

Klasifikasi Analisis Gerakan Squat untuk Pemula dan Profesional Menggunakan Metode SVM Berbasis MediaPipe

Bima Andika Putra, Bedy Purnama, Bayu Erfianto

Universitas Telkom, Indonesia

Email: bimaandika@student.telkomuniversity.ac.id, bedypurnama@telkomuniversity.ac.id, erfianto@telkomuniversity.ac.id

Abstrak:

Gerakan squat dianggap sebagai latihan yang sangat penting dalam kebugaran dan rehabilitasi, membutuhkan koordinasi serta postur tubuh yang benar. Pelaksanaan yang keliru, terutama oleh mereka yang baru mulai, dapat meningkatkan kemungkinan terjadinya cedera. Untuk mengatasi masalah ini, ada kebutuhan akan sistem otomatis yang dapat mengklasifikasikan keterampilan pengguna berdasarkan pose tubuh saat melakukan squat. Penelitian ini menggunakan teknologi visi komputer untuk mendeteksi dan menilai kualitas gerakan. Salah satu masalah utama dalam sistem evaluasi squat yang ada adalah kemampuannya yang terbatas dalam menilai tingkat keterampilan; banyak di antaranya hanya memberikan umpan balik dalam bentuk benar atau salah. Maka, sangat penting untuk mengembangkan sistem klasifikasi yang dapat membedakan antara pemula dan atlet berpengalaman, terutama dalam mendukung program latihan yang lebih adaptif dan memberikan informasi. Salah satu solusi yang diusulkan adalah mengintegrasikan MediaPipe sebagai alat untuk ekstraksi pose dan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) sebagai metode klasifikasi. Data video dari 40 pengguna diubah menjadi koordinat pose, yang kemudian digunakan untuk melatih model SVM dengan kernel RBF. Hasil dari pengujian menunjukkan tingkat akurasi yang baik, sebesar 99,1%, yang menunjukkan seberapa efektif sistem ini dalam secara otomatis dan akurat mengidentifikasi tingkat keterampilan.

Kata kunci: mediapipe, SVM, klasifikasi keterampilan, squat, visi komputer, pembelajaran mesin

Abstract

The squat movement is considered a very important exercise in fitness and rehabilitation, requiring coordination and proper body posture. Incorrect execution, especially by beginners, can increase the likelihood of injury. To address this issue, there is a need for an automated system that can classify users' skills based on body pose while performing squats. This research uses computer vision technology to detect and assess the quality of movement. One of the main issues in the existing squat evaluation system is its limited ability to assess skill levels; many of them only provide feedback in the form of right or wrong. Therefore, it is very important to develop a classification system that can distinguish between beginners and experienced athletes, especially in supporting more adaptive training programs and providing information. One of the proposed solutions is to integrate MediaPipe as a tool for pose extraction and to use the Support Vector Machine (SVM) algorithm as the classification method. Video data from 40 users was converted into pose coordinates, which were then used to train the SVM model with an RBF kernel. The results of the testing show a good accuracy level of 99.1%, which indicates how effective this system is in automatically and accurately identifying skill levels.

Keywords: mediapipe, SVM, klasifikasi keterampilan, squat, visi komputer, pembelajaran mesin

Corresponding: Bima Andika Putra, Bedy Purnama
E-mail: bimaandika@student.telkomuniversity.ac.id



PENDAHULUAN

Gerakan squat adalah latihan dasar yang sering dipakai dalam program pelatihan fisik serta rehabilitasi. Aktivitas ini membutuhkan koordinasi otot yang rumit, sehingga cara pelaksanaannya sangat berpengaruh pada efektivitas Latihan (Surya Abhishek & Sridevi, 2025). Masih banyak orang, terutama pemula, yang melakukan squat dengan cara yang tidak

benar, yang dapat meningkatkan kemungkinan cedera (Adelsberger & Troster, 2013; Chang & Chen, 2013; Kim & Lee, 2018).

