ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

DETEKSI DAN EVALUASI GERAKAN ANGKAT BEBAN MENGGUNAKAN *COMPUTER VISION* DENGAN *MEDIAPIPE POSE ESTIMATION*

I Putu Agus Sugiantara✉, Agus Adi Putrawan, I Putu Oka Wisnawa
Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Bali, Badung, Indonesia
Email: gussugi00@gmail.com

DOI: https://doi.org/10.46880/jmika.Vol10No2.pp493-500

ABSTRACT

Skeletal muscle toning exercises are mandatory for all individuals. One of the effective exercises is compound exercises; these exercises involve more than one joint and more than one muscle. One of the movements is a squat. A squat is very crucial for bone and muscle health for the prevention of sarcopenia because the movement is efficient to train many muscles at once but has a high risk of injury if done with improper posture. The movement evaluation process generally requires direct supervision from a professional trainer, which is costly and time-consuming. This study aims to develop a real-time squat movement evaluation system using computer vision technology through the MediaPipe framework. In contrast to artificial intelligence classification-based detection approaches, this system uses a rule-based method that relies on geometric calculations of angles between joints to validate movements without requiring a training process and external datasets that will make the system lighter. The system works by extracting 33 body landmark points from video captures, then processing the coordinates of the shoulders, hips, knees, and ankles using trigonometric formulas to calculate the angles. The evaluation focused on monitoring hip depth and back posture alignment. Test results indicated that the applied rule-based logic was able to detect postural errors and automatically calculate repetitions with a very small average difference in angular accuracy compared to manual measurements.

Keyword: Computer Vision, Posture Evaluation, Mediapipe, Rule-Based, Squat.

ABSTRAK

Latihan pengencangan otot rangka merupakan hal yang wajib dilakukan untuk semua kalangan individu, salah satu latihan yang efektif adalah gerakan compound exercises atau latihan majemuk, latihan ini melibatkan lebih dari satu sendi dan lebih dari satu otot, salah sastu gerakannya adalah squat, squat sangat krusial bagi kesehatan tulang dan otot untuk pencegahan sarkopenia karena gerakannya yang efisien untuk melatih banyak otot sekaligus, namun memiliki risiko cedera yang tinggi jika dilakukan dengan postur yang kurang tepat. Proses evaluasi gerakan umumnya memerlukan pengawasan langsung dari pelatih profesional yang memakan biaya dan waktu, penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem evaluasi gerakan squat secara real-time menggunakan teknologi Computer Vision melalui framework MediaPipe. Berbeda dengan pendekatan deteksi berbasis klasifikasi kecerdasan buatan, sistem ini menggunakan metode rule-based yang mengandalkan perhitungan geometri sudut antar persendian untuk memvalidasi gerakan tanpa memerlukan proses training dan dataset eksternal yang akan membuat sistem menjadi lebih ringan, sistem bekerja dengan cara mengekstraksi 33 titik landmark tubuh dari tangkapan video, lalu memproses koordinat dari bahu, pinggul, lutut, dan pergelangan kaki menggunakan rumus trigonometri untuk menghitung sudutnya. Evaluasi difokuskan pada pemantauan kedalaman pinggul dan kelurusan postur punggung, hasil pengujian menunjukkan bahwa logika rule-based yang diterapkan mampu mendeteksi kesalahan postur dan menghitung repetisi secara otomatis dengan rata-rata selisih akurasi sudut yang sangat kecil dibandingkan pengukuran manual.

Kata Kunci: Computer Vision, Evaluasi Postur, Mediapipe, Rule-Based, Squat.

PENDAHULUAN

Latihan penguatan otot rangka merupakan aktivitas esensial bagi pemeliharaan kesehatan fisik pada berbagai kalangan usia, penurunan massa otot (sarkopenia) dan kepadatan tulang yang akan dialami setiap individu umumnya terjadi seiring bertambahnya usia dan hal ini dapat dicegah secara efektif dengan cara rutin melakukan latihan beban (*resistance training*). Latihan pengencangan otot rangka ini terbukti memiliki korelasi positif yang kuat terhadap pelestarian fungsi motorik dan pencegahan penyakit metabolik degeneratif pada orang dewasa (Riviati et al., 2025). Salah satu gerakan latihan beban majemuk (*compound exercise*) yang fundamental dan dianjurkan adalah

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

squat, squat termasuk ke dalam gerakan *compound exercise* yang artinya ada lebih dari satu persendian dan lebih dari satu otot yang bekerja disaat kita melakukan gerakan ini. Gerakan *squat* melibatkan berbagai kelompok otot besar di kaki yang menjadikannya sangat efisien untuk merangsang hipertrofi otot dan meningkatkan kekuatan tungkai bagian bawah secara signifikan (Ihsani & Aji, 2025).

