

Pengenalan Telapak Tangan Menggunakan Convolutionall Neural Network (CNN)

Nilia Hardi¹, Jenie Sundari²

¹ Universitas Bina Sarana Informatika
Kota Jakarta Pusat, Daerah Khusus Ibukota Jakarta
Email: Nilia.nad@bsi.ac.id

² Universitas Nusa Mandiri
Jl. Jatiwaringin No. 2, Cipinang Melayu, Jakarta Timur, Indonesia
jenie.jni@nusamandiri.ac.id

Abstrak - Berbeda dengan atribut perilaku biometrik yang lainnya, telapak tangan (*Palmprint*) merupakan atribut yang cukup baru dalam biometrics. Pada mode sekarang, personal recognition system atau bahasa lainnya yaitu sistem pengenalan diri secara semakin hari semakin hari semakin menarik banyak peminat, sehingga kebutuhannyapun ikut meningkat khususnya dalam penerapan di sektor keamanan. Sistem pengenalan guna dijadikan sistem keamanan sudah banyak dikembangkan dengan menggunakan berbagai jenis atribut biometrik salah satunya dengan menggunakan pengenalan telapak tangan (*Palmprint*). Penelitian yang dilakukan memiliki tujuan guna melakukan Penganalan *Palmprint* menggunakan *Convolutionall Neural Network* (CNN). CNN yang diterapkan pada penelitian ini yaitu metode Alexnet. Pada metode Alexnet diterapkan 3 tahapan yaitu tahap pertama diawali dengan pengumpulan dataset yang kemudian dilakukan proses Pre-processing sehingga citra yang dihasilkan ukurannya menjadi 64x64px. Tahap selanjutnya adalah Ekstraksi Fitur dengan 3 layer yaitu *Convolutionall Layer*, *Pooling Layer*, *Fully Connected Layer*. Pada implementasi implementasi *Convolutionall Neural Network* menggunakan 10 epoch. Hasil akurasi dari penelitian pengenalan *Palmprint* menggunakan metode *Convolutionall Neural Network* paling tinggi ditemukan pada epoch ke-9 yaitu 0,9701 atau jika diubah kedalam bentuk proporsi yaitu 97,01%.

Kata Kunci: Penganalan, Telapak tangan, CNN, AlexNet

Abstract - Unlike the other biometric behavioral attributes, palm print is a fairly new attribute in biometrics. In the current mode, personal recognition systems or other languages, namely self-recognition systems, are increasingly attracting more and more enthusiasts, so their needs are also increasing, especially in applications in the security sector. Recognition systems to be used as security systems have been developed using various types of biometric attributes, one of which is using palm print recognition. The research conducted has the aim of conducting Palmprint Recognition using a Convolutionall Neural Network (CNN). The CNN applied in this study is the Alexnet method. In the Alexnet method, 3 stages are applied, namely the first stage begins with collecting datasets which are then pre-processed so that the resulting image size becomes 64x64px. The next stage is Feature Extraction with 3 layers namely Convolutionall Layer, Pooling Layer, and Fully Connected Layer. The implementation of the Convolutionall Neural Network uses 10 epochs. The highest accuracy results from the Palmprint recognition study using the Convolutionall Neural Network method were found to be highest in the 9th epoch, namely 0.9701 or if converted into a proportion form, namely 97.01%.

Keywords: Recognition, Palmprint, CNN, AlexNet

PENDAHULUAN

Biometrik adalah ilmu mengenali individu berdasarkan biologis atau atribut perilaku seperti wajah, sidik jari, iris, gaya berjalan, suara, atau pola mengetik[1]. Berbeda dengan atribut perilaku biometrik yang disebutkan diatas, telapak tangan (*Palmprint*) merupakan atribut yang cukup baru dalam *biometrics*. Telapak tangan (*palmprint*) merupakan salah satu bagian tubuh manusia yang memiliki kemampuan untuk dijadikan sebagai

identifikasi karena memiliki keunikan. Setiap telapak tangan memiliki tekstur yang sangat detail dan unik berdasarkan ciri-ciri utama garis-garis yang membentuk pola tertentu dan juga ciri-ciri kerutan di dalamnya, bahkan perbedaan tersebut dapat ditemukan antara telapak tangan kanan dan kiri.[2]. Pada mode sekarang, personal recognition system atau bahasa lainnya yaitu sistem pengenalan diri secara semakin hari semakin hari semakin menarik banyak peminat, sehingga kebutuhannyapun ikut meningkat khususnya dalam penerapan di sektor



