

DETEKSI DAN PENGENALAN GESTUR TANGAN SECARA REAL-TIME MENGGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN KONVOLUSIONAL

Gidion Bagas Prananta¹, Hagi Azzam Azzikri², Chaerur Rozikin³

^{1,2,3}UNIVERSITAS SINGAPERBANGSA KARAWANG

¹2010631170074@student.unsika.ac.id, ²2010631170076@student.unsika.ac.id,

³chaerur.rozikin@staff.unsika.ac.id

ABSTRAK

Real-time hand gesture detection is an interesting topic in pattern recognition and computer vision. In this study, we propose the use of a Convolutional Neural Network (CNN) to detect and recognize hands in real-time. Our goal is to develop a system that can accurately identify and interpret user gestures in real-time. The proposed approach involves two main stages, namely hand gesture recognition and gesture recognition. For stage detection, we use the CNN architecture to recognize hands in the video. We train the CNN model using a dataset containing various hand gestures. Once a hand is detected, we extract the relevant hand region and proceed to the gesture recognition stage. The gesture recognition stage involves training and testing CNN models for different hand signal recognition. We use a hand gesture dataset that contains a variety of common hand signals. The experimental results show that the proposed system can detect and recognize hand movements in real-time with satisfactory accuracy. Although there are still some challenges that need to be overcome, this research provides a solid foundation for further development in real-time hand gesture recognition.

Keywords : Hand gesture detection, Movement recognition, Computer Vision.

I. PENDAHULUAN

Pengelolaan gambar, proses klasifikasi objek adalah bagian dari computer vision yang mempunyai tujuan memproses masukan gambar kedalam beberapa kategori yang telah disesuaikan dengan kebutuhan. Klasifikasi gambar didefinisikan dengan memberikan masukan dari satu set nomor kemudian mengembalikan hasil yang didapat. Teknologi Informasi yang digunakan pada proses klasifikasi citra adalah metode deep learning yang masih bagian dari Machine Learning.

Machine learning sudah menarik banyak perhatian para ilmuwan dalam berbagai bidang komputasi khususnya pada identifikasi pola citra. Dan sebagian besar teknologi ini bekerja dari dengan asumsi umum bahwa data pelatihan dan data pengujian memiliki ruang fitur yang sama dengan distribusi data pengujian. Hasilnya adalah distribusi fitur dari data uji berubah, tidak dapat menggunakan model prediksi dan harus membangun kembali dan membangun ulang dari awal menggunakan data latih yang baru.

Pengenalan gestur tangan telah menjadi topik yang menarik dalam bidang pengenalan pola dan *Computer Vision*. Gestur tangan adalah cara yang alami dan intuitif bagi manusia untuk berkomunikasi dan berinteraksi dengan lingkungan sekitar. Dalam beberapa tahun terakhir, perkembangan teknologi telah memungkinkan penggunaan gestur tangan dalam berbagai aplikasi, seperti kontrol perangkat elektronik, permainan interaktif, dan antarmuka manusia mesin.

Salah satu tantangan utama dalam pengenalan gestur tangan adalah mendeteksi dan mengenali gestur secara real-time. Kemampuan untuk mendeteksi dan mengenali gestur tangan dengan cepat dan akurat memungkinkan sistem berinteraksi secara langsung dengan pengguna

dalam waktu nyata. Hal ini penting dalam konteks aplikasi yang membutuhkan respons yang cepat, seperti permainan atau kontrol gerakan real-time. Dalam penelitian ini difokuskan pada pengembangan metode deteksi dan pengenalan gestur tangan secara real-time menggunakan jaringan saraf tiruan konvolusional (Convolutional Neural Network/CNN). CNN telah terbukti sangat sukses dalam berbagai tugas pengenalan pola, termasuk pengenalan citra dan pengenalan gestur. Arsitektur CNN yang kuat dan kemampuannya untuk mengekstraksi fitur dari data citra membuatnya menjadi pilihan yang baik untuk pengenalan gestur tangan.

Terdapat penelitian-penelitian sebelumnya yang memiliki ide dan dasar yang sama dengan penelitian ini, diantaranya adalah penelitian yang dilakukan oleh Wibowo dan Astuti (2021) [1], Nurhayati dkk. (2022) [2], Yirtici dan Yurtkan (2022)[3], dan Saiful dkk.(2022) [4]. Namun, terdapat perbedaan yang banyak baik diantara penelitian-penelitian tersebut maupun dengan penelitian ini. Seperti objek penelitian, bahasa isyarat yang digunakan hingga perbedaan pada proses pembelajaran.

