

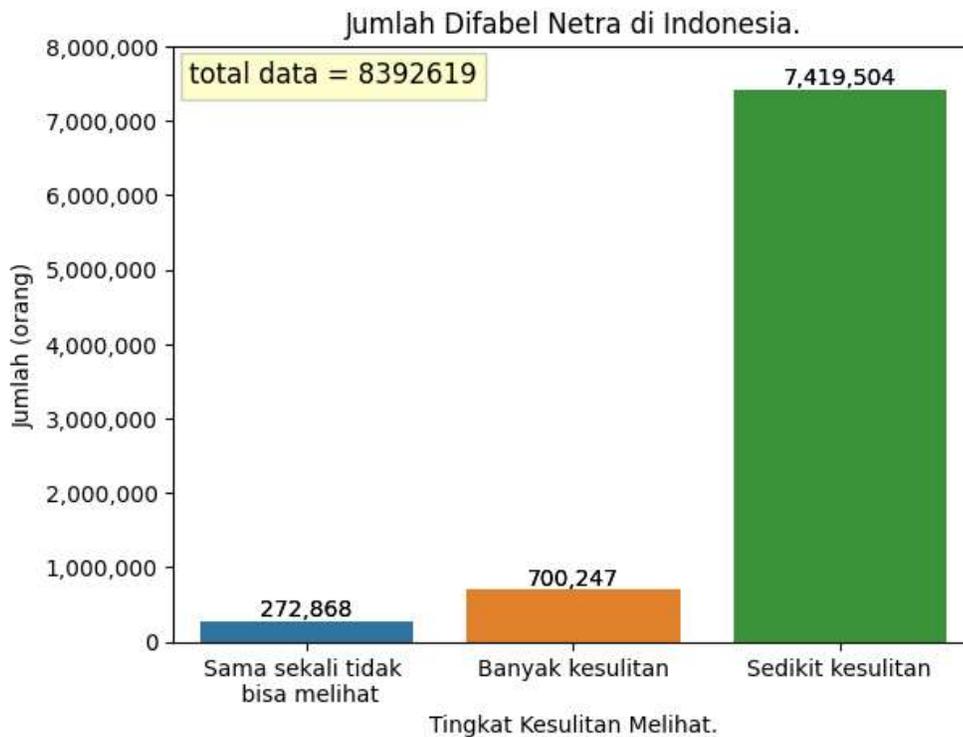
DAFTAR TABEL

Tabel II-1 Penelitian Terdahulu	23
Tabel IV-1 <i>Base Model Summary</i>	41
Tabel V-1 <i>Evaluation Metric</i> pada Setiap Kelas.....	46
Tabel V-2 <i>Base Model Evaluation Metric</i>	47
Tabel V-3 Proses <i>Hyperparameter Tuning</i>	47
Tabel V-4 <i>Tuned Model Summary</i>	48
Tabel V-5 <i>Evaluation Metric</i> pada Setiap Kelas.....	51
Tabel V-6 <i>Tuned Model Evaluation Metric</i>	52
Tabel V-7 Waktu Inferensi.....	62
Tabel V-8 Hasil <i>Live-Test</i>	63

BAB I PENDAHULUAN

I.1 Latar Belakang

Penyandang tunanetra adalah individu dengan keterbatasan sensoris penglihatan yang mengakibatkan kesulitan dalam berinteraksi dengan lingkungan mereka, sehingga menghambat kemampuan mereka untuk berpartisipasi dalam aktivitas sehari-hari (Yolanda, 2019). Penyandang tunanetra merupakan salah satu kelompok penyandang disabilitas yang rentan mengalami kesulitan dalam melakukan identifikasi uang rupiah. Menurut data dari Badan Pusat Statistik (BPS) pada tahun 2020, jumlah penyandang tunanetra di Indonesia mencapai 8,329,619 jiwa. Jumlah tersebut merupakan akumulasi dari 3 kategori tingkat kesulitan melihat, yaitu sama sekali tidak bisa melihat, banyak kesulitan, dan sedikit kesulitan. Jumlah disabilitas netra berdasarkan tingkat kesulitan melihat diilustrasikan pada gambar I.1.



