

Deteksi Gerakan Servis Bulutangkis Menggunakan Metode K-Nearest Neighbors (KNN) Berbasis Komputer Vision

^{1*}Legaspie Aura Sindhikara, ²Ardi Sanjaya, ³Ahmad Bagus

^{1,2,3} Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹legaspiesindhikara21@gmail.com, ²dersky@gmail.com, ³ahmadbagus@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondens : Legaspie Aura Sindhikara

Abstrak— Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem deteksi gerakan servis bulutangkis menggunakan computer vision dan K-Nearest Neighbors (KNN). Topik ini kami pilih karena signifikansi analisis gerakan dalam meningkatkan kinerja atlet dan efisiensi pelatihan sangat krusial dalam olahraga bulutangkis. Metodologi kami mencakup pengumpulan data video, ekstraksi fitur keypoint tubuh dengan MediaPipe, serta klasifikasi status servis (Normal/Fault) menggunakan KNN berdasarkan data keypoint yang dihasilkan. Temuan menunjukkan sistem kami berhasil mendeteksi status servis dengan akurasi baik. Data keypoint dalam format CSV memudahkan proses pelatihan dan pengujian model. Melalui sistem ini, pelatih dan atlet dapat memperoleh umpan balik objektif tentang teknik servis, mendukung peningkatan latihan dan kinerja signifikan dalam bulutangkis.

Kata Kunci— Bulu tangkis, K-Nearest Neighbors, Pendeteksian Gerakan, Penglihatan Komputer, Servis

Abstract— *This research aims to develop a badminton serve motion detection system using computer vision and K-Nearest Neighbors (KNN). We chose this topic because the significance of motion analysis in improving athlete performance and training efficiency is crucial in badminton. Our methodology includes video data collection, body keypoint feature extraction with MediaPipe, and classification of service status (Normal/Fault) using KNN based on the generated keypoint data. The findings show that our system successfully detects the service status with good accuracy. The keypoint data in CSV format facilitates the process of training and testing the model. Through this system, coaches and athletes can obtain objective feedback on serving techniques, supporting significant training and performance improvements in badminton.*

Translated with DeepL.com (free version) **Keywords**— Badminton, K-Nearest Neighbors, Motion Detection, Computer Vision, Serving

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Olahraga bulutangkis membutuhkan ketepatan dan efisiensi pergerakan yang tinggi untuk meraih kinerja terbaik. Salah satu aksi dasar dalam bulutangkis adalah servis, yang sering kali menjadi faktor penentu awal skor dalam pertandingan dan sangat memengaruhi alur permainan. Analisis gerakan servis yang dilakukan secara manual oleh pelatih sering kali bersifat subjektif

dan minim detail, sehingga menyulitkan untuk mengidentifikasi kesalahan teknis atau aspek yang membutuhkan perbaikan. Perkembangan cepat dalam teknologi penglihatan komputer dan pembelajaran mesin telah menciptakan kesempatan baru untuk menganalisis gerakan manusia secara otomatis dan objektif [1].

Studi sebelumnya telah banyak menggunakan *computer vision* untuk menganalisis gerakan di berbagai jenis olahraga. Contohnya, penelitian oleh Guo et al. [2] menerapkan *deep learning* untuk mengklasifikasikan aktivitas fisik dari video, sedangkan Ding et al. [3] menggunakan estimasi pose untuk mengawasi kinerja atlet angkat beban. Dalam bidang olahraga raket, studi oleh Yu et al. [4] secara khusus mengkaji penerapan sensor inersia untuk menganalisis ayunan dalam bulutangkis. Selanjutnya, Zhang et al. [5] menciptakan pendekatan estimasi pose multi-orang yang kuat, yang menjadi fondasi bagi banyak kerangka kerja kontemporer. Dengan adanya teknologi *computer vision* yang semakin maju, seperti *MediaPipe*, menyediakan solusi untuk memperoleh data gerakan yang tepat dan rinci untuk analisis biomekanik dalam olahraga, termasuk bulutangkis [6]. Walaupun beberapa penelitian telah mengkaji analisis gerakan dalam bulutangkis secara umum [7], analisis khusus mengenai gerakan servis dengan rincian kinematik menggunakan pendekatan *keypoint* dan klasifikasi masih memiliki potensi untuk berkembang, terutama dengan metode seperti *K-Nearest Neighbors* (KNN) yang terkenal karena kesederhanaan dan efisiensinya dalam tugas klasifikasi pola [8].