Meskipun menawarkan manfaat masif bagi kondisi tubuh, melakukan gerakan squat memiliki risiko cedera biomekanika yang cukup tinggi apabila dilakukan dengan teknik, postur tubuh, dan posisi gerakan yang tidak tepat, khususnya hilangnya kontrol pergerakan tungkai saat menahan beban (Peres et al., 2024) Kesalahan umum yang sering dijumpai pada praktisi pemula meliputi rentang gerak (*range of motion*) yang tidak maksimal, punggung yang membungkuk secara ekstrem (*lumbar flexion*), hingga posisi tumit yang terangkat dari lantai. Dampak dari postur yang salah ini tidak hanya mengurangi tingkat aktivasi otot yang ditargetkan, tetapi juga memberikan gaya tekan (*compressive force*) yang berbahaya pada diskus intervertebralis (bantalan tulang belakang) dan ligamen patela (tendon tempurung lutut). Solusi konvensional untuk meminimalkan risiko ini adalah pendampingan oleh pelatih kebugaran profesional, namun hal ini terbentur pada kendala tingginya biaya jasa dan rendahnya fleksibilitas waktu latihan harian.

Seiring dengan perkembangan teknologi kecerdasan buatan, pemanfaatan *Computer Vision* menawarkan solusi inovatif untuk melakukan pemantauan dan koreksi postur secara otomatis. Berbagai penelitian sebelumnya telah mencoba menyelesaikan masalah ini dengan melatih algoritma klasifikasi menggunakan ribuan *dataset* video (Chern et al., 2025). Namun, ketergantungan pada model *Machine Learning* yang berat sering kali menimbulkan kendala tingginya beban komputasi (*computational cost*) dan latensi pemrosesan, sehingga sulit diimplementasikan secara lancar pada perangkat konsumen menengah ke bawah atau platform berbasis web.

Menanggapi tantangan komputasi tersebut, penelitian ini mengusulkan sebuah pendekatan alternatif yang jauh lebih ringan, yaitu pemanfaatan modul *Pose Estimation* dari *MediaPipe* yang dipadukan murni dengan metode analisis geometri berbasis aturan (*rule-based*). Sistem tidak lagi melakukan klasifikasi per *frame* menggunakan model data, melainkan mengekstraksi koordinat tubuh pengguna dan mengevaluasinya secara instan menggunakan perhitungan trigonometri ruang. Dengan pendekatan matematis ini, sistem dirancang untuk dapat memberikan umpan balik postur dan kalkulasi repetisi secara *real-time* dengan efisiensi sumber daya maksimal. Tujuan utama dari penelitian ini adalah merancang, mengimplementasikan, dan menguji seberapa akurat sistem *rule-based* ini dalam memvalidasi gerakan *squat* guna diimplementasikan pada aplikasi kebugaran berbasis web.

Kebaruan (*novelty*) dan kontribusi ilmiah dari penelitian ini terletak pada pengembangan arsitektur sistem evaluasi gerakan yang secara penuh mengeliminasi ketergantungan pada model inferensi *Machine Learning* sekunder untuk pengenalan fungsional gerakan. Berbeda dengan penelitian-penelitian terdahulu yang memerlukan proses klasifikasi kompleks atau penyusunan *dataset* kustom yang intensif secara komputasi, penelitian ini secara murni mengeksploitasi titik koordinat spasial dari *MediaPipe Pose* untuk diintegrasikan langsung dengan mesin status kondisional (*Finite-State Machine*) berbasis trigonometri geometri ruang. Melalui pendekatan heuristik berbasis aturan (*rule-based*) ini, kompleksitas algoritma dapat ditekan secara drastis. Dengan demikian, sistem tidak hanya mampu beroperasi dengan latensi minimal pada platform *web*, melainkan juga mampu meminimalkan faktor bias pelabelan data (*dataset bias*) konvensional ketika menghadapi variasi karakteristik serta proporsi antropometri tubuh pengguna yang beragam.

TINJAUAN PUSTAKA

Biomekanika dan Standar Gerakan *Squat*

Analisis gerakan *squat* memerlukan pemahaman mendalam mengenai standar biomekanika anatomi manusia. Gerakan *squat* yang aman dan optimal ditandai dengan koordinasi antara sendi panggul (*hip*), lutut (*knee*), dan pergelangan kaki (*ankle*). Fase jongkok (*eccentric phase*) dinyatakan ideal apabila posisi sendi pinggul turun sejajar atau sedikit lebih rendah dibandingkan dengan sendi lutut (Papadakis et al., 2024).Selain itu, penjagaan kurva tulang belakang (*spine*) pada posisi netral adalah mutlak. Kemiringan tulang belakang yang berlebihan sering kali menciptakan postur squat non-standar yang memberikan tarikan tidak wajar pada ligamen panggul dan lutut, sehingga berisiko tinggi memicu cedera (Yao et al., 2026).