Gambar I.1 Jumlah Penyandang Tunanetra di Indonesia Berdasarkan Data BPS (2020)

Uang rupiah adalah alat pembayaran yang sah di Indonesia. Disabilitas netra perlu mengenali uang rupiah untuk berbagai keperluan, seperti bertransaksi, menyimpan, atau menghitung uang. Disabilitas netra sering kali mengalami kesulitan untuk mengidentifikasi nominal uang. Selama ini disabilitas netra mengenali sejumlah nominal uang dengan membuat lipatan atau menyusun uangnya dengan bantuan orang lain (Andika & Kustija, 2018). Namun hal ini menjadi tantangan bagi disabilitas netra karena sulit untuk mengidentifikasi gambar dan tulisan yang tertera pada uang kertas rupiah secara mandiri. Menurut (Pujianto dkk., 2020), tantangan yang dihadapi oleh disabilitas netra dalam mengenali uang rupiah adalah:

1. Keterbatasan penglihatan. Disabilitas netra tidak dapat melihat gambar dan tulisan yang tertera pada uang kertas rupiah, sehingga disabilitas netra sulit untuk membedakan antara satu pecahan dengan pecahan lainnya. Hal ini dapat menyebabkan disabilitas netra salah, tertukar, dan tertipu saat mengenali pecahan uang dan bertransaksi.
2. Kompleksitas desain uang kertas rupiah. Uang kertas rupiah memiliki desain yang kompleks, dengan berbagai gambar dan tulisan yang tertera pada permukaannya. Hal ini dapat menyulitkan disabilitas netra untuk mengenali uang kertas rupiah secara keseluruhan. Disabilitas netra perlu mempelajari setiap detail dari uang kertas rupiah untuk dapat mengenalinya dengan benar.
3. Oknum yang tidak bertanggung jawab. Kurangnya kejujuran antara penjual maupun pembeli menyebabkan disabilitas netra sering kali tertipu ketika melakukan transaksi. Hal ini menyebabkan kerugian sepihak kepada disabilitas netra.

Penelitian terdahulu telah memberikan dasar yang kuat untuk membantu disabilitas netra dalam mengenali uang rupiah. Berbagai penelitian terkait pengenalan mata uang telah berhasil menerapkan teknologi pengenalan gambar dan jaringan saraf tiruan, seperti *Convolutional Neural Network* (CNN), untuk mengatasi masalah ini. Misalnya, penelitian oleh (Octavian Ery Pamungkas dkk., 2022) berhasil mengembangkan model serupa yang hanya dapat mengklasifikasikan 3 jenis nominal uang rupiah dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Penelitian yang juga dilakukan (Febrian Aziz dkk., 2021) juga telah berhasil menerapkan sistem yang dapat mengenali uang rupiah berdasarkan citra warna berbasis *microcontroller*. Penelitian ini menghasilkan tingkat akurasi yang baik, namun performa dan akurasi sangat bergantung pada kondisi fisik uang rupiah. Jika warna pada uang rupiah sudah memudar, maka sensor tidak dapat melakukan identifikasi nominal uang atau diidentifikasi sebagai uang palsu.

Penelitian yang dilakukan oleh (Muhammad Nur Hidayat & Zakiyah, 2023) juga menjelaskan mengenai perancangan pengidentifikasi nominal uang rupiah dengan CNN berbasis android. Sistem ini menghasilkan nilai akurasi yang cukup baik, yaitu sebesar 83%, namun untuk melakukan satu kali identifikasi uang rupiah memerlukan waktu 20 detik.