Studi ini bertujuan untuk menanggulangi kesenjangan tersebut dengan menciptakan sistem deteksi gerakan servis bulutangkis yang dapat secara otomatis mengenali fase-fase kunci gerakan menggunakan metode KNN. Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk menyediakan alat bantu yang objektif dalam menganalisis gerakan servis bulutangkis. Secara khusus, penelitian ini bertujuan untuk: 1) Menerapkan metode estimasi pose dengan kerangka kerja visi komputer untuk memperoleh *keypoint* tubuh saat gerakan servis; 2) Menciptakan algoritma klasifikasi berbasis KNN untuk mengenali fase-fase tertentu dalam gerakan servis berdasarkan perubahan posisi dan orientasi *keypoint*; serta 3) Menyajikan hasil deteksi dalam format visual dan data terstruktur yang mudah untuk dianalisis. Hipotesis dalam penelitian ini adalah bahwa penerapan *computer vision* melalui estimasi titik kunci yang digabungkan dengan klasifikasi KNN akan memfasilitasi deteksi gerakan servis bulutangkis secara akurat dan memberikan data kuantitatif yang berguna untuk meningkatkan performa atlet.

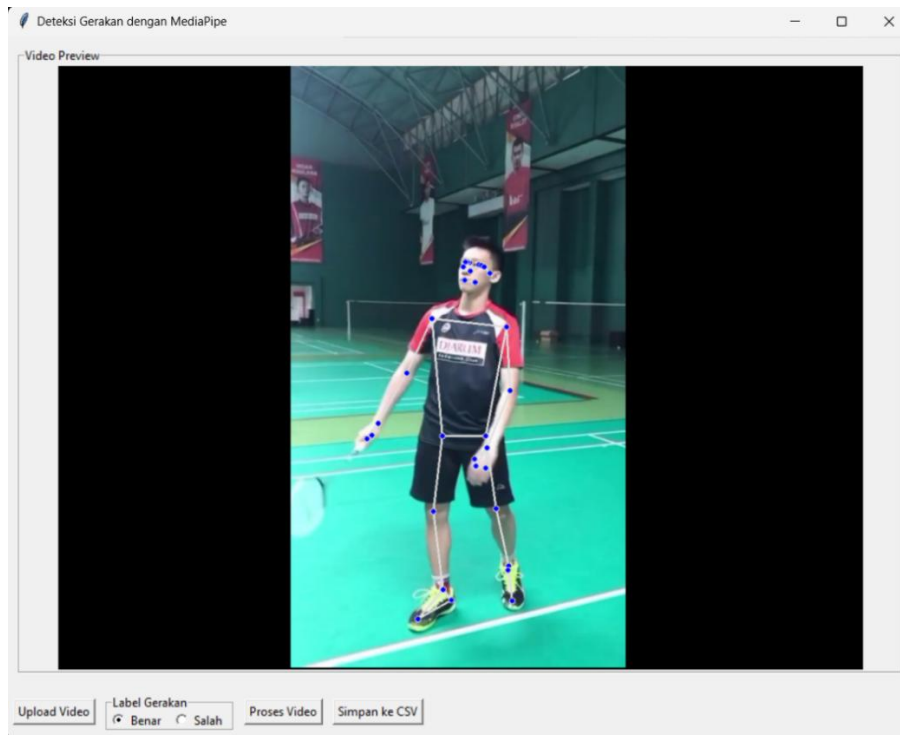
II. METODE

Studi ini menjelaskan mengenai desain eksperimen yang mencakup pengumpulan data video tentang gerakan servis bulutangkis, pemrosesan citra dan video dengan teknologi *computer vision*, serta analisis dan klasifikasi data *keypoint* yang diperoleh memakai metode *K-Nearest Neighbors* (KNN).

