huruf Hijaiyah*”,

meningkatkan performa sistem secara signifikan. Teknik augmentasi seperti rotasi, pergeseran, dan kemiringan gambar diterapkan untuk memperkaya dataset. Hasilnya, akurasi pengenalan mencapai 95,9% dengan 56 data pelatihan per huruf. Hal ini menunjukkan bahwa augmentasi data dapat memperbaiki akurasi dengan menciptakan variasi data yang lebih representatif terhadap kondisi dunia nyata.

Selanjutnya pada penelitian serupa dimana *CNN* juga diterapkan untuk pengenalan aksara lain seperti aksara Bima dan Bali. Pada pengenalan tulisan tangan aksara Bima, *CNN* mampu menghasilkan akurasi hingga 97,34%, menunjukkan bahwa metode ini sangat efektif dalam mendeteksi pola dari dataset aksara yang unik. Dalam kasus aksara Bali yang diterapkan pada game edukasi, akurasi mencapai 81,3%. Penelitian ini juga menunjukkan bahwa *CNN* dapat digunakan untuk aplikasi berbasis pendidikan, membantu pengguna belajar aksara dengan lebih interaktif.

Menurut (Wiratna dkk., 2021) pada penelitian yang menggunakan Metode *CNN* juga diterapkan untuk klasifikasi citra tulisan tangan huruf hijaiyah tanpa augmentasi data. Dalam studi ini, akurasi mencapai 94,94%, dengan *loss* terkecil sebesar 17,14%. Pendekatan ini memperlihatkan kemampuan *CNN* dalam mengidentifikasi tulisan tangan manusia secara murni, meskipun tanpa variasi data tambahan.

Pada penelitian yang membuat aplikasi dengan mengombinasikan *CNN* dengan algoritma lain, seperti *Random Forest*, penelitian menunjukkan hasil yang menarik. Kombinasi *CNN* dan *Random Forest* digunakan untuk klasifikasi huruf hijaiyah berbasis aplikasi cerdas. Tingkat akurasi *CNN* mencapai 99,7%, jauh lebih tinggi

dibandingkan *Random Forest* yang hanya mencapai 74%. Hal ini mengindikasikan bahwa *CNN* lebih efisien dan akurat dibandingkan algoritma tradisional dalam tugas klasifikasi citra.

Penelitian Menurut (Nuraeni dkk., 2024) yang mengimplementasikan *CNN* untuk mengenali bacaan tajwid berdasarkan gambar tulisan dalam Al-Qur'an. Dengan pendekatan klasifikasi parameter, penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 95,10%. Hasil ini menunjukkan potensi penggunaan *CNN* dalam aplikasi berbasis agama, khususnya dalam pembelajaran tajwid yang interaktif.

Pada penelitian yang membuat aplikasi berbasis *deep learning* juga diterapkan untuk mengecek pelafalan huruf hijaiyah dengan harakat tertentu, seperti fathah. *CNN* digunakan sebagai filter ekstraksi untuk mendeteksi karakter huruf, menghasilkan akurasi 92%. Aplikasi ini menunjukkan bagaimana *CNN* dapat diterapkan untuk membantu pelafalan huruf secara lebih akurat, mendukung pembelajaran membaca Al-Qur'an.

Pada penelitian lain yang menggunakan *CNN* di luar konteks tulisan tangan huruf hijaiyah, *CNN* juga dapat digunakan dalam deteksi objek, seperti pada penelitian untuk mengklasifikasikan produk sunscreen berdasarkan jenis kulit. Penelitian ini menunjukkan bahwa *CNN* dapat digunakan untuk mengidentifikasi produk sesuai sampel yang dimasukkan ke dalam sistem.

Convolutional Neural Network juga diterapkan untuk mendeteksi tulisan tangan angka Romawi dengan augmentasi data. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa *CNN* mampu mengenali pola dengan akurasi 96% dan *loss* sebesar 0,1162. Ini menunjukkan efisiensi *CNN* dalam mendeteksi objek dengan pola yang spesifik.

Penelitian mengenai pengenalan huruf Kazakh dalam mengenali objek gambar dari tulisan tangan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) yang digunakan untuk klasifikasi, dan mengkombinasikan klasifikasi model pembelajaran menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network*. Penelitian tersebut dilakukan oleh (Amirgaliyev dkk., 2020) Berdasarkan hasil percobaan tingkat efisiensi *Convolutional Neural Network* mendapatkan nilai jauh lebih tinggi dibandingkan dengan algoritma SVM. Adapun hasil evaluasi kinerja metode pada set pengujian dataset tulisan tangan huruf kazakh dan dataset tulisan tangan huruf rusia, mencapai kinerja dengan Tingkat akurasi yang benar sebesar 85,63%.

Pada penelitian mengenai pengenalan tulisan tangan huruf hijaiyah yang menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* sebagai implementasi huruf hijaiyah dengan augmentasi data (Pradika, dkk, 2020). Penelitian tersebut adalah sebagai acuan, namun yang membedakan penelitian ini dengan penelitian yang sebelumnya adalah pada penelitian ini dikhususkan untuk mengenali tulisan tangan huruf hijaiyah pada anak. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan koreksi otomatis terhadap penulisan tangan huruf hijaiyah oleh seseorang yang sedang belajar menulis huruf hijaiyah secara mandiri. Untuk itu dalam implementasi algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* pada pembuatan program pengklasifikasian huruf hijaiyah menggunakan. *CNN* dapat efektif dalam mengolah data citra.

Secara keseluruhan, penelitian-penelitian di atas menunjukkan bahwa metode *CNN* sangat efektif dalam berbagai aplikasi pengenalan pola dan klasifikasi citra. Akurasi yang dicapai bervariasi tergantung pada kualitas dataset, teknik

augmentasi, dan kompleksitas tugas. Penelitian-penelitian tersebut memperlihatkan bahwa integrasi *CNN* dengan aplikasi berbasis pendidikan, agama, dapat memberikan manfaat. Dengan kemampuannya untuk mengolah data yang kompleks, *CNN* menjadi salah satu algoritma unggulan dalam teknologi pembelajaran mendalam. Untuk penelitian lanjutan mencakup pengembangan dataset yang lebih besar dan beragam, integrasi dengan teknologi lain seperti *Augmented Reality*, serta implementasi pada perangkat *mobile* untuk meningkatkan *aksesibilitas* dan kemudahan penggunaan. Potensi metode *CNN* dalam pengenalan pola masih sangat luas dan dapat terus ditingkatkan seiring dengan perkembangan teknologi dan kebutuhan pengguna.