Computer Vision dan *Pose Estimation*

Computer Vision merupakan disiplin ilmu komputasi yang berupaya mereplikasi kemampuan sistem visual manusia dalam mengekstraksi dan memahami informasi spasial dari citra digital. Di dalam ruang lingkup ini, *Human Pose Estimation* (HPE)

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

berfokus pada proses lokalisasi persendian kunci (*keypoints* atau *landmarks*) dari tubuh manusia pada gambar dua dimensi atau tiga dimensi (Gao et al., 2025).Teknik *Human Pose Estimation* sangat krusial dalam analisis biomekanika digital karena mampu merepresentasikan subjek dalam bentuk kerangka (*skeleton*), sehingga analisis gerakan tidak lagi terganggu oleh variabel visual yang tidak relevan seperti warna kulit, pakaian, maupun kompleksitas pencahayaan latar belakang.

Framework MediaPipe Pose

MediaPipe adalah *framework open-source* lintas platform yang dikembangkan oleh *Google*, dirancang khusus untuk membangun pipa pemrosesan (*pipeline*) *Machine Learning* terapan pada data multimodal. Pada penelitian ini, pustaka yang digunakan adalah *MediaPipe Pose* yang ditenagai oleh arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) bernama *BlazePose*. *BlazePose* dirancang untuk beroperasi secara *real-time* di berbagai perangkat dengan memetakan 33 *landmark* topologi tubuh manusia (Kim et al., 2023). Keunggulan utama dari *BlazePose* adalah kemampuannya menyajikan titik koordinat spasial (x, y) beserta estimasi kedalaman (z) dan tingkat keyakinan visibilitas (*visibility score*), yang menjadikannya pondasi ekstraksi data yang sangat solid untuk perhitungan sudut.

Pendekatan Geometri (*Rule-Based*) pada Pemrosesan Citra

Berbeda dengan pendekatan *data-driven* di mana sistem harus mempelajari pola dari puluhan ribu dataset visual untuk menentukan kebenaran gerakan, pendekatan *rule-based* beroperasi menggunakan sekumpulan aturan heuristik atau logika pasti (*IF-ELSE*). Evaluasi dilakukan dengan menerapkan prinsip matematika geometri ruang pada titik-titik persendian (Ceballos-Laita et al., 2023). Sudut persendian dikalkulasi dan dicocokkan dengan ambang batas (*threshold*) normal biomekanika tubuh manusia. Pendekatan ini menawarkan interpretabilitas yang tinggi, di mana pelatih olahraga (*domain expert*) dapat dengan mudah menyesuaikan angka ambang batas tanpa perlu melakukan training ulang pada keseluruhan program.

Penelitian Terdahulu

Penelitian oleh (Chern et al., 2025) berhasil mengembangkan sistem deteksi kesalahan *squat* menggunakan dataset lebih dari 8.000 rekaman video yang diklasifikasikan dengan *Machine Learning*. Meskipun memiliki akurasi yang tinggi, model tersebut memerlukan waktu pemrosesan dan kapasitas memori yang signifikan. Di sisi lain, sebuah perancangan model bahasa pergerakan fungsional (Movement Description Language) (Sousa et al., 2026) menunjukkan bahwa pemanfaatan fitur geometri dari *MediaPipe* memiliki potensi besar untuk evaluasi langsung tanpa pelatihan dataset ekstensif. Berpijak dari gap riset tersebut, penelitian ini sepenuhnya mengeliminasi penggunaan dataset prediktif dan fokus pada penyempurnaan akurasi kalkulasi trigonometri, menjadikannya solusi yang sangat optimal untuk integrasi pada arsitektur aplikasi berbasis web.

METODE PENELITIAN

Desain Sistem dan Alur Pemrosesan

Penelitian ini mengadopsi metode *Research and Development* (*R&D*) untuk menghasilkan purwarupa aplikasi asisten kebugaran. Arsitektur sistem secara keseluruhan dibangun menggunakan bahasa pemrograman *Python*, dengan memanfaatkan *framework Streamlit* sebagai antarmuka pengguna berbasis web. Pemilihan *Streamlit* didasarkan pada efisiensinya dalam mengintegrasikan *pipeline Computer Vision* secara langsung, memungkinkan pemrosesan *backend* dan visualisasi *frontend* berjalan di dalam satu ekosistem tanpa memerlukan konfigurasi perantara (*API/WebSockets*) yang kompleks.