Untuk menilai dan mengawasi kualitas gerakan, teknologi pelacakan pose berbasis video mulai banyak digunakan (Khan et al., 2024; Yu et al., 2024; Maçães et al., 2025). Salah satu solusi yang efektif dan fleksibel adalah MediaPipe, yang dapat mendeteksi titik tubuh dari video secara otomatis dan dalam waktu nyata. Kemampuannya untuk berfungsi tanpa adanya marker atau sensor fisik menjadikannya sangat cocok untuk sistem berbasis visi komputer yang sederhana tetapi efisien (Zhao et al., 2021; Cattani et al., 2025; Lamani et al., 2025).

Namun, sebagian besar metode yang ada saat ini masih berpusat pada klasifikasi benar atau salah saat melakukan gerakan (Liao et al., 2020; Zivi et al., 2020). Belum banyak perhatian diberikan pada kemampuan sistem untuk mengidentifikasi tingkat keterampilan seseorang saat melakukan squat, seperti membedakan antara pemula dan profesional. Ini adalah kekurangan yang perlu diatasi agar sistem evaluasi gerakan bisa memberikan informasi yang lebih bermanfaat (Gilbertson et al., 2022; Li et al., 2021; Li et al., 2022).

Penelitian ini berusaha memberikan solusi dengan menggabungkan MediaPipe sebagai alat untuk mengekstrak fitur gerakan dan Support Vector Machine (SVM) sebagai algoritma klasifikasi untuk menentukan tingkat keterampilan pengguna. SVM dipilih karena metode ini sangat baik dalam mengklasifikasikan data yang kompleks dan berdimensi tinggi. Dengan pendekatan ini, diharapkan sistem yang dibuat dapat memberikan penilaian keterampilan yang tepat dan dapat diterapkan dalam berbagai konteks pelatihan fisik.

Topik dari proyek akhir ini berfokus pada pengenalan tingkat keterampilan pengguna saat melakukan gerakan squat dengan memanfaatkan teknologi visi komputer. Teknik squat yang dilakukan dengan cara yang tidak benar dapat meningkatkan risiko cedera dan menurunkan kualitas latihan. Oleh karena itu, penting untuk mengembangkan suatu sistem otomatis yang dapat mengidentifikasi keterampilan pengguna, khususnya yang membedakan antara pemula dan profesional.

Sistem ini menggunakan MediaPipe untuk mengekstrak pose atau titik tubuh dari video squat. Koordinat titik-titik tubuh yang dihasilkan oleh MediaPipe akan digunakan sebagai fitur input untuk proses klasifikasi (Mishra et al., 2024; Supanich & Kulkarineetham, 2023). Algoritma Support Vector Machine (SVM) diterapkan untuk menciptakan model klasifikasi yang dapat membedakan kategori keterampilan berdasarkan pola postur yang diperoleh dari data latihan. Sistem ini menghasilkan label klasifikasi yang menunjukkan apakah pengguna termasuk dalam kategori pemula atau profesional, berdasar pada data pelatihan yang telah ditetapkan sebelumnya. Misalnya, sistem akan menganalisis input video squat dan mengklasifikasikan keterampilan pengguna berdasarkan ciri-ciri posenya.

Dalam penelitian ini, terdapat beberapa batasan yang perlu diperhatikan. Pertama, data yang digunakan hanya mencakup video gerakan squat, sehingga sistem ini belum mencakup jenis latihan fisik lain. Kedua, jumlah video sampel untuk melatih model relatif kecil jika dibandingkan dengan penelitian serupa, yang disebabkan oleh keterbatasan waktu dan sumber daya komputasi. Ketiga, kategori keterampilan hanya dibagi menjadi dua kelas: pemula (latihan kurang dari 1 tahun) dan profesional (latihan 1 tahun atau lebih), yang ditentukan berdasarkan informasi tentang pengalaman latihan, bukan evaluasi dari instruktur langsung.

Keempat, sistem ini hanya dapat mendeteksi dan mengklasifikasikan berdasarkan postur tubuh statis untuk setiap frame, tanpa menggabungkan pemodelan temporal atau analisis urutan frame yang lebih kompleks. Meski ada batasan ini, penelitian ini tetap berfokus pada penyelesaian tugas akhir dalam satu semester dan membawa peluang untuk pengembangan lebih lanjut, seperti integrasi data temporal, penambahan jenis latihan, dan klasifikasi multi-level dalam penelitian di masa depan.