Penelitian mengenai sistem deteksi nominal mata uang juga dilakukan oleh (Arifin dkk., 2022). Penelitian ini menggunakan algoritma *Haar Cascades Classifier* yang merupakan salah satu algoritma untuk mendeteksi wajah secara *real-time*. Pada penelitian ini, algoritma *Haar Cascades Classifier* digunakan untuk mendeteksi wajah pahlawan yang terdapat pada uang kertas. Metode ini memiliki kekurangan apabila gambar wajah pahlawan pada uang rupiah sudah tidak jelas, terlipat, atau dipindai dari sisi yang berlawanan.

Meskipun penelitian-penelitian tersebut memberikan landasan yang kuat, penelitian terkini mengenai klasifikasi uang rupiah untuk tunanetra masih memerlukan pengembangan lebih lanjut. Hal ini karena uang rupiah memiliki karakteristik yang khas, seperti variasi warna dan ukuran, serta perubahan desain seiring berjalannya waktu. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi uang rupiah yang lebih akurat, lengkap, dan cepat.

Penelitian ini menonjolkan beberapa keunggulan signifikan dibandingkan dengan penelitian sebelumnya. Dalam penelitian sebelumnya, penerapan *hyperparameter tuning* masih terbatas, sedangkan pada penelitian ini, fokus diberikan pada eksplorasi berbagai skenario dalam *hyperparameter tuning* untuk mencapai tingkat akurasi yang optimal, penelitian ini bertujuan untuk memberikan solusi yang lebih akurat, responsif dan efisien bagi disabilitas netra.

Selain itu, penelitian ini mengintegrasikan perangkat *android* untuk membuat sebuah prototipe yang dapat digunakan secara praktis. Pemanfaatan perangkat ini akan memberikan solusi yang praktis untuk membantu penyandang tuna netra dalam bertransaksi. Keunggulan lainnya adalah kemampuan prototipe dalam mengidentifikasi uang yang tidak layak, seperti lusuh, terlipat, atau remuk. Hal ini menjadi poin kritis, karena penelitian sebelumnya belum secara khusus memperhatikan identifikasi uang yang mungkin mengalami kerusakan atau deformasi.

Kemampuan untuk mengenali uang rupiah secara mandiri akan meningkatkan kemandirian dan kualitas hidup penyandang tuna netra. Penyandang tuna netra dapat melakukan berbagai aktivitas yang melibatkan uang rupiah secara mandiri, tanpa perlu bantuan orang lain. Hal ini akan meningkatkan rasa percaya diri dan harga diri mereka. Pengembangan sistem untuk membantu penyandang tuna netra dalam mengidentifikasi uang rupiah merupakan salah satu upaya untuk meningkatkan kualitas hidup penyandang tuna netra.

Terdorong oleh kebutuhan akan kemampuan pengenalan objek yang handal dan cepat, penelitian ini mengusulkan pengembangan model klasifikasi uang rupiah berbasis CNN yang dapat digunakan secara praktis pada perangkat android dengan fokus pada akurasi tinggi dan waktu pemrosesan yang cepat. Algoritma CNN mampu untuk mengenali gambar melalui pola dan bentuk. Algoritma CNN juga memungkinkan untuk melakukan pemrosesan gambar yang tepat dan minim *delay*.

I.2 Perumusan Masalah

Dari permasalahan yang telah dibahas pada latar belakang, dapat dirumuskan beberapa pertanyaan yang akan menjadi dasar penelitian ini. Rumusan pertanyaan tersebut adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana performa model klasifikasi uang rupiah pada cahaya yang gelap dan kondisi uang yang terlipat?
2. Apa saja *hyperparameter* yang berpengaruh dalam performa model?
3. Bagaimana performa model setelah dipasang pada perangkat Android?

I.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini dibuat untuk menjawab rumusan masalah yang telah ditetapkan sebelumnya. Tujuan ini akan menjadi fokus utama penelitian ini. Tujuan penelitian yang dimaksud adalah sebagai berikut.

