

Jutisi: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi

<https://ojs.stmik-banjarbaru.ac.id/index.php/jutisi/index>

Jl. Ahmad Yani, K.M. 33,5 - Kampus STMIK Banjarbaru

Loktabat – Banjarbaru (Tlp. 0511 4782881), e-mail: puslit.stmikbjb@gmail.com

e-ISSN: 2685-0893

Sistem *Finding Choreography HipHop Basic* Menggunakan *MediaPipe Body Pose Estimation* Untuk Dancer

DOI: <http://dx.doi.org/10.35889/jutisi.v15i1.3404>

Creative Commons License 4.0 (CC BY – NC)



Readysna Krisna Pambudi^{1*}, Novan Wijaya²

¹Informatika, Universitas Multi Data Palembang, Palembang, Indonesia

²Manajemen Informatika, Universitas Multi Data Palembang, Palembang, Indonesia

*e-mail *Corresponding Author*: readysnakrisnapambudi18@gmail.com

Abstract

The evaluation of pose suitability in performing dance choreography, particularly in the hip-hop genre, is still conducted subjectively, making it difficult for novice dancers to obtain objective feedback on their choreography. This study aims to develop a model of a finding choreography system capable of evaluating the accuracy of beginner dancer's pose against basic hip-hop choreography movements. The system utilizes the MediaPipe framework to extract 33 body landmarks in (x, y, z) coordinates and visibility values. The extracted data are normalized using Min-Max Normalization to ensure uniform feature scaling before being classified with a Support Vector Machine (SVM) algorithm using the Radial Basis Function (RBF) kernel. The dataset, consisting of 791 pose images from the AIST Dance Video Database, is divided into 80% training and 20% testing. System evaluation is conducted using a Confusion Matrix including accuracy, precision, recall, f1-score to assess classification performance. The results demonstrate that the model achieves excellent performance with an average accuracy of 99.01%, precision of 99.22%, recall of 98.75%, and f1-score of 98.98%

Keywords: *Body Pose Estimation; Classification; HipHop Basic; MediaPipe; Support Vector Machine*

Abstrak

Evaluasi kesesuaian pose dalam melakukan koreografi *dance* khususnya genre *hiphop* masih dilakukan secara subjektif, sehingga *dancer* pemula kesulitan dalam mendapatkan *feedback* yang objektif dari koreo yang dilakukan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model sistem *finding choreography* yang mampu mengevaluasi kesesuaian pose *dancer* pemula terhadap gerakan dasar koreografi untuk genre *hiphop*. Sistem ini dibangun dengan memanfaatkan *framework MediaPipe* untuk mengekstraksi 33 titik tubuh (*landmark*) dalam bentuk koordinat (x, y, z) dan *visibility*. Data hasil ekstraksi kemudian akan dinormalisasi menggunakan teknik *Min-Max Normalization* agar setiap fitur berada pada skala yang seragam, sebelum diklasifikasikan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF). *Dataset* yang digunakan bersumber dari *website AIST Dance Video Database* sebanyak 791 data gambar yang dibagi menjadi 80% data *training* dan 20% data *testing*. Evaluasi model sistem dilakukan menggunakan *Confusion Matrix* dengan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* untuk mengukur kinerja kinerja klasifikasi pose. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model sistem mencapai performa tinggi dengan rata-rata *accuracy* 99.01%, *precision* 99.22%, *recall* 98.75%, dan *f1-score* 98.98%.

Kata kunci: *Body Pose Estimation; Dasar HipHop; Klasifikasi; MediaPipe; Support Vector Machine*

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi komputer dan kecerdasan buatan di era saat ini telah membuka peluang baru dalam dunia seni pertunjukan khususnya *dance* untuk genre *hiphop*. Banyak tantangan yang dihadapi para *dancer* dalam latihan, salah satunya kesulitan dalam

memahami dan melakukan gerakan dengan presisi, khususnya para *dancer* pemula. Analisis terhadap kompetisi nasional *dance hiphop* di Jepang menunjukkan bahwa kategori penilaian *technical quality* masih belum memiliki standar yang jelas [1]. Akibatnya, penilaian masih bersifat subjektif dan tergantung pada pandangan juri masing-masing. Oleh karena itu diperlukan adanya sistem yang mampu memberikan umpan balik yang akurat terkait kesesuaian gerakan dengan koreografi yang diinginkan.