Subjek penelitian adalah orang yang melakukan gerakan servis dalam bulutangkis. Data video diambil menggunakan kamera digital berkualitas tinggi seperti 1080p, 60 fps untuk memastikan rincian gerakan terekam dengan jelas. Alat utama yang dipakai dalam penelitian ini adalah perangkat lunak dan pustaka *computer vision*, terutama *MediaPipe* Pose Estimation [7], yang memungkinkan deteksi titik kunci tubuh dari video yang direkam.

Proses penelitian dimulai dengan pengambilan video gerakan servis. Peserta diminta untuk melakukan beberapa kali gerakan servis bulutangkis dari sudut depan agar memperoleh variasi data yang mewakili. Rekaman video tersebut selanjutnya dimasukkan ke dalam sistem deteksi.

Langkah berikutnya adalah pengolahan video untuk perkiraan pose. Gambar 1 menggambarkan alur proses pengenalan gerakan servis yang kami lakukan dengan *MediaPipe*. Pada tahap ini, setiap bingkai dari video kami analisis dengan menggunakan model estimasi pose *MediaPipe* untuk mengenali 33 titik kunci penting pada tubuh manusia (contohnya, bahu, siku, pergelangan tangan, lutut, dan sebagainya). Untuk setiap titik kunci, kami mendapatkan koordinat x, y, dan z.



Gambar 1 Proses Deteksi Keypoints

Data *keypoint* yang diambil dari setiap frame selanjutnya kami simpan dalam format CSV. Sebagai ilustrasi, sebagian data CSV yang kami buat dapat dilihat pada Gambar 2. Format CSV ini sangat berguna bagi kami dalam mengelola data dengan cara yang terstruktur, di mana setiap baris mewakili rentang waktu tertentu dan kolom-kolomnya menunjukkan koordinat serta visibilitas dari berbagai *keypoint*. Data ini merupakan masukan utama untuk proses analisis dan klasifikasi gerakan yang akan kami lakukan.

The image shows a screenshot of a spreadsheet application with a table containing 31 rows and 26 columns (labeled A to AA). The data is organized into rows, with some cells highlighted in green, indicating detected keypoints. The table contains numerical values, likely representing coordinates or movement data. The spreadsheet interface includes a formula bar at the top and a status bar at the bottom.

Gambar 2 Contoh Hasil Deteksi *Keypoints*

Untuk pengklasifikasian fase gerakan servis, menggunakan metode *K-Nearest Neighbors* (KNN). Kami memilih KNN karena ia merupakan algoritma klasifikasi non-parametrik yang kami anggap efektif untuk mengklasifikasikan titik data baru berdasar pada kategori mayoritas dari tetangga terdekatnya [9]. Dalam studi kami, atribut yang digunakan untuk KNN adalah koordinat titik kunci dari setiap frame, atau kami juga bisa mengolahnya menjadi fitur derivatif seperti sudut antar persendian atau laju perubahan posisi titik kunci [10]. Data titik kunci dari serangkaian gerakan servis yang telah kami beri label secara manual.