keamanan. Sistem pengenalan guna dijadikan sistem keamanan sudah banyak dikembangkan dengan menggunakan berbagai jenis atribut *biometrics* salah satunya dengan menggunakan pengenalan telapak tangan (*Palmprint*). Sistem pengenalan telapak tangan (*Plamprint*) digunakan sebagai salah satu jenis biometrik untuk mengidentifikasi individu pada saat autentikasi atau penggunaan kata sandi yang diperlukan untuk mendapatkan hak akses [3].

Ada beberapa penelitian mengenai Pengenalan telapak tangan (*Palmprint*) ini diantaranya dilakukan oleh Purnamasari & Sutojo pada tahun 2017. Dalam penelitian ini, digunakan metode K-Nearest Neighbors (K-NN) serta ekstraksi fitur Gray level coocurrence matrix (GLCM) untuk mengatasi masalah tersebut. Penelitian ini dimulai dengan mengambil sampel garis telapak tangan dan melakukan preprocessing dengan mengonversi citra RGB ke citra grayscale. Fitur-fitur kemudian diekstraksi menggunakan GLCM, dan citra-citra tersebut diklasifikasikan menggunakan metode K-Nearest Neighbors (KNN) untuk membedakan citra latih dan citra uji. Akurasi hasil klasifikasi dihitung dan dibandingkan dengan mengubah arah sudut pada GLCM dan jumlah K pada K-Nearest Neighbour (K-NN) Classifier. Penelitian ini menggunakan 103 sampel citra, di mana 78 citra digunakan sebagai citra latih dan 26 citra sebagai citra uji, dengan setiap responden mewakili 4 sampel telapak tangan. Dalam penelitian ini, akurasi yang dicapai mencapai 92,3%. [4].

Penelitian berikutnya dilakukan dengan menerapkan metode Gray Level Coocurrence Matrix (GLCM) untuk mengekstraksi ciri pada telapak tangan, dengan tujuan untuk mengidentifikasi citra dengan membandingkan ukuran region dan jarak tetangga. Penelitian ini menggunakan 208 citra telapak tangan, di mana 130 citra digunakan sebagai data latih dan 78 citra digunakan sebagai data uji. Citra telapak tangan diolah dengan tahap pre-processing untuk mengubah warna menjadi grayscale, lalu dibagi menjadi beberapa ukuran region. Dari setiap ukuran region, dilakukan ekstraksi ciri menggunakan Gray Level Coocurrence Matrix (GLCM) dengan jarak tetangga yang ditentukan. Penelitian ini berhasil mencapai akurasi tertinggi sebesar 87,17%. [5].

Ada penelitian lain yang mengolah citra telapak tangan manusia menggunakan metode histogram equalization dan homomorphic filtering. Sebuah penelitian telah merancang dan membangun sistem untuk memproses citra menggunakan kedua metode tersebut dan membandingkan kinerja keduanya dengan menggunakan parameter Mean Square Error (MSE) dan Peak Signal to Noise Ratio (PSNR). Penelitian ini mengekstraksi nilai MSE dan PSNR dari tiga channel (merah, hijau, dan biru) dan menggunakan 30 citra yang diambil dengan smartphone sebagai sampel uji. Hasilnya menunjukkan bahwa pengujian dengan HF - HE

lebih baik daripada dengan HE - HF dalam pengolahan citra telapak tangan manusia. [6].

Adapula Sebuah penelitian telah dilakukan mengenai Pengenalan Telapak Tangan sebagai sistem biometrik untuk autentikasi atau penggunaan password untuk memberikan hak akses kepada individu. Telapak tangan memiliki karakteristik unik dan stabil, serta tidak mengganggu kenyamanan individu saat pengambilan citra. Namun, masih ada kendala dalam pengenalan pola telapak tangan, terutama ketika gambar garis telapak tangan dalam kondisi buruk dan sulit dikenali saat diambil menggunakan kamera biasa. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan metode ekstraksi fitur morfologi dan pengenalan pola garis telapak tangan dengan metode Fuzzy K-Nearest Neighbor (FKNN) untuk mencapai pengenalan pola telapak tangan yang baik. Berdasarkan hasil percobaan, penggunaan metode Fuzzy K-Nearest Neighbor (FKNN) dalam pengenalan pola garis telapak tangan memiliki nilai akurasi tertinggi sebesar 93% dan nilai akurasi rata-rata sebesar 82,6%. [3]