Salah satu sistem yang dapat membantu *dancer* pemula yaitu dengan menggunakan teknologi *pose estimation*. *Pose estimation* merupakan salah satu teknik dalam *computer vision* yang digunakan untuk mendeteksi suatu gerakan dengan mengidentifikasi 33 titik-titik tubuh. Teknik ini sudah diterapkan di beberapa bidang seperti *augmented reality*, robotika, animasi, hingga olahraga. Teknik ini membantu para *dancer* pemula untuk mengetahui detail gerakan dengan postur yang sesuai dengan dasar-dasarnya, sehingga hasil yang diperlihatkan *dancer* adalah gerakan yang detail dan presisi [2].

MediaPipe merupakan salah satu *framework* untuk membangun *machine learning* yang digunakan untuk menentukan titik-titik tubuh ketika melakukan pengolahan data dan terbukti mampu melakukan pelacakan pose manusia secara cepat dengan tingkat akurasi yang tinggi [3]. *Framework* ini mampu mendeteksi 33 titik tubuh dari objek dengan koordinat (x, y, z) dan *visibility* untuk setiap bagian tubuh [4]. *MediaPipe* memberikan komponen yang dapat digunakan untuk mendeteksi objek, wajah, postur, dan lainnya dalam bentuk gambar maupun video [5].

Penerapan algoritma *machine learning Support Vector Machine* (SVM) dibutuhkan sebagai pendukung *MediaPipe* untuk mendeteksi pose. SVM merupakan salah satu algoritma *machine learning* yang sering digunakan untuk klasifikasi pola gerakan atau postur tubuh. SVM bekerja dengan mencari *hyperplane* terbaik yang dapat memisahkan data ke dalam kelas yang berbeda secara optimal. SVM memiliki keunggulan bekerja dengan baik pada ruang yang berdimensi tinggi. Selain itu, kemampuan SVM dalam menggunakan *kernel trick* memungkinkan algoritma ini mampu menangani pola data yang bersifat non-linier secara efisien [6].

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa penggunaan algoritma SVM untuk mengklasifikasi tujuh gerakan dasar balet dengan menggunakan *MediaPipe* untuk ekstraksi fitur menghasilkan nilai akurasi 87% [2]. Penelitian lain menunjukkan bahwa algoritma SVM terbukti unggul dengan akurasi 97,37% dalam pelacakan gerakan tubuh bayi yang berpotensi mengalami *Cerebral Palsy* [7]. Penelitian mengenai tari tradisional Remo menunjukkan efektivitas *MediaPipe* dalam mendeteksi gerakan tubuh dengan akurasi hingga 90% [3].

Berdasarkan *gap* yang ada, dibutuhkan suatu sistem *finding choreography* yang mampu mengenali dan mengevaluasi kesesuaian antara pose *dancer* pemula terhadap gerakan dasar dalam koreografi *hiphop*. Dengan penerapan *MediaPipe* yang didukung algoritma SVM dalam mendeteksi postur tubuh, sistem ini diharapkan dapat memberikan penilaian yang akurat sehingga dapat membantu proses latihan *dancer* pemula. Sistem ini tidak hanya memberikan solusi dalam proses latihan *dancer*, tetapi juga menjadi salah satu pendukung kemajuan dalam penerapan kecerdasan buatan di bidang seni.

2. Tinjauan Pustaka

Beberapa penelitian terkait telah dilakukan dalam bidang *pose estimation* dan klasifikasi gerakan menggunakan *MediaPipe* dan algoritma *machine learning*. Penelitian mengenai implementasi algoritma SVM terhadap klasifikasi pose balet menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasi tujuh pose balet dengan akurasi keseluruhan 87%, dengan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang bervariasi antara 60% hingga 100% untuk tiap pose [2].

Penelitian tentang integrasi *MediaPipe* dengan algoritma *Dynamic Time Warping* (DTW) untuk pembelajaran tari Remo menunjukkan bahwa sistem mampu mendeteksi kesalahan gerakan tari dengan akurasi hingga 90% [3]. Sistem pengenalan bahasa isyarat BISINDO menggunakan *MediaPipe* dan *Random Forest* mampu mengenali 10 kosa kata BISINDO dengan akurasi 99,88% [5].