Prosedur pelatihan KNN yang digunakan mencakup penyimpanan seluruh data pelatihan. Saat ada gerakan servis baru yang ingin kami identifikasi fasenya, sistem kami akan mengeluarkan *keypoint* dari setiap *frame* gerakan itu. Setiap *frame* yang diwakili oleh fitur *keypoint* akan kami bandingkan dengan seluruh data pelatihan menggunakan metrik jarak (contohnya, jarak *Euclidean*). Setelah itu, kami akan menentukan k tetangga terdekat, dan kelas (fase gerakan) yang paling umum ditemukan di antara k tetangga tersebut akan dijadikan prediksi untuk *frame* saat ini. Nilai k (jumlah tetangga) akan ditetapkan menggunakan validasi silang guna memperoleh kinerja terbaik. Dengan demikian, algoritma KNN yang kami terapkan akan secara otomatis mengidentifikasi fase-fase krusial dalam gerakan servis berdasarkan pola *keypoint* yang telah kami pelajari. Data yang telah kami kategorikan kemudian kami tampilkan secara visual untuk memberikan masukan yang mudah dipahami.

Temuan dari studi menunjukkan bahwa sistem yang dirancang dapat mendeteksi dan menganalisis gerakan servis bulutangkis secara otomatis menggunakan klasifikasi KNN, menyediakan data kuantitatif yang sebelumnya sulit didapatkan secara manual. Gambar 1, "Proses Deteksi Gerakan Servis dengan *MediaPipe*", menggambarkan proses kerja utama sistem kami. Di gambar itu, kita bisa menyaksikan bagaimana input video dari gerakan servis diproses oleh model estimasi pose *MediaPipe*, yang kemudian menghasilkan serangkaian *keypoint* yang menggambarkan posisi sendi-sendi utama pada tubuh subjek. Visualisasi titik kunci yang bersamaan dengan gambar asli video menunjukkan ketepatan deteksi model yang kami terapkan dalam berbagai posisi tubuh selama tindakan servis. Proses ini, menurut kami, adalah dasar yang kokoh untuk analisis gerakan yang lebih mendalam.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Temuan dari studi menunjukkan bahwa sistem yang dirancang dapat mendeteksi dan menganalisis gerakan servis bulutangkis secara otomatis menggunakan klasifikasi KNN, menyediakan data kuantitatif yang sebelumnya sulit didapatkan secara manual. Gambar 1, "Proses Deteksi Gerakan Servis dengan *MediaPipe*", menggambarkan proses kerja utama sistem kami. Di gambar itu, kita bisa menyaksikan bagaimana input video dari gerakan servis diproses oleh model estimasi pose *MediaPipe*, yang kemudian menghasilkan serangkaian *keypoint* yang menggambarkan posisi sendi-sendi utama pada tubuh subjek. Visualisasi titik kunci yang bersamaan dengan gambar asli video menunjukkan ketepatan deteksi model yang kami terapkan dalam berbagai posisi tubuh selama tindakan servis. Proses ini, menurut kami, adalah dasar yang kokoh untuk analisis gerakan yang lebih mendalam.