Tujuan penelitian ini adalah mengembangkan sebuah sistem yang mampu mendeteksi gestur tangan dalam citra video secara real-time, dan mengenali gestur yang dilakukan oleh pengguna dengan akurasi yang tinggi. Pendekatan akan dilakukan dengan basis CNN untuk melatih dan menguji model menggunakan dataset gestur yang beragam. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi pada pengembangan teknologi pengenalan gestur tangan secara real-time. Implementasi yang sukses dari sistem ini dapat memiliki berbagai aplikasi yang berguna dalam industri hiburan, kontrol perangkat elektronik, dan bidang-bidang lain yang membutuhkan interaksi manusia yang alami dan intuitif.

Teknik pelatihan menggunakan metode CNN yang dilakukan oleh beberapa penelitian sebelumnya bertujuan memperbaiki teknik pelatihan agar mendapatkan nilai akurasi yang lebih baik. Penelitian ini bertujuan Untuk mendeteksi gestur tangan, serta membedakan gestur tersebut. Permasalahan yang dibahas adalah tentang proses klasifikasi dengan CNN mampu menghasilkan deteksi objek gestur tangan serta membedakan modelnya, kemudian bagaimana penggunaan dataset training dengan resolusi citra (gambar) yang bagus dapat membuat model yang dipakai lebih baik dan mengurangi overfitting, serta mengetahui berapa akurasi dan presisi sistem klasifikasi terhadap pengenalan gestur tangan ini.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. MACHINE LEARNING

Mesin pembelajaran adalah pendekatan komputasional yang memungkinkan sistem untuk belajar dari data dan pengalaman, tanpa harus secara eksplisit diprogram, dengan tujuan untuk menghasilkan prediksi, pengenalan pola, atau pengambilan keputusan yang akurat [14].

Ulasan dari berbagai bidang disajikan dalam bentuk pemecahan masalah dan algoritmanya dan dibagi menjadi tiga kategori dalam machine learning antara lain supervised learning, unsupervised learning, dan reinforcement learning[5]. Konsep mesin pembelajaran adalah suatu pendekatan komputasional yang memungkinkan sistem untuk belajar secara otomatis dari data dan pengalaman. Sistem tersebut dapat mengenali pola dalam data, menemukan hubungan yang kompleks, dan menggunakan informasi tersebut untuk melakukan prediksi atau pengambilan keputusan [15].

Ada beberapa pendekatan dalam *machine learning*, termasuk supervised learning (pembelajaran terarah), unsupervised learning (pembelajaran tak-terarah), dan reinforcement learning (pembelajaran dengan penguatan) [6]. Dalam supervised learning, komputer diberikan data yang telah diberi label atau anotasi, dengan tujuan untuk mempelajari hubungan antara fitur-fitur data dan labelnya. Kumpulan sampel digunakan untuk meringkas karakteristik distribusi ukuran perilaku dalam setiap jenis aplikasi sehingga membentuk model perilaku dari data [7].

Unsupervised learning adalah pendekatan pembelajaran mesin untuk mendeteksi pola dalam kumpulan data dengan titik data yang tidak berlabel atau tidak terstruktur [8]. Sementara itu, dalam reinforcement learning, komputer belajar melalui interaksi terus-menerus dengan lingkungan yang dinamis dengan tujuan untuk mencapai tujuan tertentu dan mencapai hasil yang optimal [9][10].

B. CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

CNN atau *Convolutional Neural Network* pertama kali dikembangkan oleh Kunihiko Fukushima peneliti yang berasal dari NHK Broadcasting Science Research Laboratories, Tokyo, Jepang. Dengan nama NeoCognitron. Convolutional Neural Network (CNN) adalah pengembangan dari Multilayer Perception (MLP) yang dibuat agar dapat mengelola data dua dimensi sehingga dapat mengenali objek citra digital.