1. Membuat model klasifikasi untuk dapat mengidentifikasi uang rupiah yang tidak ideal.
2. Menemukan dan menyesuaikan *hyperparameter* untuk dapat meningkatkan performa model.
3. Memasang model klasifikasi pada perangkat Android.

I.4 Batasan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa batasan yang diimplementasikan ke dalam perangkat yang dibuat, yaitu sebagai berikut.

1. Uang rupiah yang digunakan adalah uang rupiah berbahan kertas.
2. Nominal uang yang digunakan adalah nominal uang yang diterbitkan oleh Bank Indonesia secara berkelanjutan, yaitu Rp1.000, Rp2.000, Rp5.000, Rp10.000, Rp20.000, Rp50.000, dan Rp100.000 emisi tahun 2016 dan 2022.
3. Data yang digunakan adalah hasil dari *scraping* Google Image, data yang tersedia pada platform open data, dan dokumen pribadi peneliti.

I.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat kepada beberapa pihak, Adapun manfaat tersebut adalah sebagai berikut.

1. Bagi penulis, penelitian ini memberikan ilmu dan kemampuan tambahan dalam mengintegrasikan model *deep learning* dan Android.
2. Bagi disabilitas netra, penelitian ini dapat membantu disabilitas netra dalam mengidentifikasi uang rupiah dan bertransaksi dengan lebih mudah.
3. Bagi keilmuan, penelitian ini dapat membuka peluang untuk pengembangan lebih lanjut di bidang *computer vision* dan pengembangan solusi untuk penyandang tuna netra.

I.6 Sistematika Penulisan

– BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan latar belakang, maksud, dan tujuan penelitian. Bab ini memberikan gambaran umum tentang penelitian kepada pembaca.

– BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini menjelaskan referensi atau landasan teori yang digunakan dalam penelitian. Penjelasan ini diperlukan untuk memahami konsep-konsep yang digunakan dalam penelitian, yang mungkin tidak dapat dipahami secara umum.

– BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan metode penelitian yang digunakan untuk menyelesaikan masalah. Metode penelitian ini dimulai dengan metode penyelesaian masalah hingga sistematika penyelesaian masalah.

– BAB IV ANALISIS DAN PERANCANGAN

Bab ini menjelaskan tahap pengumpulan dataset dan proses labelling data. Dataset yang telah dikumpulkan akan digunakan untuk penelitian.

– BAB V IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Bab ini menguraikan proses penerapan metode pengolahan data yang telah dipaparkan sebelumnya. Bab ini juga membahas hasil pengujian data yang telah diolah.

– BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini menyajikan hasil penerapan solusi yang telah dirancang pada studi kasus. Hasil ini dapat digunakan untuk mengetahui apakah solusi tersebut berhasil atau tidak, serta untuk menguji solusi tersebut pada berbagai kasus yang ada.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

II.1 Tunanetra

Menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI), disabilitas netra berasal dari kata “difabel” yang berarti penyandang cacat, dan “netra” yang berarti mata. Secara Bahasa, disabilitas netra berarti tidak dapat melihat atau buta. Disabilitas netra dapat diklasifikasikan dalam 2 kondisi, yaitu buta total (*blind*) dan kurang awas (*low vision*) (Muthmainnah, 2015).

Pendapat dari ahli menjelaskan klasifikasi disabilitas netra dibedakan berdasarkan kemampuan melihatnya. disabilitas netra dengan kemampuan melihat 20/200 dikategorikan sebagai tunanetra kurang awas (*low vision*). Penglihatan normal manusia memiliki jarak pandang 200 kaki, sedangkan disabilitas netra kurang awas memiliki jarak pandang hanya 20 kaki. Sedangkan disabilitas netra total (*blind*) tidak dapat melihat sama sekali dan/atau hanya dapat membedakan gelap dan terang. (Suharsiwi, 2017).