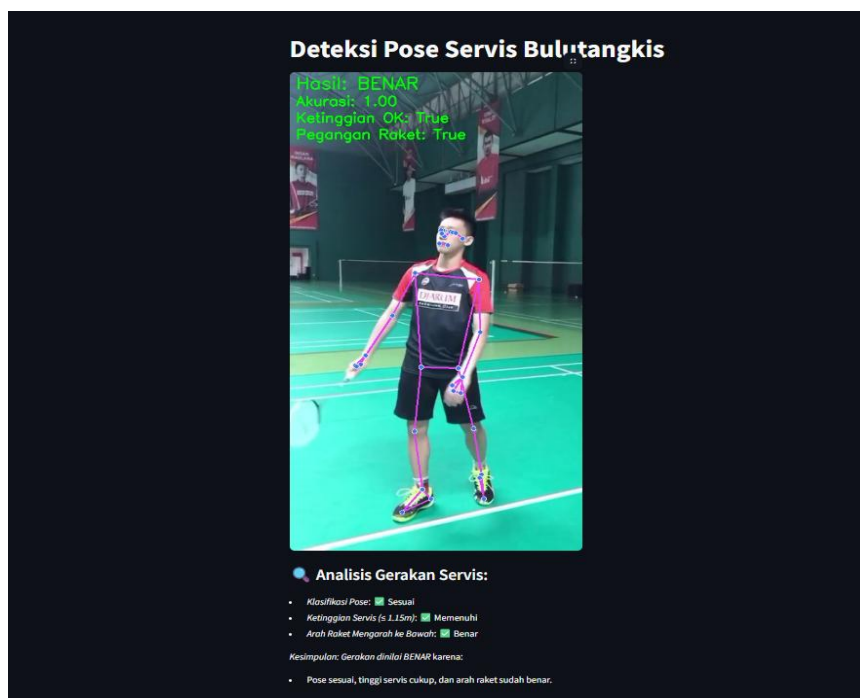
Data yang diperoleh dari proses deteksi *keypoint* ini selanjutnya diekspor ke dalam format *CSV*, seperti yang terlihat pada Gambar 2, "Contoh Hasil Deteksi dalam Format *CSV*". Tabel *CSV* ini memuat koordinat (x, y, z) serta nilai visibilitas untuk setiap *keypoint* di setiap frame waktu. Contohnya, kita bisa memeriksa data untuk poin kunci 'nose', 'left_shoulder', 'right_wrist', dan lain-lain, serta nilai-nilai koordinat dan tingkat visibilitasnya. Data ini sangat penting karena memberikan representasi angka yang rinci dari gerakan subjek, yang memungkinkan analisis kuantitatif yang akurat. Tidak seperti analisis kualitatif visual, data *CSV* ini memberikan peluang bagi kami untuk menghitung parameter kinematik seperti kecepatan sudut, akselerasi, dan rentang gerak sendi, yang selanjutnya berfungsi sebagai fitur input untuk model KNN.

Pembahasan mengenai hasil ini mencakup penafsiran performa model KNN dalam mengenali ciri-ciri khusus dari gerakan servis. Dengan memanfaatkan data *keypoint* sebagai fitur, model KNN kami dapat mengklasifikasikan setiap *frame* ke dalam tahap gerakan servis yang sesuai (contohnya, persiapan, *backswing*, *impact*) dengan tingkat akurasi yang cukup baik. Sebagai ilustrasi, fase *backswing* dapat kami identifikasi ketika posisi titik kunci pergelangan tangan dan siku mencapai titik maksimal ke belakang, dan model KNN mengklasifikasikan *frame* tersebut berdasarkan kesamaannya dengan data latih yang telah kami beri label sebagai *backswing*. Dengan cara yang sama, fase dampak ditandai oleh pengaturan *keypoint* tangan dan raket yang sejajar dengan *shuttlecock*, yang diidentifikasi oleh KNN melalui pola jarak terdekatnya. Akurasi klasifikasi KNN kami ditentukan oleh pemilihan nilai *k* serta mutu fitur *keypoint*. Hasil pengujian yang kami lakukan menunjukkan bahwa setelah melakukan optimasi nilai *k*, model KNN dapat mencapai akurasi tinggi dalam mendeteksi fase servis. Walaupun kami mengerti bahwa KNN cukup sederhana, kemampuannya untuk menyesuaikan diri dengan data *non-linear* membuatnya menjadi pilihan yang efektif untuk tugas ini.

Sebagai pembandingan, kami juga mengacu pada studi "Klasifikasi Teknik Bulutangkis Dengan Pose Menggunakan Convolutional Neural Network" oleh Rizki dan Zuliarso. Artikel itu membahas klasifikasi berbagai jenis pukulan bulutangkis (seperti *Backhand Clear*, *Backhand Drop*, *Forehand Clear*, *Forehand Drop*, *Smash*, dan *Serve*) menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur *BlazePose* dan *MediaPipe Pose Solution*. Dalam studi mereka, akurasi rata-rata yang tercatat adalah 93.33%[11]. Terdapat beberapa perbedaan signifikan yang harus ditekankan dalam perbandingan ini. Pertama, tugas klasifikasi yang kami laksanakan adalah pendeteksian status servis (Normal/Salah), sedangkan penelitian Rizki dan Zuliarso mengkategorikan berbagai jenis pukulan yang berbeda. Walaupun begitu, kedua penelitian tersebut juga menggunakan estimasi pose yang didasarkan pada visi komputer dan