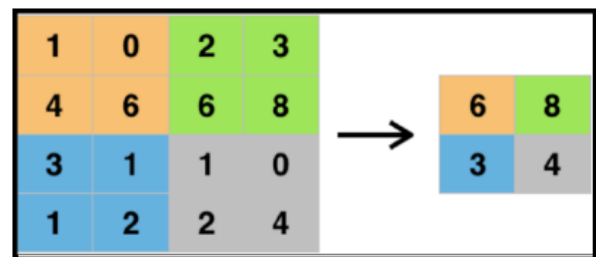
CNN termasuk jenis Deep Neural Network karena dalamnya tingkat jaringan dan banyak diimplementasikan

dalam data citra.

CNN termasuk pengenalan pola dengan pendekatan supervised untuk memprediksi suatu objek, terutama prediksi pada gambar [11]. CNN memiliki cara kerja yang sama dengan MLP. Pada CNN setiap neuronnya dipresentasikan dalam bentuk dua dimensi. Sedangkan pada MLP setiap neuronnya dipresentasikan dalam bentuk satu dimensi. Saraf yang terdiri dari lapisan konvolusi, lapisan pooling, dan lapisan fully connected. Lapisan konvolusi digunakan untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari input, sedangkan lapisan pooling digunakan untuk mengurangi dimensi data. Lapisan fully connected bertanggung jawab untuk klasifikasi atau regresi berdasarkan fitur-fitur yang telah dipelajari.

Karena sifat konvolusi tersebut CNN hanya dapat digunakan pada data yang memiliki struktur dua dimensi seperti citra dan suara. CNN terdiri dari beberapa layer dan beberapa neuron pada setiap layer-nya. CNN menggunakan tensor orde 3, dimana sebuah citra masukan berukuran H x W piksel dengan 3 kanal (kanal warna R, G dan B) diproses melalui serangkaian tahapan proses secara berurutan. Satu tahapan proses disebut lapisan (layer) yang terdiri dari lapisan konvolusional (convolutional layer), lapisan pooling (pooling layer), lapisan normalisasi (normalization layer), lapisan terhubung penuh (fully connected layer).

Convolution layer merupakan bangunan utama dari CNN yang sebagian besar proses komputasinya dilakukan menggunakan operasi matematika aljabar linear yang mengalikasikan matriks dari filter pada citra. Tujuan dilakukannya konvolusi pada data citra adalah untuk mengekstraksi fitur dari citra input. Bobot pada layer menspesifikasikan kernel konvolusi yang digunakan, sehingga kernel konvolusi dapat dilatih berdasarkan input pada CNN.



Gambar 1. Proses Konvolusi

Pooling layer adalah lapisan dalam arsitektur jaringan saraf tiruan yang digunakan untuk mengurangi dimensi spasial dari fitur yang dihasilkan oleh lapisan sebelumnya. Lapisan ini berfungsi untuk mengekstrak fitur yang paling dominan dan mengurangi jumlah parameter yang perlu dipelajari oleh jaringan [16].

Proses tersebut dapat memastikan fitur yang didapatkan akan sama meskipun objek citra mengalami pergeseran. Secara umum pooling layer mengikuti layer konvolusi, dipergunakan untuk mengurangi dimensi feature map (downsampling) dan mempercepat komputasi karena parameter yang ada menjadi semakin sedikit.

Fully connected adalah layer yang biasanya digunakan dalam penerapan MLP yang bertujuan melakukan transformasi dimensi data agar dapat diklasifikasikan secara linear. Setiap neuron pada convolution layer perlu ditransformasi menjadi data satu

dimensi dimasukkan ke dalam sebuah fully connected layer. Struktur terakhir dari konvolusi dan pooling adalah layer klasifikasi.

Namun, model jaringan saraf tiruan konvolusional yang mendalam sulit diterapkan pada perangkat seluler. Hal ini karena mereka perlu menjaga akurasi model sambil mempertimbangkan ukuran dan kecepatan model [12]. Desain struktur jaringan saraf tiruan konvolusional dalam untuk perangkat seluler membutuhkan penelitian lebih lanjut.

C. GESTUR TANGAN

Gestur Tangan (Hand Gesture) adalah gerakan atau posisi tangan yang memiliki makna tertentu dan dapat dikenali sebagai bentuk komunikasi manusia. Gestur tangan dapat digunakan untuk mengirim pesan atau instruksi tanpa menggunakan kata-kata, melainkan melalui gerakan tangan yang dapat diinterpretasikan oleh sistem komputer [17]. Gestur tangan merupakan bagian integral dari komunikasi non-verbal manusia dan dapat mencakup berbagai bentuk gerakan, posisi jari, atau bentuk tangan yang spesifik. Gesture tangan dapat digunakan dalam pengenalan emosi. Gerakan tangan dan posisi jari-jari dapat memberikan informasi tentang ekspresi emosional individu, seperti kegembiraan, kesedihan, atau kemarahan. Hal ini memungkinkan aplikasi pengenalan emosi yang lebih mendalam dan interaktif [19].