Penelitian tentang klasifikasi ukuran baju berdasarkan pengukuran tubuh menggunakan *MediaPipe* dan SVM mencapai akurasi 91% dengan tingkat kesalahan rata-rata hanya 1,66 cm untuk panjang badan [8]. Penggunaan *computer vision* untuk estimasi pose *squat* menunjukkan sistem bekerja dengan akurasi 100%, presisi 100%, *recall* 100%, dan *f1-score* 100% [9].

Penelitian tentang klasifikasi pose pilates menggunakan *MediaPipe* dan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan *transfer learning* menunjukkan bahwa model terbaik adalah *MobileNetV2* dengan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* masing-masing 98% [10]. Sistem pengenalan gerakan tari menggunakan teknologi 3D *pose estimation* mampu mengukur kesamaan gerakan dengan tingkat kesalahan hanya 1 poin dari skala 10 [1].

Penelitian tentang sistem latihan *hiphop dance* berbasis *Virtual Reality* (VR) menggunakan *MediaPipe pose estimation* mampu menilai kinerja gerakan dengan akurasi mendekati penilaian pelatih profesional sekitar ± 1 poin dari skala 10 [11]. Penerapan *pose estimation* untuk pelacakan gerakan tubuh bayi menunjukkan bahwa SVM memberikan akurasi 97,37% yang lebih unggul dibandingkan algoritma lain dalam menangani data pose yang bersifat non-linier [7].

Penelitian kombinasi *OpenPose* dan SVM untuk menganalisis postur tubuh manusia secara kuantitatif menunjukkan bahwa SVM sangat efektif dengan memberikan akurasi 99,0% dan nilai Kappa = 0,985 dalam mengklasifikasi postur tubuh [6].

Penelitian-penelitian sebelumnya telah menunjukkan efektivitas *MediaPipe* dalam deteksi pose dan SVM dalam klasifikasi gerakan. Namun, penelitian khusus tentang evaluasi gerakan dasar *hiphop* untuk *dancer* pemula masih terbatas. Penelitian ini memberikan kontribusi baru dengan fokus pada klasifikasi gerakan dasar *hiphop* menggunakan *dataset AIST Dance Video Database* yang spesifik untuk genre *hiphop*, serta mengintegrasikan *MediaPipe* dengan SVM menggunakan kernel RBF untuk memberikan evaluasi objektif terhadap kesesuaian pose *dancer* pemula.

Perbedaan utama penelitian ini dengan penelitian terdahulu adalah: (1) fokus pada gerakan dasar *hiphop* yang memiliki karakteristik dinamis berbeda dengan balet atau tari tradisional; (2) penggunaan *dataset* standar AIST *Dance Video Database* yang telah tervalidasi; (3) implementasi teknik normalisasi *Min-Max* untuk meningkatkan performa klasifikasi; (4) penggunaan kernel RBF pada SVM yang terbukti efektif untuk data non-linier.

3. Metodologi

Penelitian ini merupakan penelitian pemodelan sistem yang bertujuan untuk membangun model klasifikasi *pose choreography hiphop basic* menggunakan *MediaPipe* dan SVM. Metodologi penelitian terdiri dari beberapa tahapan utama sebagai berikut.

3.1 Studi Literatur

Tahapan ini dimulai dengan melakukan pembelajaran literatur dari beberapa jurnal dan *website* terkait topik penelitian, yaitu sistem *finding choreography hiphop basic* menggunakan *MediaPipe body pose estimation* untuk *dancer* pemula.

3.2 Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari AIST *Dance Video Database* berupa *video* gerakan *hiphop* yang kemudian diekstraksi menjadi gambar per *frame*. Total *dataset* yang digunakan sebanyak 791 gambar pose untuk genre *basic hiphop* kategori *LA style* dan *break* dengan tempo 80. *Dataset* terdiri dari 20 jenis gerakan yang dibagi menjadi dua kelas: pose benar dan pose salah.

Tabel 1. Dataset

choreo	pose	dataset
true	cross_step	
false	Cross_step	

Pembagian *dataset* dilakukan dengan rasio 80:20, yaitu 633 gambar (80%) untuk data *training* dan 158 gambar (20%) untuk data *testing*. Pembagian ini bertujuan untuk memberikan data yang cukup bagi model SVM dalam mempelajari pola pose, sementara data *testing* digunakan untuk evaluasi performa model tanpa bias terhadap data *training*. Beberapa contoh gambar pada *AIST Dance Video Database* yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 1.