Ada penelitian lain yang membahas identifikasi citra garis telapak tangan menggunakan teknologi biometrik dengan metode linear discriminant analysis dan probabilitas naïve Bayesian. Penelitian ini menggunakan telapak tangan sebagai objek penelitian karena memiliki karakteristik yang unik, sulit dipalsukan, dan stabil. Dalam penelitian ini, dibangun sebuah aplikasi identifikasi citra garis telapak tangan berbasis tekstur dengan metode linear discriminant analysis untuk ekstraksi ciri dan metode naïve bayesian untuk menghitung peluang kemiripan citra uji dengan citra latih. Citra yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra telapak tangan manusia dari CASIA Palmprint Image Database serta yang diambil langsung dari orang sekitar. Aplikasi ini dibangun dengan bahasa pemrograman Matlab R2016a dan dirancang dengan Unified Model Language (UML), dengan metode pengembangan sistem yang digunakan adalah prototyping. Hasil penelitian menunjukkan nilai akurasi sebesar 95% untuk pengujian citra uji terhadap citra latih, 93.4% untuk citra uji dengan noise salt and pepper 0.005, dan 93.4% untuk pengujian citra uji dengan Gaussian filter 2.5. [7].

Dari penjelasan sebelumnya, penulis melakukan pembaruan dengan memanfaatkan Convolutional Neural Network (CNN) untuk pengenalan telapak tangan (*Palmprint*) dan berhasil mencapai akurasi sebesar 97.01%.

METODE PENELITIAN

Dalam rangka mendeteksi garis-garis pada telapak tangan seseorang, penelitian ini mengusulkan penggunaan Convolutional Neural Network (CNN) untuk sistem pengenalan telapak tangan (*Palmprint*). Metode yang diusulkan dalam penelitian ini

diilustrasikan pada gambar di bawah ini:



Gambar 1. Metode yang diusulkan

2.1 Dataset

Untuk penelitian ini, digunakan dataset Birjand University Mobile Palmprint Database (BMPD) yang diambil dari Kaggle. Dataset ini berisi 1640 citra telapak tangan dari 41 perempuan Iran yang diambil pada dua sesi dengan selang waktu dua minggu dan mencakup gambar dari tangan kiri dan kanan.



Gambar 2. Contoh Citra yang digunakan

Pada sesi pertama dari pengambilan citra, partisipan diminta untuk meletakkan telapak tangan mereka di atas latar belakang hitam dan enam citra diambil dari setiap tangan dengan jarak 20 cm dan diambil dalam lingkungan yang bebas. Meskipun orientasi tangan tidak diatur selama pengambilan citra, variasi pose tangan dalam citra tidak terlalu banyak. Pada sesi kedua, 16 citra diambil dari setiap tangan partisipan, seperti pada sesi pertama, tetapi tangan partisipan memiliki rotasi yang lebih banyak dibandingkan dengan sesi pertama. Perlu dicatat bahwa setelah setiap pengambilan gambar, partisipan diminta untuk membuka dan menutup tangan mereka untuk meningkatkan variabilitas intraclass antara citra Palmprint.

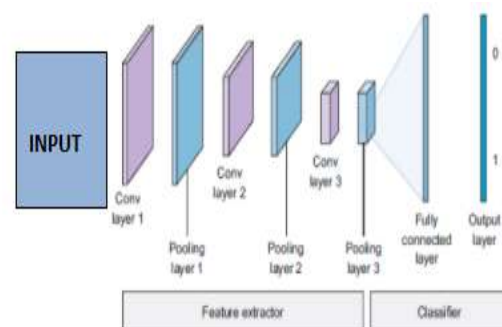
2.2 Pre-Processing

Pre-processing ini biasanya dilakukan sebelum melakukan klasifikasi pada citra masukan. *Pre-processing* yang dilakukan pada penelitian ini bertujuan untuk mempermudah dalam hal komputasi.