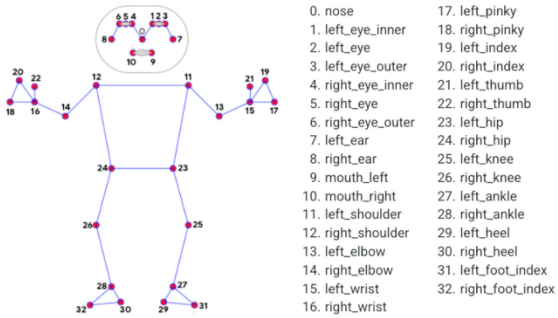
Alur pemrosesan dimulai ketika pengguna memberikan izin akses peramban (browser) terhadap kamera. *Frame* video ditangkap secara *real-time* dan langsung diteruskan ke dalam modul *MediaPipe Pose.* Setelah 33 *landmark* tubuh terdeteksi, sistem mengekstrak koordinat persendian yang dibutuhkan. Kumpulan koordinat ini kemudian dimasukkan ke dalam fungsi trigonometri untuk menghitung derajat sudut. Hasil perhitungan sudut kemudian divalidasi dengan logika *rule-based* untuk menghasilkan status repetisi dan peringatan postur yang langsung di-render kembali ke atas antarmuka video *Streamlit* sebagai *overlay visual*. Keseluruhan pencatatan log latihan kemudian diproses oleh skrip *Python* untuk disimpan ke dalam basis data.

Ekstraksi Koordinat *Landmark* Tubuh

Dari total 33 *landmark* yang disediakan oleh *MediaPipe*, sistem menyeleksi dan memfilter hanya titik-titik yang secara langsung terlibat dalam rantai kinetik gerakan *squat*. Titik koordinat spasial yang diekstraksi adalah sebagai berikut:

1. Bahu (Kiri: 11, Kanan: 12)
2. Pinggul (Kiri: 23, Kanan: 24)
3. Lutut (Kiri: 25, Kanan: 26)
4. Pergelangan Kaki (Kiri: 27, Kanan: 28)

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.



Gambar 1. 33 Titik *Landmark* Tubuh

Perumusan Logika Aturan (*Rule-Based*) dan Trigonometri

Untuk melakukan evaluasi postur tanpa menggunakan model prediktif, sistem mengandalkan perhitungan geometri matematika berbasis aturan. Penentuan sudut pada setiap persendian membutuhkan tiga titik koordinat spasial dua dimensi (*x, y*) yang diekstraksi secara *real-time* dari *landmark MediaPipe Pose*. Sebagai contoh kasus, untuk menghitung sudut kelengkungan pada sendi pinggul (*B*), sistem menetapkan titik koordinat bahu sebagai titik awal (*A*), pinggul sebagai titik sudut persendian (*B*), dan lutut sebagai titik akhir (*C*).

Langkah pertama yang dilakukan oleh algoritma adalah membentuk dua buah vektor arah, yaitu vektor *BA* (vektor dari pinggul ke bahu) dan vektor *BC* (vektor dari pinggul ke lutut). Representasi komponen dari kedua vektor tersebut dirumuskan pada Persamaan (1) dan Persamaan (2).

$$BA\ (xA\ -\ xB, yA - yB) \ldots (1)$$

$$BC\ (xC\ -\ xB, yC - yB)\ \ldots (2)$$

Setelah komponen vektor didapatkan, sudut θ (dalam satuan radian) yang terbentuk di antara kedua vektor tersebut dapat dihitung menggunakan prinsip perkalian titik (*dot product*) dan *invers* kosinus (arccos), sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (3).

$$\theta\ = \arccos\left(\frac{BA\ \cdot\ BC}{|BA|\ \mathrm{x}\ |BC|}\right)\ \ldots (3)$$

Di mana operasi perkalian titik(*BA.BC*) pada pembilang dijabarkan secara skalar melalui perkalian antar komponen sumbu koordinatnya pada Persamaan (4).

$$BA \cdot BC = (xA - xB)(xC - xB) + (yA - yB)(yC - yB)\ \ldots (4)$$

Sedangkan simbol $|BA|$ dan $|BC|$ pada bagian penyebut melambangkan magnitudo atau panjang dari masing-masing vektor. Nilai magnitudo ini dihitung menggunakan rumus jarak *Euclidean* ruang dua dimensi berdasarkan teorema Pythagoras, yang direpresentasikan pada Persamaan (5) dan Persamaan (6).

$$|BA| = \sqrt{(xA - xB)^2 + (yA - yB)^2}\ \ldots (5)$$

$$|BC| = \sqrt{(xC - xB)^2 + (yC - yB)^2}\ \ldots (6)$$

Oleh karena hasil keluaran dari fungsi *invers* kosinus (*arccos*) pada piranti lunak *Python* secara standar bernilai dalam satuan radian, sistem melakukan tahapan konversi akhir ke dalam satuan derajat ($\theta°$). Proses transformasi satuan ini diimplementasikan melalui Persamaan (7).

$$\theta° = \theta\ \mathrm{x}\left(\frac{180}{\pi}\right)\ \ldots (7)$$

Algoritma perhitungan geometri ini dieksekusi secara iteratif pada setiap *frame* video untuk memantau fluktuasi sudut persendian secara dinamis. Perhitungan ini diaplikasikan secara independen pada sisi kiri (*left body joints*) dan sisi kanan (*right body joints*) tubuh pengguna. Pendekatan bilateral ini sangat krusial untuk menjaga akurasi evaluasi, sehingga sistem tetap dapat memberikan penilaian yang objektif meskipun posisi pengambilan gambar dari kamera *webcam* berada pada sudut yang sedikit asimetris atau cenderung diagonal (*three-quarter view*).