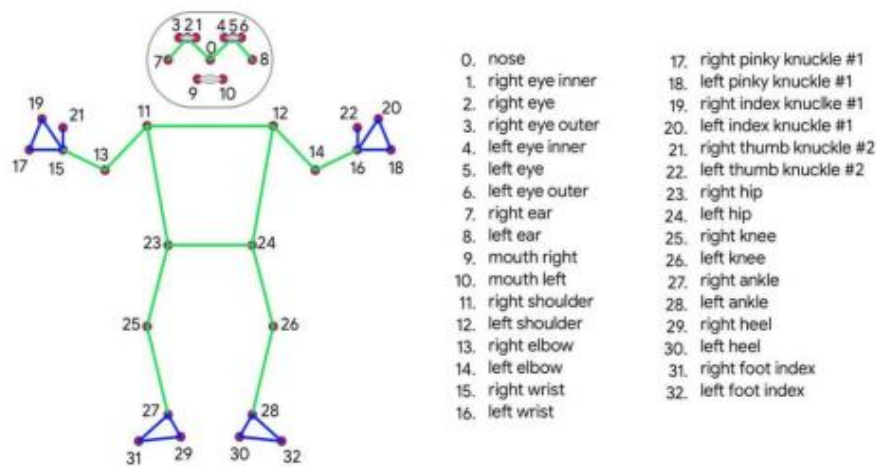
3.3 Perancangan Model

Perancangan model terdiri dari beberapa tahapan proses sebagai berikut:

1) Ekstraksi Fitur dengan *MediaPipe*

Model dimulai dengan *input* dataset gambar pose dancer. *MediaPipe Pose* digunakan untuk mengekstraksi 33 titik tubuh (*landmark*) dalam bentuk koordinat (x, y, z) dan *visibility* (v). Hasil ekstraksi fitur dapat direpresentasikan sebagai vektor pada persamaan 1.

$$X = [x_0, y_0, z_0, v_0, \dots, x_{32}, y_{32}, z_{32}, v_{32}] \quad (1)$$



Gambar 1. *MediaPipe Landmark* [4]

2) Normalisasi Data

Data hasil ekstraksi dilakukan normalisasi dengan teknik *Min-Max Normalization*, dimana setiap nilai fitur (x dan y) diubah ke rentang 0 hingga 1 sedangkan z bernilai positif atau negatif. Normalisasi bertujuan agar skala tiap fitur berada pada rentang yang sama sehingga mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan performa klasifikasi.

3) Klasifikasi dengan SVM

Setelah normalisasi, dataset dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Model SVM dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF) digunakan untuk klasifikasi. Fungsi kernel RBF dapat dirumuskan pada persamaan 2.

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (2)$$

x_i, x_j : Data pose

$\|x_i - x_j\|$: Jarak antara 2 pose

γ : Parameter seberapa sensitif perbedaan pose

$\exp$: Mengubah jarak jadi nilai kemiripan (0 – 1)

Fungsi klasifikasi SVM dapat dinyatakan pada persamaan 3.

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^n a_i y_i (x_i, x) + b \right) \quad (3)$$

- $f(x)$: Fungsi yang memprediksi kelas data yang akan diklasifikasi
 x_i : Data latih
 y_i : Label dari kelas data latih
 a_i : Bobot untuk masing-masing data latih
 b : Fungsi kernel yang menghitung jarak antara data latih dan data baru

3.4 Implementasi Model

Model diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan *library* OpenCV untuk pemrosesan gambar, *MediaPipe* untuk ekstraksi pose, Pandas untuk manipulasi data, dan Scikit-learn untuk implementasi algoritma SVM dan evaluasi model.

3.5 Pengujian dan Evaluasi Model

Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi performa model dalam mengklasifikasikan pose *dancer*. Proses pengujian meliputi:

1) Cross-Validation

Model SVM dilatih menggunakan *5-fold stratified cross-validation* pada data *training* untuk memastikan setiap kelas seimbang di setiap fold dan menghindari *overfitting*.