Penelitian ini memiliki tujuan untuk menciptakan sebuah sistem yang dapat mengklasifikasikan tingkat keterampilan pengguna ketika melakukan gerakan squat. Sistem ini akan bergantung pada data pose yang diambil dari video melalui MediaPipe dan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) untuk klasifikasi. Diharapkan bahwa sistem ini dapat secara otomatis membedakan pengguna ke dalam dua kategori keterampilan: pemula dan profesional, serta memberikan tingkat akurasi yang terukur.

Dalam hal ini, sistem akan dirancang untuk mengkonversi data pose yang berhasil diambil menjadi fitur numerik penting yang bisa diproses oleh SVM. Selanjutnya, sistem akan diuji untuk menilai seberapa baik kemampuan klasifikasinya dengan menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

Tujuan lain dari penelitian ini adalah untuk menemukan tantangan teknis yang mungkin muncul saat mengintegrasikan MediaPipe dan SVM, terutama yang berkaitan dengan proses pra-pengolahan data pose, pengolahan fitur, serta bagaimana jumlah data mempengaruhi hasil klasifikasi. Dengan tercapainya tujuan-tujuan ini, diharapkan penelitian ini bisa memberikan kontribusi sebagai pendekatan awal yang sah dalam mengembangkan sistem klasifikasi kualitas keterampilan gerakan squat yang berbasis video.

METODE PENELITIAN

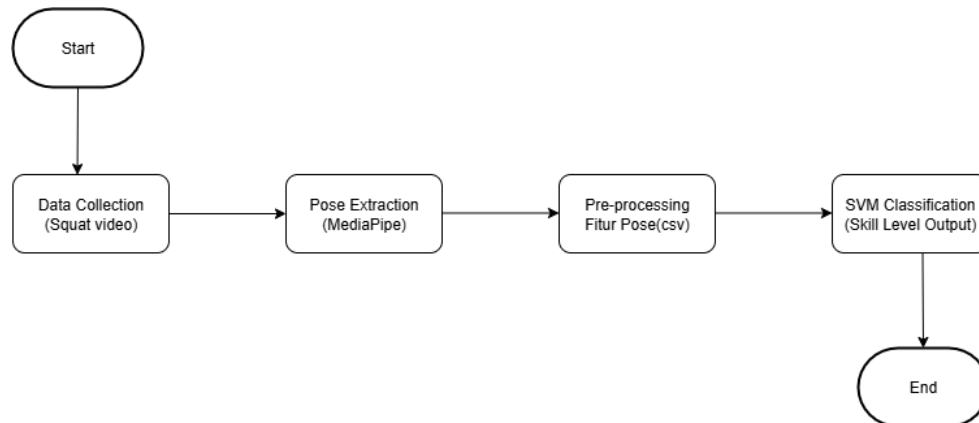
Metode penelitian yang digunakan dalam studi ini mencakup analisis berbasis teknologi pengolahan gambar dan pembelajaran mesin. Data yang digunakan terdiri dari 40 video orang yang melakukan gerakan squat, dengan 20 video dari pemula dan 20 video dari profesional, yang direkam dari sudut pandang depan kamera. MediaPipe dimanfaatkan untuk mengenali 33 titik landmark tubuh di setiap frame, menghasilkan total 132 fitur per frame. Setelah proses akuisisi, video tersebut diubah menjadi file CSV yang kemudian disatukan dan dibersihkan, dengan penambahan label kelas di mana pemula mendapatkan label 0 dan profesional label 1. Dataset dibagi dengan rasio 70% untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian. Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) digunakan karena kemampuannya dalam memproses data berdimensi tinggi dan efisiensinya dalam klasifikasi non-linier, di mana data dari MediaPipe dilatih menggunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF) dengan parameter yang dioptimalkan melalui *grid search*. Evaluasi sistem dilakukan dengan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score, serta menggunakan *confusion matrix* untuk memahami distribusi prediksi yang benar dan salah pada setiap kelas.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Sistem yang Dibangun

Dalam studi ini, sistem yang dibuat bertujuan untuk mengidentifikasi tingkat keahlian dalam melakukan gerakan squat, yaitu untuk membedakan antara berpengalaman dan pemula.