Menurut (Kholidah, 2017), faktor penyebab disabilitas netra dapat diklasifikasikan sebagai berikut.

1. *Prenatal* atau sebelum kelahiran, yaitu individu yang mengalami gangguan penglihatan sejak di dalam kandungan. Disabilitas netra prenatal dapat disebabkan oleh gen, kekurangan gizi, keracunan obat, dan kondisi psikis ibu
2. *Neonatal* atau saat kelahiran, yaitu individu yang mengalami gangguan penglihatan ketika dilahirkan. Umumnya, disabilitas netra neonatal disebabkan lahir sebelum waktunya (prematuur), lahir dengan bantuan alat, dan juga posisi bayi tidak normal.
3. *Postnatal* atau setelah kelahiran, yaitu individu yang mengalami gangguan penglihatan setelah dilahirkan. Disabilitas netra postnatal dapat disebabkan oleh kecelakaan atau infeksi bakteri.

II.2 *Web Scraping*

Web Scraping adalah proses pengambilan dokumen atau data dari internet. *Web scraping* biasanya dilakukan pada halaman web yang menggunakan bahasa *markup HTML*. Data dan dokumen yang diambil digunakan untuk berbagai kepentingan, seperti penambangan data, analisis data, ataupun permodelan. Proses *web scraping* dan *data mining* adalah hal yang berbeda. Proses *web scraping* tidak menghasilkan *insight* karena data yang tersedia bersifat mentah (Josi dkk., 2014).

Data di internet umumnya bersifat tidak terstruktur atau semi terstruktur. Metode *web scraping* memungkinkan peneliti untuk mengekstrak dan mengumpulkan data tidak terstruktur pada halaman web. Pada dasarnya, proses *web scraping* meniru cara *web browser* mengakses halaman web dan menyimpannya ke dalam *hard drive*. Proses *web scraping* berlangsung secara otomatis dengan parameter yang telah ditentukan. (Boeing & Waddell, 2017).

Menurut (Djiwadikusumah dkk., 2021), tahapan proses *web scraping* adalah sebagai berikut.

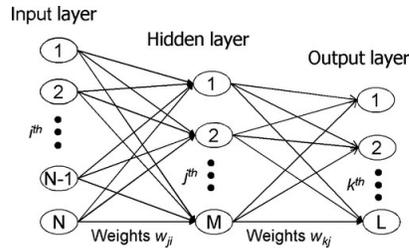
1. *Request url* halaman web yang akan dijadikan target.
2. Menunggu *server* target memproses *request*.
3. Pengambilan data dan informasi dari hasil *request*.
4. Ekstraksi data tidak terstruktur menjadi data terstruktur.

II.3 *Neural Network*

Neural network adalah model matematika yang terinspirasi oleh otak dan menggunakan algoritma pembelajaran untuk menyimpan informasi. Mirip dengan otak, *neural network* dibangun dari banyak neuron dengan banyak koneksi di antar neuron. Contoh penerapan *neural network* yang berhasil adalah klasifikasi angka tulisan tangan, *voice recognition*, dan prediksi harga saham. Selain itu, *neural network* semakin banyak digunakan dalam aplikasi medis. (Bishop, 2010)

Struktur dan pengoperasian *neural network* dapat digambarkan sebagai berikut: Pertama, model abstrak *neural network* terdiri dari neuron, disebut juga *unit* atau *node*. *unit* atau *node* tersebut dapat mengambil informasi dari luar atau dari dalam neuron lain dan meneruskannya ke neuron lain atau mengeluarkannya sebagai hasil

akhir. Pada dasarnya, struktur *neural network* dapat dibedakan antara *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. *input layer* menerima informasi berupa pola atau sinyal dari dunia luar. *Hidden layer* terletak di antara *input layer* dan *output layer*, dan memetakan pola informasi internal. Sebagai hasilnya, *output layer* menyampaikan informasi output dari model seperti yang diilustrasikan (Mijwil dkk., 2019).