Pada tahapan ini dilakukan *resize* citra menjadi seragam dengan ukuran 64x64px.

2.3 Classification Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan pengembangan dari Multilayer Perceptron (MLP) yang dirancang khusus untuk memproses data dua dimensi, terutama pada data citra. Berbeda dengan MLP, CNN memiliki kedalaman jaringan yang lebih besar dan digolongkan sebagai jenis Deep Neural Network. CNN banyak diaplikasikan pada data citra karena mampu menyimpan informasi spasial dari data citra, sehingga mampu menghasilkan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan MLP. MLP kurang cocok untuk digunakan pada kasus klasifikasi citra karena menganggap setiap piksel sebagai fitur independen tanpa memperhatikan informasi spasial pada data citra[8]. Dalam penelitian ini, arsitektur CNN yang digunakan adalah Alexnet. Secara umum, cara kerja Alexnet dibagi menjadi dua kelompok layer, yaitu layer ekstraksi fitur yang terdiri dari layer konvolusi dan pooling layer klasifikasi yang terdiri dari Lapisan Convolutional, Lapisan Pooling, Lapisan Fully Connected[8]. Convolutional layer, atau lapisan konvolusi, adalah lapisan pada Convolutional Neural Network (CNN) yang melakukan operasi konvolusi pada output layer sebelumnya. Lapisan ini adalah blok utama pada CNN yang terdiri dari filter-filter yang dipelajari secara acak untuk melakukan operasi konvolusi. Tujuan dari operasi konvolusi adalah untuk mengekstraksi fitur dan mempelajari representasi fitur dari lapisan input.[9] Pooling layer, atau lapisan pooling, adalah proses untuk mengurangi ukuran data citra dengan tujuan meningkatkan invariansi posisi dari fitur yang terdapat pada citra. Lapisan ini menggunakan operasi max pooling untuk membagi output dari lapisan konvolusi menjadi beberapa grid kecil dan memilih nilai maksimum dari setiap grid untuk menyusun matriks citra yang lebih kecil. Dengan menggunakan proses ini, fitur-fitur yang dihasilkan akan tetap sama meskipun objek pada citra mengalami translasi atau pergeseran posisi.[10]. Fully Connected Layer, atau lapisan Fully Connected, adalah lapisan yang umumnya digunakan dalam Multi-Layer Perceptron (MLP) dan berfungsi untuk melakukan transformasi dimensi data sehingga data dapat diklasifikasikan secara linier.[11]. Arsitektur *Alexnet* yang diusulkan pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar di bawah ini:



Gambar 3. Arsitektur Alexnet yang digunakan

Langkah – langkah yang diterapkan pada pengimplementasian metode ini meliputi:

- a) Dalam tahap pertama dari implementasi metode ini, dilakukan perubahan ukuran citra. Ukuran citra yang diperlukan harus memiliki dimensi 64x64 piksel dan menggunakan batch size sebesar 32 dengan menggunakan optimizer Rmsprop. RMSprop adalah suatu metode tingkat pembelajaran adaptif yang didesain untuk melatih Jaringan Syaraf Tiruan dengan tingkat pembelajaran yang berbeda. Metode ini didasarkan pada konsep penurunan gradien dan Resilient Back Propagation (RProp), dan termasuk ke dalam kelompok metode tingkat pembelajaran adaptif yang semakin populer belakangan ini karena merupakan pengembangan dari beberapa pendekatan sebelumnya[12]. Batch size adalah hyperparameter yang mengatur jumlah sampel yang diproses pada setiap iterasi training. Berdasarkan hasil penelitian, semakin besar batch size, semakin banyak fitur yang akan dipelajari oleh sistem, sehingga dapat meningkatkan akurasi pengenalan.[13].
- b) Saat menjalankan proses training dan validasi digunakan 10 epoch. Proses training dan validasi ini merupakan bagian dari implementasi metode yang sedang dijalankan. Sedangkan Epoch merupakan satu putaran penuh ketika seluruh dataset yang digunakan sebagai input pada sistem telah dilewati melalui seluruh lapisan neural network secara forward propagation dan back propagation [14]
- c) Pada proses testing, dihasilkan akurasi akhir.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengenalan telapak tangan (*Palmprint*) pada penelitian ini mengusulkan *Convolutionall Neural Network* (CNN) sebagai metode yang digunakan untuk pengenalan telapak tangan (*Palmprint*) tersebut. Arsitektur CNN yang diterapkan yaitu Alexnet dengan menggunakan model seperti yang dapat dilihat pada Gambar 4 .