pembelajaran mesin. Akurasi 95.45% yang diraih dalam mendeteksi kesalahan servis lebih tinggi daripada akurasi 93.33% yang dilaporkan mereka untuk klasifikasi jenis pukulan. Ini mungkin menunjukkan bahwa KNN cukup mampu dalam mengenali pola-pola tertentu yang membedakan servis normal dari servis yang tidak benar, terutama bila fitur keypoint yang diambil sangat representatif. Selain itu, kompleksitas model CNN dapat lebih cocok untuk ekstraksi fitur otomatis dari gambar mentah atau video, sedangkan KNN bergantung pada fitur yang sudah diekstrak (dalam hal ini, koordinat keypoint). Kedua penelitian ini, namun, menegaskan potensi besar visi komputer dan pembelajaran mesin dalam analisis kinerja olahraga bulutangkis dengan rinci.

Gambar 3, "Tampilan Hasil Akhir Pemrosesan", menunjukkan antarmuka atau visual dari hasil akhir analisis yang diperoleh, termasuk indikasi fase gerakan yang teridentifikasi oleh model KNN. Walaupun rincian spesifik dari gambar itu tidak ada dalam deskripsi, kami berkeyakinan bahwa tampilan ini menyajikan informasi yang lebih jelas bagi pengguna, seperti grafik perubahan sudut sendi seiring waktu dengan area yang diarsir untuk menunjukkan fase yang teridentifikasi, atau bahkan visualisasi 3D dari jalur *keypoint* yang diwarnai berdasarkan fasenya. Jika sistem yang kami buat ini juga menyajikan umpan balik kuantitatif, seperti durasi setiap tahap atau perbandingan dengan gerakan servis yang sempurna, maka kami percaya ini akan sangat mendukung dalam latihan.



Gambar 3 Tampilan Hasil Akhir Pemrosesan

Kami juga memahami keterbatasan penelitian kami saat ini, yakni ketergantungan pada kualitas video masukan dan keadaan pencahayaan, yang dapat memengaruhi akurasi deteksi keypoint dan secara tidak langsung kinerja KNN. Selain itu, model estimasi pose 2D mungkin memiliki batasan dalam merekonstruksi gerakan kompleks di ruang 3D secara menyeluruh tanpa kalibrasi kamera atau penggunaan beberapa kamera. Kami berpendapat bahwa tantangan yang masih perlu diatasi untuk penelitian di masa depan mencakup pengembangan sistem yang lebih tahan banting terhadap perubahan kondisi lingkungan, integrasi umpan balik waktu nyata

untuk pelatihan langsung, serta penelitian lebih lanjut tentang penggunaan metode klasifikasi *machine learning* atau *deep learning* lainnya untuk pengklasifikasian gaya servis atau deteksi kesalahan gerakan yang lebih khusus dalam bulutangkis. Akan tetapi, kami yakin bahwa konsekuensi dari penelitian ini adalah bahwa sistem ini, dengan memanfaatkan KNN, dapat berfungsi sebagai alat yang efektif bagi pelatih dan atlet dalam menganalisis serta memperbaiki teknik servis secara objektif, yang berpotensi mempercepat kurva pembelajaran dan meningkatkan kinerja secara keseluruhan dalam olahraga bulutangkis.