Gestur tangan dapat memiliki beragam makna tergantung pada budaya, konteks sosial, dan situasi komunikasi. Beberapa contoh gestur tangan umum termasuk melambai tangan untuk menyapa atau mengucapkan selamat tinggal, mengacungkan jari telunjuk untuk menunjuk atau menyoroti sesuatu, mengangkat jari tengah sebagai tanda ketidaksetujuan atau penghinaan, menggenggam tangan sebagai tanda salam atau persetujuan, dan sebagainya.

Selain digunakan dalam komunikasi verbal, gestur tangan juga dapat digunakan dalam berbagai aplikasi teknologi, seperti sistem pengenalan gestur tangan untuk mengontrol perangkat elektronik, antarmuka virtual reality, atau permainan interaktif selain itu gesture tangan dapat digunakan dalam interaksi manusia-robot. Gestur tangan dapat memberikan instruksi atau komunikasi kepada robot melalui gerakan tangan yang ditangkap dan dikenali. Hal ini memungkinkan penggunaan robot dalam berbagai aplikasi, seperti asisten pribadi atau dalam industri otomasi [20].

Dalam konteks ini, pengenalan gestur tangan secara akurat dan real-time menjadi sangat penting untuk menciptakan pengalaman pengguna yang lebih intuitif dan alami [13]. Oleh karena itu, model pengenalan isyarat tangan yang efisien dan akurat sangat penting untuk pengenalan gestur dalam aplikasi *real-time*.

III. METODE PENELITIAN

Metode yang dilakukan atau dipakai pada penelitian ini adalah metode kuantitatif eksperimen, dimana akan dibuat program dengan bahasa pemrograman Python dalam IDE Visual Studio Code, yang akan menjalankan kode untuk melatih model CNN untuk mengenali gestur tangan dengan metode *Trial and Error* sampai model yang dibuat berhasil mengenali dan membedakan bermacam-macam gestur tangan dari data latih. Tahapan-tahapan penelitian

ini dibagi menjadi tiga bagian, yaitu penentuan dataset, pelatihan data dan pengujian model.

1. Dataset

Dataset terdiri dari gambar dengan gesture tangan berbeda. Himpunan data dibagi menjadi 5 folder yang mulanya di labeli oleh angka. Dalam setiap folder berisi 123-137 gambar gesture tangan yang telah di *record* peneliti dimana total dataset yang digunakan adalah 634 gesture tangan.

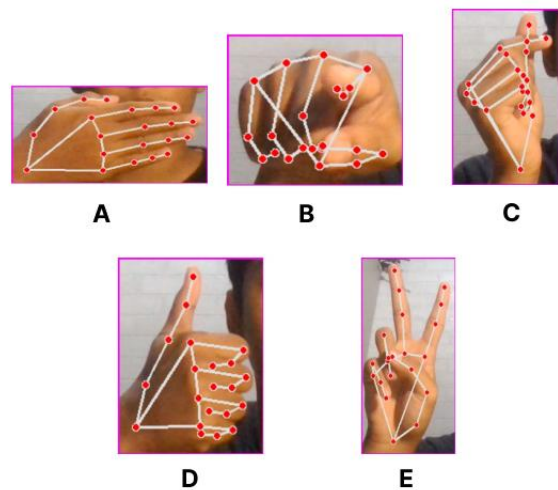
2. Training data

Dalam penelitian ini, dataset yang telah di record akan di training. Hasil output dari data yang telah di training berupa file H5 yang akan digunakan dalam realtime. Data hasil training akan diterapkan dengan bentuk *array* dan dilabeli masing masing tipe gesture

3. Testing

Pada tahap testing melakukan validasi apakah program yang dibuat dan training data yang dihasilkan sesuai dengan apa yang diharapkan mulai dari berbagai macam *gesture* yang harusnya muncul, *bug program* sehingga menghasilkan keakuratan yang baik ketika digunakan secara realtime dengan *webcam*.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN



Gambar 2. Data gesture tangan

Pengecekan data set terdiri dari gerakan tangan menyerupai *gesture* tertentu. Himpunan data dibagi menjadi 5 folder antara lain: Saya, kamu, cinta, syap, damai seperti pada gambar 1.