Sistem ini menggunakan MediaPipe sebagai alat untuk mengambil pose tubuh dari video dan menerapkan algoritma klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) untuk proses klasifikasi. Pengembangan sistem ini dilakukan melalui beberapa langkah utama, yang meliputi pengumpulan data, pengambilan pose, pemrosesan awal, penandaan, serta klasifikasi dan penilaian kinerja.



Gambar 1. Flowchart Sistem Klasifikasi Keterampilan Squat Menggunakan MediaPipe dan SVM

Akuisisi dan Ekstraksi Fitur Pose Menggunakan MediaPipe

Data yang dipakai dalam studi ini terdiri dari 40 video orang yang melakukan gerakan squat, yang terdiri dari 20 video dari pemula dan 20 video dari profesional. Setiap video menunjukkan satu orang yang melakukan satu atau beberapa repetisi squat dari sudut pandang depan kamera. MediaPipe dimanfaatkan untuk mengenali 33 titik landmark tubuh di setiap frame video. Setiap titik landmark terdiri dari tiga atribut yang digunakan, meliputi koordinat X, Y, dan tingkat visibilitas (nilai kepercayaan), yang menghasilkan total 132 fitur di setiap frame. Penggunaan OpenCV dilakukan untuk membaca video, sementara MediaPipe digunakan untuk mendeteksi pose. Kemudian, data dari setiap frame disimpan ke dalam file CSV yang berfungsi sebagai dataset untuk proses pelatihan dan pengujian.

Pra-pemrosesan dan Pembentukan Dataset

Setelah semua video dibuat menjadi file CSV, semua data disatukan dan dibersihkan. Label kelas ditambahkan secara eksplisit pemula mendapatkan label 0, sedangkan profesional mendapatkan label 1. Dua DataFrame tersebut digabungkan menjadi satu dataset yang memiliki fitur berupa titik koordinat dan kolom target sebagai label keterampilan. Dataset ini digunakan nantinya untuk melatih model klasifikasi. Pembagian dataset dengan rasio 70 untuk pelatihan : 30 untuk pengujian, setiap baris data dalam dataset menunjukkan satu frame dari seseorang, dengan label sesuai tingkat pengalaman.

Klasifikasi Menggunakan Support Vector Machine (SVM)

Algoritma Support Vector Machine (SVM) dipilih sebagai teknik klasifikasi karena kemampuannya dalam memproses data dengan dimensi tinggi serta efisiensinya dalam klasifikasi yang tidak linier. Dalam sistem ini, data yang diambil dari MediaPipe, yang terdiri dari 132 fitur per frame, digunakan sebagai masukan untuk melatih model. SVM dengan kernel Radial Basis Function (RBF) diterapkan untuk memetakan data ke ruang berdimensi lebih tinggi sehingga garis pemisah yang paling optimal dapat ditemukan. Pemilihan kernel RBF didasarkan pada kemampuannya yang baik dalam menangani klasifikasi non-linear, yang sangat relevan karena ada variasi antara individu saat melakukan gerakan squat.

Sebelum model dilatih, data dibagi menggunakan metode `train_test_split` dari `scikit-learn`, dengan proporsi data 70% untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian. Model kemudian dilatih dengan parameter $C=10$ dan $\gamma=0.1$, yang dipilih melalui eksperimen grid search sederhana untuk mendapatkan kinerja terbaik. Parameter C mengatur keseimbangan antara margin klasifikasi dan jumlah kesalahan, sedangkan γ menentukan seberapa besar pengaruh satu data terhadap data lainnya. Setelah proses pelatihan selesai, model digunakan untuk memprediksi kelas pada data uji, dan hasil tersebut dibandingkan dengan label asli untuk menilai kinerja sistem.

Evaluasi dan Metrik Pengukuran

Evaluasi sistem dilakukan dengan cara yang menyeluruh, menggunakan empat metrik utama: akurasi, precision, recall, dan F1-score. Metrik akurasi berfungsi untuk menilai seberapa baik sistem dapat mengklasifikasikan data secara keseluruhan dengan akurat. Precision mengukur keakuratan dari prediksi yang terkait dengan kelas profesional, sementara recall menunjukkan kemampuan sistem dalam mendeteksi semua data yang seharusnya termasuk dalam kelas tersebut. F1-score, yang menggabungkan precision dan recall, sangat berguna dalam kondisi di mana ada ketidakseimbangan jumlah data antar kelas.