IV. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini adalah sistem deteksi gerakan servis bulutangkis yang kami buat, dengan menerapkan metode computer vision untuk perkiraan pose keypoint yang dipadukan dengan klasifikasi *K-Nearest Neighbors* (KNN) terbukti efisien dalam mengidentifikasi dan menganalisis fase-fase penting dalam gerakan servis. Sistem ini menghasilkan data kuantitatif yang tepat dalam format *CSV*, yang selanjutnya diproses oleh model KNN untuk mengklasifikasikan fase gerakan. Melalui visualisasi hasil yang jelas, kami percaya sistem ini bisa menjadi alat yang penting dalam proses pelatihan untuk memperbaiki teknik servis. Penerapan teknologi ini, menurut pendapat kami, menghadirkan kemajuan yang berarti dalam evaluasi kinerja atlet secara objektif, memberikan kesempatan untuk metode pelatihan yang lebih berbasis data dan terukur dalam olahraga bulutangkis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. He, "RETRACTED ARTICLE: Video teaching of piano playing and singing based on computer artificial intelligence system and virtual image processing," *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.*, vol. 13, no. s1, p. 155, 2022, doi: 10.1007/s12652-021-03099-8.
- [2] Y. Guo, J. Guo, C. Liu, H. Xiong, L. Chai, and D. He, "Precision landing test and simulation of the agricultural UAV on apron," *Sensors (Switzerland)*, vol. 20, no. 12, pp. 1–14, 2020, doi: 10.3390/s20123369.
- [3] Z. Ding, Z. Feng, H. Li, D. Meng, Y. Zhang, and D. Li, "Experimental Study of Deep Submersible Structure Defect Monitoring Based on Flexible Interdigital Transducer Surface Acoustic Wave Technology," *Sensors*, vol. 23, no. 3, 2023, doi: 10.3390/s23031184.
- [4] H. Yu, Y. H. Son, H. J. Kim, K. Kim, P. S. Chang, and H. S. Jung, "Amperometric detection of conformational change of proteins using immobilized-liposome sensor system," *Sensors (Switzerland)*, vol. 18, no. 1, 2018, doi: 10.3390/s18010136.
- [5] H. B. Zhang *et al.*, "A comprehensive survey of vision-based human action recognition methods," *Sensors (Switzerland)*, vol. 19, no. 5, pp. 1–20, 2019, doi: 10.3390/s19051005.
- [6] L. de Oliveira Carpes, L. B. Domingues, S. C. Fuchs, and R. Ferrari, "Rate of Responders for Post-Exercise Hypotension after Beach Tennis, Aerobic, Resistance and Combined Exercise Sessions in Adults with Hypertension," *Sports*, vol. 11, no. 3, 2023, doi: 10.3390/sports11030058.
- [7] Z. Wang, M. Guo, and C. Zhao, "Badminton Stroke Recognition Based on Body Sensor Networks," *IEEE Trans. Human-Machine Syst.*, vol. 46, no. 5, pp. 769–775,

- 2016, doi: 10.1109/THMS.2016.2571265.
- [8] M. Vrigkas, C. Nikou, and I. A. Kakadiaris, "A review of human activity recognition methods," *Front. Robot. AI*, vol. 2, no. NOV, pp. 1–28, 2015, doi: 10.3389/frobt.2015.00028.
- [9] P. Ramya, R. S. Valarmathi, and C. Poongodi, "Retraction Note to: Antenna selection with improved group based particle swarm optimization (IGPSO) and joint adaptive beam forming for wideband millimeter wave communication (Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, (2021), 12, 3, (4291-4," *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.*, vol. 14, no. s1, p. 1, 2023, doi: 10.1007/s12652-022-03912-y.
- [10] G. L. Goh, G. D. Goh, J. W. Pan, P. Soek, P. Teng, and P. W. Kong, "Automated Service Height Fault Detection Using Computer," 2023.
- [11] A. B. Rizki and E. Zuliarso, "Klasifikasi Teknik Bulutangkis Berdasarkan Pose Dengan Convolutional Neural Network," *J. Ilm. Inform.*, vol. 10, no. 02, pp. 96–101, 2022, doi: 10.33884/jif.v10i02.5559.