Algoritma Evaluasi Postur dan Repetisi

Setelah nilai sudut derajat pada masing-masing persendian didapatkan dari setiap *frame*, algoritma *rule-based* memproses validasi gerakan menggunakan pendekatan *state machine*. Logika evaluasi dibagi ke dalam tiga tahapan kondisional berikut:

1. Identifikasi Fase Turun (*Eccentric*): Sistem memantau fluktuasi sudut pada sendi lutut secara kontinu. Apabila sudut lutut mengecil dan melewati batas ambang (*threshold*) < 90°, sistem mengidentifikasi bahwa pengguna telah mencapai kedalaman *squat* yang valid (paha sejajar atau lebih rendah dari lutut). Pada titik ini, sistem mengubah dan mengunci status variabel state menjadi fase *Down*.
2. Deteksi Anomali Kelengkungan Punggung: Bersamaan dengan eksekusi fase *Down*, sistem mengevaluasi sudut kemiringan tubuh bagian atas. Sudut ini dikalkulasi berdasarkan garis vektor yang menghubungkan bahu dan pinggul terhadap garis

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

sumbu vertikal imajiner. Jika nilai kecondongan melampaui batas toleransi mekanis (yaitu > 45° dari sumbu vertikal), sistem secara seketika memicu umpan balik (*feedback*) berupa peringatan visual "Punggung Membungkuk" guna mencegah risiko cedera pada area lumbar.

3. Identifikasi Fase Naik (*Concentric*) dan Pencatatan (*Logging*): Validasi satu repetisi penuh dilakukan dengan memastikan pengguna menyelesaikan siklus pergerakan. Jika sistem sebelumnya telah mencatat status fase *Down* yang sah, dan kemudian mendeteksi sudut lutut kembali membesar hingga menembus batas > 160° (merepresentasikan postur tubuh kembali berdiri tegak), maka gerakan dievaluasi sebagai satu repetisi utuh. Sistem akan menambahkan nilai *increment* pada variabel total_repetisi, memperbarui tampilan angka repetisi tersebut secara *real-time* pada antarmuka layar, dan mengembalikan (*reset*) status *state* ke posisi awal untuk siap mendeteksi siklus repetisi berikutnya.

Skenario Pengujian Sistem

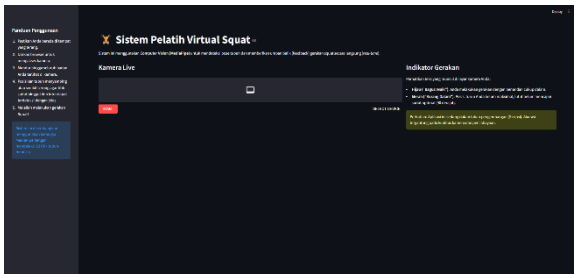
Pengujian dilakukan dengan parameter validasi perhitungan sudut geometri dan performa komputasi. Akurasi sudut diuji dengan membandingkan sudut yang diproses oleh *MediaPipe* dengan hasil pengukuran manual menggunakan busur derajat digital pada perangkat lunak video *tracking* gerak lambat. Pengujian logika *rule-based* dilakukan dengan memerintahkan subjek untuk melakukan variasi *squat* (normal, *half-squat*, dan membungkuk). Sedangkan evaluasi performa diukur dari stabilitas FPS (*Frames Per Second*) selama *script Python* berjalan mengeksekusi logika matematika tanpa *Machine Learning sekunder*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Implementasi Antarmuka Sistem

Sistem deteksi berhasil diimplementasikan ke dalam ekosistem aplikasi web yang dibangun menggunakan *framework Streamlit*. Antarmuka *Streamlit* dirancang secara minimalis namun interaktif, di mana seluruh komponen kontrol dan visualisasi aliran video terintegrasi di dalam satu halaman platform *Python*. Hasil implementasi antarmuka utama sistem dapat dilihat pada Gambar 2.

Begitu pengguna memulai sesi komputasi, komponen visual pada halaman web secara langsung menampilkan dan merender titik-titik serta garis penghubung kerangka (*skeleton overlay*) tepat di atas anatomi pengguna secara *real-time*.