Gambar II.1 Skema *Neural Network*

Sumber : https://www.researchgate.net/figure/Neural-network-scheme_fig2_320650617

Bobot positif dan negatif memberikan pengaruh yang mendorong atau menghambat. Jika bobotnya nol, satu neuron tidak memberikan pengaruh terhadap koneksi pada neuron lainnya. Informasi dari *neural network* akan disimpan dalam koneksi dan bobotnya. Jumlah neuron dan *neural layer* serta konektivitas neuron dari lapisan yang berbeda menentukan kompleksitas (kedalaman) *neural network* dan kemampuannya dalam memecahkan masalah. Selama pelatihan *neural network*, bobot pada koneksi selalu berubah, bergantung pada aturan pembelajaran yang diterapkan dan hasil yang diperoleh. Jumlah neuron dalam jaringan syaraf tiruan secara teoritis tidak terbatas. Namun, semakin banyak jumlah neuron dan lapisan serta koneksi yang ada, daya komputasi yang diperlukan untuk pelatihan dan pengoperasian meningkat (Mijwil dkk., 2019).

II.4 *Deep Learning*

Deep Learning adalah pendekatan *machine learning* yang menggunakan *Artificial Neural Network* yang terdiri dari berbagai lapisan (*multi-layer*). Struktur *Artificial Neural Network* ini dirancang menyerupai struktur otak manusia, di mana neuron-

neuron saling terhubung membentuk jaringan saraf yang sangat kompleks (Adi Nugroho dkk., 2020). Algoritma-algoritma *deep learning* adalah sebagai berikut.

1. *Convolutional Neural Network* (CNN)
2. *Restricted Boltzmann Machine* (RBM)
3. *Deep Belief Networks* (DBN)
4. *Stacked Autoencoder*

Penelitian lain yang dilakukan oleh (Asha RB & Suresh Kumar KR, 2021) menjelaskan bahwa *deep learning* merupakan bagian dari bidang *artificial intelligence* dan *machine learning* yang merupakan perkembangan dari CNN untuk meningkatkan akurasi dalam berbagai model seperti *object detection*, *voice recognition*, terjemahan bahasa, dan sebagainya. *Deep Learning* berbeda dari metode *machine learning* konvensional karena kemampuan dalam merepresentasikan data, seperti gambar, video, dan teks, tanpa memerlukan penerapan aturan kode atau pengetahuan domain manusia.

Penelitian yang dilakukan oleh (Raup dkk., 2022) menyatakan bahwa sebuah model *deep learning* dirancang agar dapat terus menganalisis data dengan struktur logika yang menyerupai cara manusia mengambil keputusan. Jenis-jenis *deep learning* adalah sebagai berikut.

1. *Unsupervised learning*. Metode *deep learning* ini digunakan untuk mencari pola dan korelasi antar nilai. Pada *unsupervised learning*, variabel target tidak memiliki label.
2. *Hybrid deep networks*. Pendekatan ini bertujuan mencapai hasil yang optimal dengan memanfaatkan metode *supervised learning* atau *unsupervised learning* untuk melakukan analisis pola.

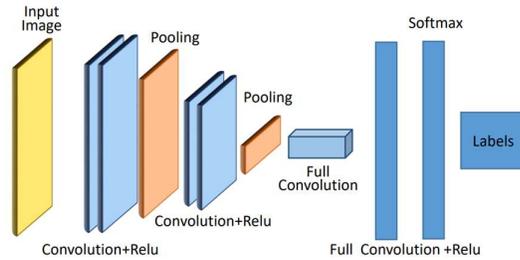
Deep learning memanfaatkan kemampuan perangkat keras komputer, seperti CPU (*Central Processing Unit*), RAM (*Random Access Memory*), dan GPU (*Graphics Processing Unit*), dalam menjalankan proses komputasinya. Integrasi perangkat keras yang kuat ini memungkinkan metode *deep learning* untuk mengeksekusi tugas komputasi yang besar dan kompleks dengan tingkat kecepatan yang signifikan. Dengan demikian, proses pelatihan model dan analisis data dapat

dilakukan secara efisien, mempercepat kemampuan *deep learning* dalam menangani kompleksitas informasi. (Ilahiyah & Nilogiri, 2018).