2) Hyperparameter Tuning

Pencarian nilai terbaik dari parameter C dan γ (*gamma*) dilakukan menggunakan metode *grid search* untuk mengoptimalkan performa model.

3) Confusion Matrix

Setelah parameter terbaik ditemukan, model dilatih kembali dengan semua data *training* lalu diuji pada data testing. Hasil pengujian dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix* dengan persamaan 4, 5, 6, dan 7.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (4)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (5)$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (6)$$

$$F1 - Score = \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \times 100\% \quad (7)$$

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Hasil Ekstraksi Fitur *MediaPipe*

Proses ekstraksi fitur menggunakan *MediaPipe Pose* dilakukan terhadap *dataset* yang terdiri dari 791 gambar pose gerakan dasar *hiphop*. *MediaPipe* berhasil mendeteksi 33 *landmark* pada tubuh *dancer* dengan koordinat (x, y, z) dan nilai *visibility* untuk setiap titik. Setiap gambar menghasilkan vektor fitur berukuran 132 dimensi (33 *landmark* × 4 atribut). Visualisasi *landmark* yang terdeteksi menunjukkan bahwa *MediaPipe* mampu menangkap titik-titik kunci tubuh dengan akurat, termasuk pada kondisi pose yang kompleks.

Struktur data hasil ekstraksi disimpan dalam format CSV dengan atribut *choreo*, *pose*, *file_name*, dan x_0, y_0, z_0, v_0 hingga $x_{32}, y_{32}, z_{32}, v_{32}$ yang merepresentasikan koordinat dan *visibility* dari 33 *landmark* tubuh. Data ini kemudian menjadi *input* untuk tahapan normalisasi dan klasifikasi menggunakan SVM. Beberapa contoh hasil ekstraksi fitur menggunakan *MediaPipe* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Ekstraksi Fitur

choreo	pose	file_name	x_0_final	y_0_final	z_0_final	v_0_final
TRUE	1_cross_step_pose2		0.4746	0.4915	0.1090	1.0000
FALSE	1_cross_step_pose2		0.4795	0.2506	0.2744	1.0000

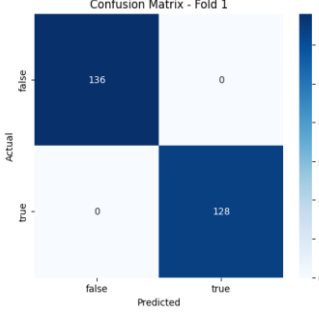
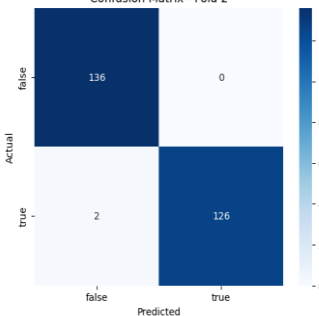
4.2 Hasil Normalisasi Data

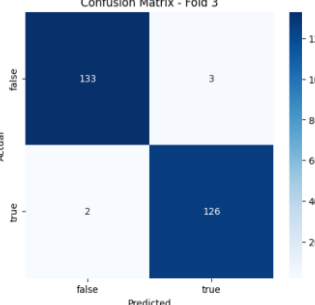
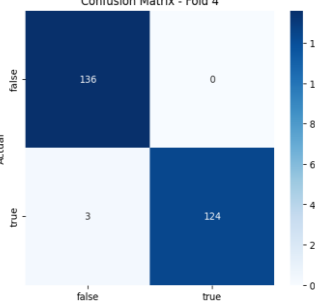
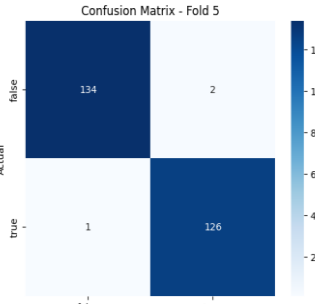
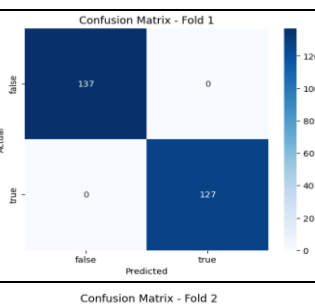
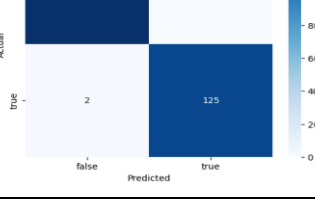
Data hasil ekstraksi *MediaPipe* dinormalisasi menggunakan teknik *Min-Max Normalization* untuk memastikan setiap fitur berada pada skala yang seragam. Proses normalisasi mengubah nilai koordinat x dan y ke rentang [0, 1], sementara koordinat z tetap mempertahankan nilai positif dan negatif untuk menjaga informasi kedalaman pose. Normalisasi ini penting untuk meningkatkan performa algoritma SVM karena mencegah fitur dengan skala besar mendominasi proses pembelajaran.