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 64, 64, 16)	208
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 32, 32, 16)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 32, 32, 32)	2080
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 16, 16, 32)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 16, 16, 64)	8256
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 8, 8, 64)	0
dropout (Dropout)	(None, 8, 8, 64)	0
flatten (Flatten)	(None, 4096)	0
dense (Dense)	(None, 500)	2048500
dropout_1 (Dropout)	(None, 500)	0
dense_1 (Dense)	(None, 41)	20541
Total params: 2,079,585		
Trainable params: 2,079,585		
Non-trainable params: 0		

Gambar 4. Struktur Model Usulan

Gambar 4 menunjukkan struktur model yang diusulkan yang terdiri dari enam layer, dengan citra input berukuran 64x64 piksel.

Citra berukuran 64x64 piksel diperoleh melalui pre-processing dataset dengan mengubah ukuran citra menjadi seragam untuk memudahkan komputasi dan memudahkan pada tahap pengenalan.

Selanjutnya, setelah mendapatkan citra dengan ukuran seragam, tahap pengenalan dilakukan dengan menggunakan parameter yang tercantum pada Tabel 1.

Tabel 1. Parameter Pengenalan

Jumlah Citra	Ukuran Citra	Epoch	batch_size	Optimizer
1640 Citra	64x64p x	10 Epoch	32	Rmsprop

Dari parameter yang ditetapkan dan model yang digunakan, didapatkan akurasi seperti yang terlihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Akurasi

Epoch	Val_Loss	Loss	Val_Acc	Accuracy
1	1.1942	0.3744	0.7800	0.8935
2	1.2919	0.3108	0.7600	0.9209
3	1.0314	0.2305	0.8200	0.9411
4	1.0629	0.1637	0.7600	0.9508
5	1.4090	0.1555	0.8200	0.9464
6	1.4150	0.1431	0.8600	0.9653
7	1.4151	0.1311	0.8400	0.9669
8	2.3300	0.1804	0.8200	0.9613
9	1.8774	0.1079	0.7400	0.9701
10	1.7299	0.1220	0.8400	0.9693

Dari tabel diatas dapat disimpulkan bahwa Pengenalan telapak tangan (*Palmprint*) dengan menggunakan Arsitektur CNN yaitu Alexnet dengan

parameter yang telah dijelaskan sebelumnya dapat menghasilkan akurasi tertinggi pada epoch ke-9 yaitu 0.9701 atau jika diubah kedalam bentuk persentase yaitu 97.01%. Hasil Pengenalan telapak tangan (*Palmprint*) menggunakan CNN dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5 Hasil Pengenalan

Dapat dilihat dari Gambar 5 ternyata pengenalan telapak tangan (*Palmprint*) menggunakan CNN masih terdapat kesalahan dalam pengenalannya. Kesalahan tersebut terdapat pada telapak tangan milik wanita 3 dikenali sebagai telapak tangan milik wanita 19. Kesalahan juga terdapat pada telapak tangan wanita 15 yang justru dikenali sebagai telapak tangan milik wanita 39. Pada bagian ini dijelaskan hasil-hasil penelitian dan sekaligus diberikan.

KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, dilakukan pengenalan *Palmprint* menggunakan metode Convolutional Neural Network dengan arsitektur model AlexNet. Dataset yang digunakan terdiri dari 1640 citra tangan kiri dan kanan dari 41 perempuan Iran. Tahap pre-processing dilakukan dengan mengubah ukuran citra menjadi 64x64px, kemudian dilanjutkan dengan tahap feature extraction menggunakan tiga lapisan yaitu Lapisan Convolutional, Lapisan Pooling, dan Lapisan Fully Connected sesuai dengan arsitektur yang diusulkan. Pada tahap implementasi Convolutional Neural Network, dilakukan 10 epoch dan hasil akurasi tertinggi diperoleh pada epoch ke-9 dengan nilai 0.9701 atau setara dengan 97.01% dalam bentuk persentase.