Tabel 1. Informasi Dataset

Kelas	Jumlah
Saya	128
Kamu	137
Cinta	120
Syap	126
Damai	123

Dalam proses pelatihan menghasilkan output berupa file H5 sehingga bisa di proses dan di definisikan dalam bentuk *array* pada program. Pemeriksaan dilakukan langsung melalui program yang telah dibuat melalui webcam sehingga bisa langsung terdeteksi keakurasiannya dan inilah hasil testing yang dilakukan.



Gambar 3. Menunjukkan gesture saya



Gambar 6. Menunjukkan gesture syap



Gambar 4. Menunjukkan gesture kamu



Gambar 7. Menunjukkan gesture damai



Gambar 5. Menunjukkan gesture cinta

V. KESIMPULAN

Hasil dari program yang dibuat telah dapat mengenal dan membedakan gestur tangan yang berbeda dan menunjukkan akurasi yang memuaskan. Pada lima dataset yang digunakan, model yang dikembangkan mampu mengenali dan membedakan gestur tangan dengan tingkat akurasi yang tinggi pada setiap percobaan.

Melalui penggunaan teknik pengolahan citra dan arsitektur jaringan saraf tiruan konvolusional yang tepat, penelitian ini telah membuktikan bahwa pengenalan gestur tangan secara real-time dapat dicapai dengan kualitas yang baik. Penelitian ini memberikan sumbangan penting bagi pengembangan antarmuka manusia komputer yang interaktif dan intuitif.

Meskipun demikian, ada beberapa saran pengembangan yang dapat diterapkan ke depannya. Pertama, menambah dataset gestur tangan yang lebih luas dan beragam dapat meningkatkan kemampuan generalisasi model. Penggunaan dataset yang lebih besar dan variasi gestur tangan yang lebih banyak akan

membantu model untuk mengenali gestur yang lebih kompleks dan lebih banyak variasinya.

Selain itu, integrasi dengan sensor gerak seperti *accelerometer* atau sensor kedalaman dapat meningkatkan akurasi dan keandalan deteksi gestur tangan. Informasi tambahan dari sensor ini dapat memberikan konteks yang lebih kaya untuk pengenalan gestur, serta mengatasi beberapa kendala dalam pengenalan gestur yang hanya bergantung pada citra.

Secara keseluruhan, penelitian ini telah menghasilkan kontribusi penting dalam bidang deteksi dan pengenalan gestur tangan secara real-time. Dengan penerapan saran-saran pengembangan yang disebutkan di atas, penelitian ini dapat menjadi landasan yang kuat untuk penelitian lebih lanjut dan pengembangan aplikasi dalam interaksi manusia komputer berbasis gestur tangan.