Selain metrik-metrik di atas, sistem juga diperiksa menggunakan confusion matrix. Ini untuk memahami distribusi prediksi yang benar dan salah pada setiap kelas (pemula dan profesional). Confusion matrix memberikan informasi penting tentang kecenderungan sistem dalam melakukan kesalahan klasifikasi, seperti false positives dan false negatives. Hasil evaluasi mengindikasikan bahwa model SVM dengan parameter yang telah dipilih dapat membedakan antara pemula dan profesional dengan cukup tepat, berdasarkan pola gerakan yang ditangkap dari titik pose tubuh. Evaluasi ini memberikan bukti awal tentang efektivitas sistem dan menjadi dasar untuk perbaikan lebih lanjut dalam pengembangan sistem klasifikasi keterampilan squat yang menggunakan visi komputer.

Tabel 1. Metode Evaluasi Kinerja Model Klasifikasi

Metrik	Rumus	Penjelasan
Accuracy	$TP + TN$	Menentukan seberapa banyak prediksi yang benar dari semua prediksi yang dibuat oleh model.
	$TP + TN + FP + FN$	
Precision	TP	Menunjukkan seberapa tepat model dalam mengklasifikasikan kelas positif (minimalkan false positive).
	$TP + FP$	
Recall	TP	Menilai seberapa baik model dapat mengenali semua contoh dari kelas positif (minimalkan false negative).
	$TP + FN$	

F1-Score	$2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$	Rata-rata harmonik dari precision dan recall; berguna jika ada ketidakseimbangan antar kelas.
-----------------	---	---

Tabel 2. Simbol dan Keterangan dalam Evaluasi Model Klasifikasi

Simbol	Keterangan
TP	True Positive: Total data dari kategori positif yang telah diklasifikasikan dengan akurat
TN	True Negative: Total data dari kategori negatif yang telah diklasifikasikan dengan akurat
FP	False Positive: Total data dari kelas negatif yang diklasifikasikan sebagai positif
FN	False Negative: Total data dari kelas positif yang diklasifikasikan sebagai negatif

Evaluasi

Pengukuran performa sistem klasifikasi keterampilan gerakan squat dilakukan melalui evaluasi, yang menggunakan pose tubuh yang ditangkap oleh MediaPipe dan menganalisisnya dengan algoritma Support Vector Machine (SVM). Tujuan dari hasil evaluasi ini adalah untuk menentukan seberapa baik sistem dapat dengan tepat mengenali kategori keterampilan pemula dan profesional, serta untuk mengetahui kelebihan dan kelemahan di dalam pengujian yang sebenarnya.

Hasil Pengujian

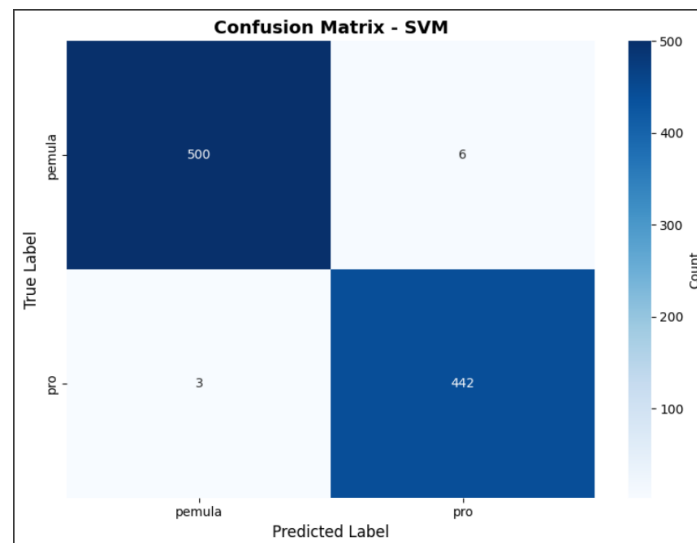
Uji utama dilaksanakan dengan membagi dataset menjadi 70% untuk data pelatihan dan 30% untuk data pengujian, diambil dari total 3168 data yang diambil dari video 40 peserta (20 pemula dan 20 profesional). Model yang menunjukkan hasil terbaik adalah SVM yang menggunakan kernel RBF, dengan parameter $C=100$ dan $\gamma=0.001$, serta penyesuaian bobot kelas (`class_weight='balanced'`) untuk mengatasi distribusi data yang tidak sepenuhnya merata.