4.3 Hasil Evaluasi Model dengan 5-Fold Cross-Validation

Model SVM dengan kernel RBF dilatih menggunakan 633 gambar data *training* (80% dari total *dataset*) dan dievaluasi menggunakan metode *5-fold stratified cross-validation*. Metode ini membagi data *training* menjadi 5 bagian yang seimbang, dimana setiap *fold* digunakan sekali sebagai data validasi sementara 4 *fold* lainnya digunakan untuk pelatihan. Hasil evaluasi untuk setiap *fold* disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model pada 5-Fold Cross-Validation

Klasifikasi	Fold	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	Confusion Matrix
	Fold 1	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	
	Fold 2	99.24%	100.00%	98.44%	99.21%	

Klasifikasi	Fold	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	Confusion Matrix
TRUE	Fold 3	98.11%	97.67%	98.44%	98.05%	Confusion Matrix - Fold 3 
	Fold 4	98.86%	100.00%	97.64%	98.80%	Confusion Matrix - Fold 4 
	Fold 5	98.86%	98.44%	99.21%	98.82%	Confusion Matrix - Fold 5 
	Mean	99.01%	99.22%	98.75%	98.98%	
	Fold 1	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	Confusion Matrix - Fold 1 
	Fold 2	99.24%	100.00%	98.43%	99.21%	Confusion Matrix - Fold 2 

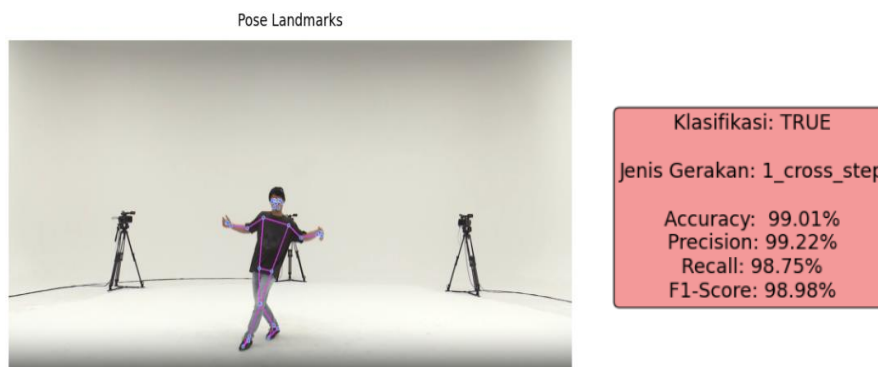
Klasifikasi	Fold	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	Confusion Matrix
FALSE	Fold 3	98.11%	97.66%	98.43%	98.04%	
	Fold 4	98.86%	100.00%	97.62%	98.80%	
	Fold 5	98.86%	98.43%	99.21%	98.81%	
	Mean	99.01%	99.22%	98.74%	98.97%	

Berdasarkan data tersebut, hasil *cross-validation* menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dengan rata rata *accuracy* 99.01%. Nilai *precision* 99.22% menunjukkan bahwa model presisi dalam memprediksi pose yang dilakukan benar. Nilai *recall* 98.75% mengindikasikan bahwa model mampu mendeteksi sebagian besar pose benar dengan baik. Nilai *f1-score* 98.98% menunjukkan keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall*.

Confusion matrix pada setiap *fold* menunjukkan distribusi prediksi yang akurat, dengan jumlah *True Positive* (TP) dan *True Negative* (TN) yang tinggi, serta *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN) yang rendah. Konsistensi di masing-masing *fold* membuktikan bahwa model stabil dan tidak mengalami *overfitting*.