Gambar 2. Halaman menu utama website

Meskipun *Streamlit* pada dasarnya mengeksekusi skrip *Python* secara linear dari atas ke bawah (*rerun*), sistem mengoptimalkan pemrosesan *frame* video menggunakan komponen penampung citra (*image placeholder*) yang diperbarui secara iteratif di dalam kalang (*looping*). Pendekatan ini mencegah terjadinya pemuatan ulang halaman (*page reload*) secara keseluruhan pada setiap *frame*, sehingga konsumsi memori peramban tetap stabil tanpa membebani *resource* perangkat klien. Umpan balik berupa teks peringatan keamanan postur dan penghitung repetisi (*counter*), sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1, juga ditampilkan secara dinamis pada panel ini, memastikan pengguna mendapatkan informasi visual seketika tanpa harus merusak postur latihan untuk melihat layar dengan saksama.

Evaluasi Akurasi Perhitungan Sudut Geometri

Pengujian vital pada penelitian ini adalah membuktikan bahwa ekstraksi 2D/3D dari *MediaPipe* dipadukan dengan perhitungan trigonometri cukup presisi untuk dijadikan patokan mutlak. Hasil pengujian pengukuran sudut lutut saat posisi jongkok maksimal (*Deep Squat*) dari 3 kandidat dengan kondisi fisik berbeda yang masing masing memiliki 10 sampel gerakan secara acak disajikan pada Tabel 1, Tabel 2, dan Tabel 3.

Tabel 1. Perbandingan Sudut Sistem vs Pengukuran Manual Kandidat 1

Sampel Uji	Sudut MediaPipe	Sudut Manual	Selisih Error
Gerakan 1	96°	95°	1°
Gerakan 2	62°	60°	2°
Gerakan 3	167°	156°	1°
Gerakan 4	109°	108°	1°
Gerakan 5	161°	160°	1°
Gerakan 6	142°	140°	1°
Gerakan 7	72°	70°	2°
Gerakan 8	60°	61°	1°
Gerakan 9	95°	95°	0°
Gerakan 10	154°	154°	0°

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Tabel 2. Perbandingan Sudut Sistem vs Pengukuran Manual Kandidat 2

Sampel Uji	Sudut MediaPipe	Sudut Manual	Selisih Error
Gerakan 1	157°	156°	1°
Gerakan 2	66°	68°	2°
Gerakan 3	121°	121°	0°
Gerakan 4	96°	97°	1°
Gerakan 5	111°	112°	1°
Gerakan 6	156°	157°	1°
Gerakan 7	62°	63°	1°
Gerakan 8	92°	92°	0°
Gerakan 9	108°	109°	1°
Gerakan 10	110°	111°	1°

Tabel 3. Perbandingan Sudut Sistem vs Pengukuran Manual Kandidat 3

Sampel Uji	Sudut MediaPipe	Sudut Manual	Selisih Error
Gerakan 1	100°	102°	2°
Gerakan 2	70°	71°	1°
Gerakan 3	62°	62°	0°
Gerakan 4	82°	81°	2°
Gerakan 5	153°	152°	1°
Gerakan 6	139°	139°	0°
Gerakan 7	102°	103°	1°
Gerakan 8	71°	70°	1°
Gerakan 9	119°	120°	1°
Gerakan 10	150°	152°	2°

Untuk memberikan analisis statistik yang komprehensif, performa akurasi sistem dievaluasi secara kuantitatif menggunakan dua metrik pengukuran standar, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE). MAE digunakan untuk melihat rata-rata selisih absolut secara keseluruhan, sedangkan RMSE diterapkan untuk memberikan penalti lebih besar jika terdapat pencilan kesalahan (*outlier*) yang signifikan selama pengujian. Rumusan matematis untuk MAE dan RMSE ditunjukkan berturut-turut pada Persamaan (8) dan Persamaan (9).

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i| \quad \ldots (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2} \quad \ldots . (9)$$

Di mana n melambangkan jumlah total sampel pengujian (30 sampel), y_i adalah nilai sudut hasil pengukuran manual (busur derajat), dan $\hat{y}_i$ merupakan nilai sudut yang diproyeksikan oleh sistem *rule-based* MediaPipe.

Berdasarkan kompilasi data dari 30 sampel pengujian pada ketiga kandidat, akumulasi total selisih sudut adalah sebesar 30 derajat. Hasil kalkulasi statistik menunjukkan nilai MAE sebesar 1.0° dan nilai RMSE sebesar 1.18°. Nilai MAE dan RMSE yang sangat rendah (mendekati angka 1) ini membuktikan bahwa simpangan deteksi sistem sangatlah minim dan stabil. Tidak ditemukan adanya *outlier* akurasi yang melampaui batas toleransi 2 derajat pada seluruh fase pergerakan *squat*. Tingkat presisi ini sudah sangat mencukupi dan memenuhi standar evaluasi biomekanika olahraga. Kondisi ini secara konklusif memverifikasi bahwa pendekatan geometri murni sangat tangguh dan layak digunakan untuk menggantikan proses pelabelan data manual (*Machine Learning*), terlepas dari perbedaan proporsi anatomi tubuh penggunanya.