Hasil utama dari pengujian pada data pengujian menunjukkan kinerja yang baik, mencapai akurasi sebesar 99,1%.

Tabel 3. ringkasan metrik pengujian untuk data pengujian

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Pemula	0.994	0.988	0.991
Profesional	0.987	0.993	0.990
Rata-rata	0.991	0.991	0.991

Jumlah sampel uji mencapai 951, dan dengan prediksi distribusi 506 untuk sample pemula, 445 untuk sample profesional. Hasil ini divisualisasikan dalam confusion matrix sebagai berikut:



Gambar 2. confusion matrix

Visualisasi kinerja sistem klasifikasi dapat dilihat melalui confusion matrix yang menggambarkan sebaran hasil prediksi terhadap data pengujian. Di kelas "pemula", model dengan sukses mengklasifikasikan 500 data dengan benar (true positive), dan hanya mengalami kesalahan sebanyak 6 data yang secara keliru diklasifikasikan sebagai "pro" (false negative). Di kelas "pro", model juga menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan 442 data yang diklasifikasikan dengan benar (true positive) dan hanya 3 data yang salah diprediksi sebagai "pemula" (false negative). Total kesalahan yang terjadi hanya 9 dari 951 data pengujian, sehingga model menunjukkan akurasi prediksi 99,1%, yang mencerminkan kemampuan tinggi dalam membedakan dua jenis keterampilan berdasarkan fitur pose tubuh.

Dalam evaluasi model, beberapa variasi kernel SVM lainnya diuji untuk perbandingan (baseline). Hasil menunjukkan bahwa penggunaan Linear Kernel hanya memberikan akurasi 82,3%, sedangkan Low Gamma RBF mencapai 77,9%, dan konfigurasi Soft Margin memperoleh akurasi terendah yaitu 74,4%. Model Extreme Balance RBF menunjukkan akurasi yang cukup baik yakni 90,9%, namun masih belum mengalahkan model RBF dengan parameter gamma tinggi, yang akhirnya dipilih sebagai pilihan terbaik karena secara konsisten menghasilkan akurasi tertinggi. Oleh karena itu, model SVM dengan kernel RBF berparameter tinggi ($C=100$, $\gamma=0.001$) terbukti paling efektif dalam konteks klasifikasi keterampilan gerakan squat pada penelitian ini, karena mampu menangkap kompleksitas pola pose tubuh yang non-linear dengan presisi.

Tabel 4. pola pose tubuh

No	Karnel SVM	Akurasi (%)
1	High Gamma RBF	99.1
2	Extreme Balance RBF	90.9
3	Linear Kernel	82.3
4	Low Gamma RBF	77.9
5	Soft Margin	74.4

Berdasarkan tabel diatas, dapat dilihat bahwa penggunaan kernel RBF dengan nilai gamma yang tinggi ($\gamma = 0.001$, $C = 100$) memberikan kinerja terbaik jika dibandingkan dengan metode kernel yang lain. Hal ini menunjukkan bahwa metode ini paling efektif dalam menangkap kompleksitas data gerakan squat yang non-linear dengan akurasi yang tinggi. Model ini juga memperlihatkan distribusi prediksi yang merata di antara kelas (pemula dan pro), sehingga sangat tepat untuk digunakan dalam sistem klasifikasi keterampilan yang berbasis visi komputer.

Analisis Hasil Pengujian

Berdasarkan hasil pengujian, dapat disimpulkan bahwa model SVM dengan kernel RBF dan parameter $\gamma=0.001$, $C = 100$ memberikan akurasi dan konsistensi yang sangat tinggi dalam mengklasifikasikan posisi squat menurut tingkat keterampilan. Keberhasilan ini didukung oleh kualitas data yang baik dari MediaPipe, serta representasi fitur koordinat tubuh yang berkaitan untuk membedakan pola gerakan antara pemula dan profesional.