REFERENSI

- [1] R. Ajita, D. Reza, and R. Arun, *Selfie Biometrics. Advances and Challenges*. 2019.
- [2] S. Rahman and M. Ulfayani, "Perancangan Aplikasi Identifikasi Biometrika Telapak Tangan Menggunakan Metode Freeman Chain Code," *CESS (Journal Comput. Eng. Syst. Sci.)*, vol. 2, no. 2, pp. 64–73, 2017.
- [3] N. Fajriani, "Pengenalan Pola Garis Telapak Tangan Menggunakan Metode Fuzzy K-Nearest Neighbor," *EduTic - Sci. J. Informatics Educ.*, vol. 4, no. 1, pp. 36–43, 2017, doi: 10.21107/edutic.v4i1.3385.
- [4] I. Purnamasari and T. Sutojo, "PENGENALAN CIRI GARIS TELAPAK TANGAN MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR (GLCM) DAN METODE K-NN Palm Characteristic Recognition Using Feature Extraction (GLCM) and K-NN Method," *J. VOI (Voice Informatics)*, vol. 6, no. 1, pp. 221–229, 2017, [Online]. Available: <https://voi.stmik-tasikmalaya.ac.id/index.php/voi/article/view/63>.
- [5] G. T. Situmorang, A. W. Widodo, and M. A. Rahman, "Penerapan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) untuk ekstraksi ciri pada telapak tangan," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 5, pp. 4710–4716, 2019.
- [6] S. Sazmita, Dyah Tri; Rusdi, Efendi; Boko, "Pengolahan Citra Telapak Tangan Manusia Menggunakan Histogram Equalization Dan Homomorphic Filtering," *Rekursif J. Inform.*, vol. 8, pp. 1–12, 2020, [Online]. Available: <https://ejournal.unib.ac.id/index.php/rekursif/article/view/9904>.
- [7] B. Pradinta, E. Ernawati, and E. P. Purwandari, "Identifikasi Citra Garis Telapak Tangan Menggunakan Metode Linear Discriminant Analysis Dengan Probabilitas Naïve Bayesian," *Pseudocode*, vol. 4, no. 2, pp. 156–167, 2017, doi: 10.33369/pseudocode.4.2.156-167.
- [8] S. Ilahiyah and A. Nilogiri, "Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network," *JUSTINDO (Jurnal Sist. dan Teknol. Inf. Indones.)*, vol. 3, no. 2, pp. 49–56, 2018.
- [9] M. R. Alwanda, R. P. K. Ramadhan, and D. Alamsyah, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur LeNet-5 untuk Pengenalan Doodle," *J. Algoritm.*, vol. 1, no. 1, pp. 45–56, 2020, doi: 10.35957/algoritme.v1i1.434.

- [10] A. S. Riyadi, I. P. Wardhani, D. S. Widayati, and K. Kunci, "Klasifikasi Citra Anjing Dan Kucing Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Cnn)," *Pros. SeNTIK*, vol. 5, no. 1, pp. 307–311, 2021.
- [11] I. B. L. M. Suta, R. S. Hartati, and Y. Divayana, "Diagnosa Tumor Otak Berdasarkan Citra MRI (Magnetic Resonance Imaging)," *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 18, no. 2, 2019, doi: 10.24843/mite.2019.v18i02.p01.
- [12] B. Nugroho, E. Y. Puspaningrum, and M. S. Munir, "Kinerja Algoritma Optimasi Root-Mean-Square Propagation dan Stochastic Gradient Descent pada Klasifikasi Pneumonia Covid-19 Menggunakan CNN," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 7, no. 3, p. 420, 2021, doi: 10.26418/jp.v7i3.49172.
- [13] N. C. Kuncoro, S. A. Wibowo, K. Usman, F. T. Elektro, U. Telkom, and T. S. Recognition, "Analisis Kinerja Prototipe Traffic Sign Recognition Untuk Sistem Autonomous Car Menggunakan You Only Look Once Performance Analysis of Prototyping Traffic Sign Recognition," vol. 7, no. 3, pp. 8872–8878, 2020.
- [14] F. Nashrullah, S. A. Wibowo, and D. G. Budiman, "COMPLETE Journal of Computer, Electronic, and Telecommunication Investigasi Parameter Epoch Pada Arsitektur ResNet-50 Untuk Klasifikasi Pornografi," *J. Comput. Electron. Telecommun.*, vol. 1, no. 1, 2020.