Pengujian Kedalaman *Squat* (*Range of Motion*)

Logika *rule-based* untuk evaluasi repetisi (*counter*) diuji ketahanannya dengan simulasi gerakan repetisi parsial. Saat pengguna (atlet) melakukan eksekusi *half-squat* (turun hanya setengah jalan dengan sudut lutut tertahan di angka 110°), sistem algoritma secara konsisten mengabaikan perubahan fase dan menolak menambahkan jumlah repetisi. Kalkulasi (*counter*) baru bertambah saat pinggul melewati ambang batas 90°. Hal ini memecahkan masalah subjektivitas penghitungan manual dan memaksa pengguna untuk melakukan standar *squat* yang optimal.

Pengujian Peringatan Postur Punggung

Pada simulasi postur berisiko, subjek uji diminta untuk menjatuhkan postur dadanya ke arah depan secara ekstrem saat posisi berjongkok. Algoritma evaluasi yang terus mengalkulasi vektor antara persendian bahu dan pinggul secara iteratif langsung merespons ketika nilai sudut melewati *threshold* batas rawan. Peringatan *on-screen* berbunyi secara instan, dan *log* metrik kesalahan segera dibentuk oleh sistem *backend* menuju struktur *database*. Kemampuan deteksi langsung ini menjadi keunggulan yang tidak bisa didapatkan jika perekaman video harus dianalisis secara manual pasca-latihan.

Analisis Performa dan Waktu Komputasi

Salah satu keunggulan utama dalam penelitian ini adalah efisiensi komputasi yang dicapai melalui eliminasi penggunaan dataset dan model klasifikasi kecerdasan buatan yang berat. Pengujian profiling perangkat lunak pada lingkungan perangkat

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

berspesifikasi menengah (prosesor AMD Ryzen 5 5625U dengan memori RAM 16 GB) menunjukkan bahwa keseluruhan pemrosesan, mulai dari tangkapan kamera, ekstraksi landmark MediaPipe, kalkulasi *rule-based*, hingga proses perenderan visual antarmuka, mengonsumsi total latensi rata-rata sekitar 64 milidetik per *frame*.

Hal ini menghasilkan performa pemrosesan aliran video *real-time* yang berjalan stabil di kisaran 15 FPS (*Frames Per Second*). Performa ini cukup responsif dan memadai untuk kebutuhan analisis biomekanika gerakan squat yang tidak menuntut pergerakan berkecepatan ekstrim.

Untuk mengevaluasi posisi dan kontribusi sistem yang diusulkan, dilakukan analisis komparatif kontrastif terhadap penelitian terdahulu yang mengadopsi pendekatan klasifikasi berbasis *Machine Learning* (ML) maupun *Deep Learning* (DL). Model evaluasi gerakan *squat* konvensional, seperti yang dikembangkan oleh (Chern et al., 2025), sangat bergantung pada proses pelatihan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan lebih dari 8.000 rekaman video kustom. Meskipun pendekatan *data-driven* tersebut menawarkan akurasi prediktif yang tinggi, implementasinya membutuhkan beban komputasi (*computational cost*) yang masif, waktu pelatihan model (*training time*) yang lama, serta ketergantungan penuh pada perangkat keras berspesifikasi tinggi (GPU diskrit) agar dapat melakukan inferensi secara *real-time*. Keterbatasan ini membuat model berbasis ML/DL sulit atau bahkan tidak dapat dijalankan secara lancar langsung di sisi klien peramban (*web browser*) tanpa dukungan peladen (*backend server*) eksternal yang mahal.

Sebaliknya, sistem asisten kebugaran virtual yang dirancang dalam penelitian ini sepenuhnya mengeliminasi lapisan inferensi kecerdasan buatan sekunder tersebut. Dengan memanfaatkan ekstraksi *landmark* dari pustaka MediaPipe yang dilanjutkan dengan kalkulasi geometri *rule-based* murni, sistem mampu memangkas kebutuhan memori secara drastis karena tidak perlu memuat berkas bobot (*weight file*) model yang besar. Dari aspek kebutuhan data, sistem ini memiliki keunggulan mutlak berupa *zero-dataset dependency*, di mana validasi gerakan tidak memerlukan data latih eksternal sama sekali.

Meskipun terdapat *overhead* perenderan visual dari *framework* Streamlit yang membatasi performa pada angka 15 FPS dengan latensi total 64 ms pada perangkat kelas menengah (prosesor AMD Ryzen 5 5625U), karakteristik performa ini terbukti konsisten dan stabil tanpa risiko penurunan performa (*stuttering*) akibat fluktuasi beban memori grafis yang biasa terjadi pada pemrosesan model *deep learning*. Lebih lanjut, pendekatan heuristik ini juga menyelesaikan masalah bias antropometri tubuh pengguna yang sering menjadi kelemahan model *Machine Learning*. Model ML sering kali mengalami penurunan akurasi jika diuji pada subjek baru yang memiliki proporsi tubuh atau pakaian yang berbeda dari *dataset* pelatihan. Sementara itu, sistem *rule-based* berbasis trigonometri ruang ini mengevaluasi gerakan secara objektif dan universal karena aturan batas (*threshold*) sudut didasarkan pada hukum biomekanika murni struktur anatomi manusia, bukan hasil probabilitas data statistik.