Total kesalahan klasifikasi hanya sebanyak 9 dari 951 data uji menunjukkan bahwa sistem ini memiliki generalisasi yang sangat baik. Kesalahan tersebut kemungkinan besar disebabkan oleh perbedaan dalam gaya individu, kecepatan gerakan, atau gangguan pada input video (seperti pencahayaan yang tidak konsisten atau sudut kamera).

Analisis mendalam mengenai parameter model menunjukkan dampak signifikan terhadap kinerja sistem klasifikasi. Penggunaan nilai gamma tinggi pada kernel RBF terbukti sangat berperan dalam mengenali pola non-linear yang terdapat pada distribusi data pose yang diekstraksi menggunakan MediaPipe. Gerakan tubuh yang kompleks dan bervariasi, seperti yang terjadi saat melakukan squat, biasanya tidak bisa dipisahkan dengan cara linear. Oleh karena itu, penggunaan pendekatan kernel non-linear seperti RBF dengan gamma tinggi menyediakan fleksibilitas dalam membentuk batas keputusan yang tepat, sehingga memungkinkan pemisahan antara kelas pemula dan profesional dengan lebih akurat.

Di sisi lain, penerapan kernel linear memperlihatkan batasan tertentu, dengan tingkat akurasi yang lebih rendah (sekitar 82,3%). Hal ini menegaskan bahwa model linear tidak dapat menangkap kompleksitas dari gerakan squat, terutama ketika posisi tubuh dan dinamika antar frame memiliki perbedaan yang sangat kecil namun berpengaruh. Selain itu, percobaan untuk menambah fitur polinomial juga telah dilakukan, tetapi tidak diterapkan pada versi akhir dari sistem karena penambahan tersebut membuat kompleksitas komputasi meningkat secara signifikan, tanpa memberikan peningkatan kinerja yang cukup. Oleh karena itu, pendekatan yang menggunakan fitur asli dan kernel RBF dengan parameter yang dipilih dianggap sebagai yang paling efisien dan efektif untuk sistem ini.

Dengan hasil evaluasi yang sangat positif, sistem klasifikasi yang dikembangkan memiliki potensi besar untuk diterapkan dalam aplikasi nyata sebagai asisten otomatis untuk pelatihan squat. Sistem ini dapat secara tepat mendeteksi tingkat keterampilan pengguna, berdasarkan analisis visual terhadap gerakan tubuh. Ini menjadikan sistem tersebut sebagai solusi yang menjanjikan untuk mendukung program latihan kebugaran yang memanfaatkan teknologi komputer dan kecerdasan buatan, terutama untuk kebutuhan monitoring mandiri tanpa kehadiran pelatih.

KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil menciptakan sistem yang mengklasifikasikan keterampilan gerakan squat dengan menggunakan data pose tubuh dari MediaPipe serta teknik SVM untuk klasifikasi. Sistem yang telah dibangun dapat membedakan antara pengguna yang memiliki keterampilan pemula dan profesional dengan melakukan pemrosesan pada keypoint pose secara efisien. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model SVM dengan kernel RBF dan gamma yang tinggi telah mencapai tingkat akurasi yang sangat memuaskan, yaitu 99,1% pada data yang diuji.

Di samping itu, tingginya nilai precision, recall, dan f1-score pada kedua klas menunjukkan bahwa sistem ini bisa memberikan penilaian yang adil dan tepat pada kedua tipe keterampilan. Untuk pengembangan selanjutnya, penelitian ini dapat ditingkatkan dengan menambah jumlah data yang digunakan, baik dari segi peserta maupun variasi dalam gerakan squat, termasuk sudut pengambilan video yang berbeda. Selain itu, menambahkan fitur visual lain, seperti kecepatan atau ritme dari gerakan, serta mencoba model pembelajaran alternatif seperti Random Forest atau Deep Neural Networks, bisa menjadi pilihan untuk meningkatkan keandalan dan akurasi sistem. Menggunakan sistem ini dalam situasi nyata, seperti aplikasi di ponsel atau asisten kebugaran berwujud, juga memiliki potensi besar untuk mendukung pelatihan kebugaran yang lebih independen dan presisi.