V. REFERENSI

- [1] Wibowo, Arif & Astuti, Dina. (2021). Gestur Tangan Manusia dalam Karya Fotografi Seni. *Rekam*. 17. 113-122. 10.24821/rekam.v17i2.4803.
- [2] Nurhayati, Oky & Eridani, Dania & Tsalavin, Muhammad. (2022). Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) Metode Convolutional Neural Network Sequential secara Real Time. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*. 9. 819. 10.25126/jtiik.2022944787.
- [3] Yirtici, Tolga & Yurtkan, Kamil. (2022). Regional-CNN-based enhanced Turkish sign language recognition. *Signal, Image and Video Processing*. 16. 1-7. 10.1007/s11760-021-02082-2.
- [4] Saiful, Md & Isam, Abdulla & Moon, Hamim & Tammana, Rifa & Das, Mitul & Alam, Md & Rahman, Ashifur. (2022). Real-Time Sign Language Detection Using CNN. 10.1109/ICDABI56818.2022.10041711.
- [5] Roihan, Ahmad & Sunarya, Po & Rafika, Ageng. (2020). Pemanfaatan Machine Learning dalam Berbagai Bidang: Review paper. *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)*. 5. 10.31294/ijcit.v5i1.7951.
- [6] Somvanshi, M., & Chavan, P. (2016). A review of machine learning techniques using decision tree and support vector machine. 2016 International Conference on Computing Communication Control and Automation (ICCCUBEA), 1–7. <https://doi.org/10.1109/ICCCUBEA.2016.7860040>
- [7] Amei, W., Huailin, D., Qingfeng, W., & Ling, L. (2011). A survey of application-level protocol identification based on machine learning. 2011 International Conference on Information Management, Innovation Management and Industrial Engineering, 3, 201–204.
- [8] Naeem, Samreen & Ali, Aqib & Anam, Sania & Ahmed, Munawar. (2023). An Unsupervised Machine Learning Algorithms: Comprehensive Review. 13. 911-921. 10.12785/ijcids/130172.
- [9] Renee, Tong & Yukai, Feng & Wang, Jian & Wu, Zhengxing & Tan, M. & Yu, Junzhi. (2023). A Survey on Reinforcement Learning Methods in Bionic Underwater Robots. *Biomimetics*. 8. 168. 10.3390/biomimetics8020168.
- [10] Qiang, W., & Zhongli, Z. (2011). Reinforcement learning model, algorithms and its application. 2011 International Conference on Mechatronic Science, Electric Engineering and Computer (MEC), 1143–1146.
- [11] Felisa, Jenisa & Setiawan, Dhanny & Khalisa, Iffa. (2023). Perancangan Perangkat Lunak Pengenalan Karakter Plat Nomor Kendaraan dengan Metode Convolutional Neural Network. *Media Informatika*. 21. 280-306. 10.37595/mediainfo.v21i13.156.
- [12] Lin, Xiyu. (2023). Research of Convolutional Neural Network on Image Classification. *Highlights in Science, Engineering and Technology*. 39. 855-862. 10.54097/hset.v39i.6656.
- [13] Sahoo, Jaya & Prakash, Allam & Pławiak, Paweł & Samantray, Saunak. (2022). Real-Time Hand Gesture Recognition Using Fine-Tuned Convolutional Neural Network. *Sensors*. 22. 706. 10.3390/s22030706.
- [14] Utomo, A. S., Yudhana, A. A., & Wibowo, F. (2020). Implementasi Algoritma Random Forest dalam Pengklasifikasian Data Penderita Diabetes. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 9(2), B100-B105.
- [15] Hidayatullah, R., & Arifin, A. Z. (2020). Analisis Klasifikasi Data Pemantauan Jantung Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 4(4), 829-836.
- [16] El-Sayed, H., & Elhoseny, M. (2021). Deep learning architectures for medical image classification: An overview. *Future Computing and Informatics Journal*, 6(1), 1-18.
- [17] Prabha, M., & Kuppusamy, K. S. (2021). Real-Time Hand Gesture Recognition using Convolutional Neural Networks. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 10(2), 466-472.
- [18] Huang, C., Liu, X., Tang, S., Liu, M., & Qin, C. (2020). Convolutional Neural Networks: A Comprehensive Review. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications*, 16(2), 1-28.
- [19] Baktash, F., Zawbaa, H. M., & Jemai, O. (2020). Hand Gesture Recognition for Emotion Detection Using Deep Learning Techniques. *Applied Sciences*, 10(7), 2517.
- [20] Wei, B., Li, J., Chen, H., & Wang, J. (2021). Hand Gesture Recognition for Human-Robot Interaction Based on Deep Learning. *IEEE Access*, 9, 72129-72142.
- [21] Adhianto, L., & Nasution, M. F. (2021). Penerapan Metode Ensemble dalam Klasifikasi Kelas pada Dataset Absensi Mahasiswa. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 5(3), 725-732.
- [22] Hidayatullah, R., & Arifin, A. Z. (2020). Analisis Klasifikasi Data Pemantauan Jantung Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 4(4), 829-836.
- [23] Reddy, N. R. V., Dwarapudi, A., & Kannala, R. (2020). Vision-based perception and control for autonomous navigation: a survey. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 11(4), 1719-1740.
- [24] Saeed, F., Nazir, M., Aslam, N., & Azeem, M. (2021). Artificial Intelligence Based Computer Vision Techniques for Vehicle Recognition: A Survey. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 24(1), 314-324.
- [25] Setyawan, F. A., Natsir, R., & Afriani, R. (2020). Optimasi Kinerja Mesin Pembelajaran dengan Algoritma Kombinasi Particle Swarm Optimization dan K-Nearest Neighbor. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 8(1), 1-7.