KESIMPULAN DAN SARAN

Pengembangan sistem evaluasi dan analisis gerakan *squat* menggunakan *Computer Vision* melalui *framework MediaPipe* terbukti beroperasi sangat efektif melalui penerapan metode *rule-based* murni. Implementasi perhitungan geometri sudut trigonometri pada titik koordinat persendian mampu secara presisi menggantikan fungsi analisis probabilistik dari *dataset Machine Learning*, sehingga menyajikan validasi gerakan serta kalkulasi repetisi yang jauh lebih efisien dalam komputasi dan responsif untuk platform web. Selisih akurasi sudut sistem yang sangat minim dibandingkan pengukuran manual membuktikan kelayakan metode ini. Untuk pengembangan selanjutnya, antarmuka pengguna dapat disempurnakan dengan integrasi instruksi koreksi audio (*voice-over feedback*) agar konsentrasi pengguna pada gerakan tidak terganggu oleh kebutuhan melihat layar gawai, serta ekspansi perumusan logika sudut untuk menganalisis gerakan majemuk (*compound*) olahraga kebugaran lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

Ceballos-Laita, L., Marimon, X., Masip-Alvarez, A., Cabanillas-Barea, S., Jiménez-del-Barrio, S., & Carrasco-Uribarren, A. (2023). A Beta Version of an Application Based on Computer Vision for the Assessment of Knee Valgus Angle: A Validity and Reliability Study. *Healthcare (Switzerland)*, *11*(9). https://doi.org/10.3390/healthcare11091258

Chern, Y. R., Lee, Y., Lin, H. C., Chen, G. T., Chen, Y. H., Lin, F. S., ... & Huang, C. H. (2025). Investigation of intelligent barbell squat coaching system based on computer vision and machine learning. *arXiv preprint arXiv:2503.23731*.

Gao, Z., Chen, J., Liu, Y., Jin, Y., & Tian, D. (2025). A systematic survey on human pose estimation: upstream and downstream tasks, approaches, lightweight models, and prospects. *Artificial*

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Intelligence Review, *58*(3). https://doi.org/10.1007/s10462-024-11060-2

Ihsani, I., & Aji, T. (2025). Effect of Squat Jump and Bodyweight Squat Training on Leg Muscle Strength in Wushu Taolu Athletes. *Kinestetik : Jurnal Ilmiah Pendidikan Jasmani*, *9*(3), 804–814. https://doi.org/10.33369/jk.v9i3.43672

Kim, J. W., Choi, J. Y., Ha, E. J., & Choi, J. H. (2023). Human Pose Estimation Using MediaPipe Pose and Optimization Method Based on a Humanoid Model. *Applied Sciences (Switzerland)*, *13*(4). https://doi.org/10.3390/app13042700

Papadakis, Z., Stamatis, A., Almajid, R., Appiah-Kubi, K., Smith, M. L., Parnes, N., & Boolani, A. (2024). Addressing Biomechanical Errors in the Back Squat for Older Adults: A Clinical Perspective for Maintaining Neutral Spine and Knee Alignment. *Journal of Functional Morphology and Kinesiology*, *9*(4). https://doi.org/10.3390/jfmk9040224

Peres, A. B., Sancassani, A., Castro, E. A., Almeida, T. A. F., Massini, D. A., Macedo, A. G., Espada, M. C., Hernández-Beltrán, V., Gamonales, J. M., & Pessôa Filho, D. M. (2024). Comparing Video Analysis to Computerized Detection of Limb Position for the Diagnosis of Movement Control during Back Squat Exercise with Overload. *Sensors*, *24*(6). https://doi.org/10.3390/s24061910

Riviati, N., Darma, S., Reagan, M., Iman, M. B., Syafira, F., & Indra, B. (2025). Relationship between Muscle Mass and Muscle Strength with Bone Density in Older Adults: A Systematic Review. In *Annals of Geriatric Medicine and Research* (Vol. 29, Number 1, pp. 1–14). Korean Geriatrics Society. https://doi.org/10.4235/agmr.24.0113

Sousa, L., Canedo, D., Santos, P., & Neves, A. (2026). A Movement Description Language for Functional Training Exercise Analysis. *Journal of Functional Morphology and Kinesiology*, *11*(2), 162. https://doi.org/10.3390/jfmk11020162

Yao, L., Dai, Z., & Xiong, K. (2026). Non-Standard Squat Posture Detection Method Using Human Skeleton. *Computers*, *15*(5). https://doi.org/10.3390/computers15050293

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.