DAFTAR PUSTAKA

- Adelsberger, R., & Troster, G. (2013). Detecting squats and classifying expertise level using support vector machines. *International Journal of Wearable Technology*, 5(2), 94-101.
- Cattan, G., Olmos, J., Chauhan, Y., et al. (2025). Parkinson disease classification: A comparison of quantum and RBF kernels using support vector machine. *Quantum Machine Intelligence*, 7, 64. <https://doi.org/10.1007/s42484-025-00286-0>
- Chang, C. C., & Chen, Y. J. (2013). A kernel-based feature selection method for SVM with RBF kernel for hyperspectral image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(1), 317-326.
- Gilbertson, J., Singh, J. A., Bickel, C. S., & Ponce, B. A. (2022). Physiotherapy exercise classification with single-camera pose detection and machine learning. *Sensors*, 23(1), 363. <https://doi.org/10.3390/s23010363>
- J.H., M., Sridhar, S. S., et al. (2025). Comprehensive analysis of pose estimation and machine learning classifiers for precise yoga pose detection and classification. *Procedia Computer Science*, 241, 4592-4599. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.04.592>
- Khan, M. A., et al. (2024). Vision-based human action quality assessment: A systematic review. *Expert Systems with Applications*, 263, 125642. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.125642>
- Kim, Y., & Lee, H. (2018). Multi-radial basis function SVM classifier: Design and analysis. *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 13(6), 2511-2520.
- Lamani, D., Kumar, P., Bhagyalakshmi, A., et al. (2025). SVM directed machine learning classifier for human action recognition network. *Scientific Reports*, 15, 672. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-83529-7>

- Li, J., Hu, Q., Guo, T., Wang, S., & Shen, Y. (2021). What and how well you exercised? An efficient analysis framework for fitness actions. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 80, 103321.
- Li, X., Zhang, M., Gu, J., & Zhang, Z. (2022). Fitness action counting based on MediaPipe. In *2022 15th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)* (pp. 1-7). IEEE.
- Liao, Y., Vakanski, A., Xian, M., Paul, D., & Baker, R. (2020). A review of computational approaches for evaluation of rehabilitation exercises. *Computers in Biology and Medicine*, 119, 103687. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2020.103687>
- Maçães, J., Cunha, B., Amorim, I., & Madureira, A. (2025). Computer vision for accessible intelligent rehabilitation: An overview. In A. M. Madureira, A. Abraham, & A. Bajaj (Eds.), *Hybrid Intelligent Systems* (Vol. 1223, pp. 374-385). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-78922-9_25
- Mishra, Y., Jaiswal, A., & Soni, G. (2024). AI human fitness tracker using computer vision with MediaPipe. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 11(7), 813-818.
- Supanich, T., & Kulkarineetham, W. (2023). Machine learning-based exercise posture recognition system using MediaPipe pose estimation framework. *Journal of Computer Science and Technology*, 18(3), 245-256.
- Surya Abhishek, R. V. S. S., & Sridevi, T. (2025). AI and computer vision techniques for fitness training and form analysis: A comprehensive review. In T. Senjyu, C. So-In, & A. Joshi (Eds.), *Smart Trends in Computing and Communications* (Vol. 1462). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-96-7511-1_28
- Yu, B. X., Liu, Y., Chan, K. C., & Chen, C. W. (2024). EGCN++: A new fusion strategy for ensemble learning in skeleton-based rehabilitation exercise assessment. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 46(8), 1-16.
- Zhang, H., Wang, Y., & Li, M. (2022). Human deep squat detection method based on MediaPipe combined with Yolov5 network. In *2022 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation* (pp. 864-869). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICMA54519.2022.9902631>
- Zhao, W., Chen, X., & Zhang, L. (2021). Random radial basis function kernel-based support vector machine. *Journal of the Franklin Institute*, 358(18), 10121-10140. <https://doi.org/10.1016/j.jfranklin.2021.08.042>
- Zivi, G., Crivelli, P., Maffia, S., et al. (2020). Supervised machine learning applied to wearable sensor data can accurately classify functional fitness exercises within a continuous workout. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 8, 664. <https://doi.org/10.3389/fbioe.2020.00664>