II.5 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN/ConvNet) adalah sebuah algoritma dalam ranah *deep learning* yang merupakan pengembangan dari *Multilayer Perceptron* (MLP). Algoritma ini dirancang untuk dapat memproses data yang memiliki struktur dua dimensi, seperti gambar atau suara. Penggunaan CNN terutama bersifat spesifik untuk keperluan mengklasifikasikan data yang sudah terlabel, CNN beroperasi dengan memanfaatkan dataset pelatihan yang telah dilabeli, yang terdiri dari data dan variabel target. Prinsip dasar dari metode ini adalah melatih model untuk mengenali pola dan fitur yang ada dalam data yang sudah diberi label, sehingga ketika dihadapkan dengan data baru, model dapat mengelompokkannya dengan akurasi berdasarkan pembelajaran yang telah terjadi sebelumnya. Dengan demikian, tujuan utama dari *supervised learning* melalui CNN adalah mengategorikan data baru ke dalam kelompok yang telah terdefinisi sebelumnya melalui proses pembelajaran (Ilahiyah & Nilogiri, 2018).

Struktur CNN terdiri dari *input*, *feature extraction*, *classification*, dan *output*. Proses *feature extraction* pada CNN terdiri dari beberapa bagian seperti *convolutional layer*, *pooling layer*, *activation function*, dan *flatten layer*. Pada tahap klasifikasi, digunakan lapisan yang terdiri dari *fully-connected layer* dan menggunakan *activation function*. CNN juga beroperasi secara terstruktur, di mana *output* dari satu lapisan digunakan sebagai *input* untuk lapisan berikutnya. *Output* akhir dari CNN adalah hasil klasifikasi dari *input* yang telah dimasukkan sebelumnya (Dandi Darajat dkk., 2021). Struktur dari *convolutional neural network* diilustrasikan pada gambar II.2.



Gambar II.2 Struktur Convolutional Neural Network.

Sumber (Afridi dkk., 2020).

II.5.1 Convolutional Layer

Convolutional Layer adalah bagian penting dari keseluruhan struktur CNN. CNN mencakup sekumpulan *filter* atau *kernel* yang diterapkan pada data sebelum digunakan. Lebar, tinggi, dan berat setiap *kernel* digunakan untuk mengekstrak karakteristik dari data *input*. Bobot dalam *kernel* mula-mula ditetapkan secara acak, tetapi seiring waktu, bobot tersebut disesuaikan berdasarkan informasi dari data pelatihan. *Neural network* konvensional mengolah data dalam format vektor, sedangkan CNN mengambil gambar *multi-channeled* (Taye, 2023).

II.5.2 Activation function

Activation function merujuk pada karakteristik di mana *neuron* yang diaktifkan dapat dipetakan dan dihubungkan dengan fungsi *non-linier*. Fungsi ini berguna untuk menangani permasalahan *non-linier* dan meningkatkan kapabilitas ekspresif pada model *neural network*, sehingga dapat memberikan interpretasi terhadap data dan dapat memahami pola-pola kompleks dalam data (Wang dkk., 2020).

Menurut (Alzubaidi dkk., 2021), jenis jenis activation function pada *convolutional neural network* adalah sebagai berikut :

1. Sigmoid: *Input* fungsi aktivasi ini adalah bilangan real, sedangkan keluarannya dibatasi antara nol dan satu.

$$f(x)_{sigm} = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

(1)