4.4 Hasil Pengujian

Untuk menguji kemampuan model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya, dilakukan pengujian dengan melakukan *input* gambar baru di luar dari *dataset*. Gambar *input* diproses menggunakan *MediaPipe* untuk ekstraksi fitur *landmark*, kemudian akan divisualisasikan pada gambar untuk memverifikasi keberhasilan deteksi pose. Hasil ekstraksi fitur *landmark* dapat dilihat pada Gambar 2 dan Gambar 3.



Gambar 2. Pose Landmark True



Gambar 3. Pose Landmark False

Hasil prediksi menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan pose dari gambar yang diinput dengan akurasi yang tinggi. Pose gambar yang diklasifikasikan sebagai “TRUE” akan memberikan informasi jenis gerakan yang dilakukan. Sedangkan pose gambar yang diklasifikasikan sebagai “FALSE” memberikan informasi bahwa pose tersebut tidak sesuai

4.5 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model sistem *finding choreography hiphop basic* menggunakan *MediaPipe body pose* untuk *dancer* memberikan performa yang baik dengan akurasi rata-rata 99.01%. Nilai ini menunjukkan bahwa model mampu menyelesaikan permasalahan evaluasi pose *dancer* pemula yang diidentifikasi pada awal penelitian.

Hasil akurasi 99.01% yang diperoleh dalam penelitian ini menunjukkan peningkatan signifikan dibandingkan beberapa penelitian terdahulu. Penelitian klasifikasi pose balet menggunakan *MediaPipe* dan *SVM* mencapai akurasi 87% [2], sementara penelitian tari Remo menggunakan *MediaPipe* dan *DTW* mencapai akurasi 90% [3]. Penelitian ini berhasil mencapai akurasi yang lebih tinggi, mendekati hasil penelitian bahasa isyarat BISINDO dengan akurasi 99.88% [5] dan pose *squat* dengan akurasi 100%.

Keunggulan performa model dalam penelitian ini dapat dikaitkan dengan beberapa faktor yaitu penggunaan *dataset AIST Dance Video Database* yang berkualitas tinggi dan terstandarisasi, penerapan teknik *Min-Max Normalization* yang efektif dalam menyeragamkan segala fitur, pemilihan kernel RBF pada *SVM* yang cocok untuk menangani data pose yang bersifat non-linier, serta pembagian dataset yang proporsional (80:20) sehingga model mendapatkan data *training* yang cukup.

Penelitian ini memberikan kontribusi berupa model klasifikasi yang dapat digunakan sebagai alat bantu objektif dalam evaluasi gerakan dasar hiphop untuk *dancer* pemula. Secara spesifik, model ini mengintegrasikan *pipeline* ekstraksi 33 *landmark MediaPipe* yang menghasilkan 132 dimensi fitur (koordinat x, y, z, dan *visibility*) untuk menangkap detail pose *hiphop* yang dinamis. Implementasi *Min-Max Normalization* dirancang khusus dengan mempertahankan informasi kedalaman (z) dalam rentang positif-negatif sambil menormalisasi koordinat x dan y ke rentang [0,1], sehingga meningkatkan sensitivitas model terhadap variasi pose 3D. Optimasi *hyperparameter SVM* kernel RBF melalui *grid search* menghasilkan

kombinasi parameter C dan γ (*gamma*) yang optimal untuk menangani karakteristik non-linier pose *hiphop*, dengan validasi menggunakan *5-fold stratified cross-validation* yang memastikan distribusi kelas seimbang dan konsistensi performa di setiap *fold* dengan standar deviasi akurasi $<2\%$.

Model ini mengurangi subjektivitas dalam penilaian gerakan *dance* yang selama ini menjadi tantangan dalam latihan dan kompetisi [1] dengan menyediakan mekanisme evaluasi otomatis yang menghasilkan klasifikasi biner (TRUE/FALSE) dengan tingkat kepercayaan tinggi (*precision* 99.22% dan *recall* 98.75%). Proses evaluasi yang sebelumnya bergantung pada penilaian subjektif instruktur kini dapat dilakukan secara konsisten dan terukur melalui sistem ini. Dengan akurasi yang tinggi, model memberikan *feedback* yang memungkinkan dancer pemula melakukan evaluasi mandiri dan mempercepat proses dalam menguasai gerakan dasar *hiphop* tanpa harus selalu bergantung pada kehadiran instruktur.

5. Simpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan model *finding choreography* untuk evaluasi pose gerakan dasar *hiphop* pada dancer pemula menggunakan *MediaPipe Body Pose Estimation* dan algoritma *Support Vector Machine* dengan kernel *Radial Basis Function*. Model yang dibangun mencapai performa yang tinggi dengan rata-rata *accuracy* 99.01%, *precision* 99.22%, *recall* 98.75%, dan *f1-score* 98.98% berdasarkan evaluasi *5-fold cross-validation*. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan pose gerakan dasar *hiphop* dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi dan konsisten di semua *fold* validasi.

Keberhasilan model ini membuktikan bahwa integrasi *MediaPipe* untuk ekstraksi 33 *landmark* tubuh dengan SVM kernel RBF efektif untuk menangani data pose yang bersifat non-linier. Penerapan teknik *Min-Max Normalization* terbukti meningkatkan performa model dengan menyeragamkan skala fitur. Model ini memberikan kontribusi sebagai alat bantu objektif dalam evaluasi gerakan *dance*, mengatasi subjektivitas penilaian yang selama ini menjadi tantangan dalam pembelajaran dan kompetisi *dance hiphop*. Dengan akurasi yang tinggi, model dapat memberikan umpan balik yang konsisten dan dapat diandalkan kepada dancer pemula dalam proses latihan mereka.

Untuk pengembangan ke depan, disarankan menambahkan fitur analisis per segmen tubuh agar dapat memberikan *feedback* spesifik mengenai bagian tubuh yang perlu diperbaiki, memperluas *dataset* dengan variasi tempo dan tingkat kesulitan gerakan yang lebih beragam, serta mengintegrasikan model ke dalam aplikasi yang mudah diakses oleh pengguna. Pengujian lebih lanjut dengan melibatkan dancer pemula dan instruktur profesional juga diperlukan untuk validasi praktis di lapangan guna memastikan model dapat diimplementasikan secara efektif dalam konteks pembelajaran *dance* yang sesungguhnya.

Daftar Referensi

- [1] N. Sato, "Improving reliability and validity in hip-hop dance assessment: Judging standards that elevate the sport and competition," *Frontiers in Psychology*, vol. 13, Oct. 2022, pp. 1-8. doi: 10.3389/fpsyg.2022.934158
- [2] R. Romindo, O. P. Barus, J. J. Pangaribuan, Y. A. Pratama, and E. Wiliem, "Implementasi Algoritma Support Vector Machine Terhadap Klasifikasi Pose Balet," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 4, no. 3, pp. 1558-1566, 2022. doi: 10.47065/bits.v4i3.2647
- [3] Y. Effendi, Y. Kristian, L. Z. P.C.S.W, and H. Yutanto, "Pemanfaatan Mediapipe Body Pose Estimation dan Dynamic Time Warping untuk Pembelajaran Tari Remo," *Jurnal Teknologi Dan Manajemen Informatika*, vol. 9, no. 2, pp. 183-190, 2023. doi: 10.26905/jtmi.v9i2.10408
- [4] D. L. Setra, A. Novianty, and C. Setianingsih, "Pengimplementasian AI Body Language Decoder Menggunakan MediaPipe Dan Python pada Aplikasi Latihan Kognisi Berbahasa Indonesia," *Jurnal Telkom University*, vol. 11, no. 3, pp. 1645-1651, 2024.
- [5] S. A. Kaffah and Y. Ramdhani, "Gesture Recognition untuk Deteksi Bahasa Isyarat BISINDO: Pendekatan Mediapipe dan Random Forest," *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, vol. 8, no. 3, pp. 105, 2023. doi: 10.31328/jointecs.v8i3.4813
- [6] P. Lee, T. B. Chen, H. Y. Lin, L. R. Yeh, C. H. Liu, and Y. L. Chen, "Integrating OpenPose and SVM for Quantitative Postural Analysis in Young Adults: A Temporal-Spatial

- Approach," *Bioengineering*, vol. 11, no. 6, pp. 1-15, 2024. doi: 10.3390/bioengineering11060548
- [7] M. M. Ali and S. I. Mohamed, "A pose estimation for motion tracking of infants cerebral palsy," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 84, no. 10, pp. 8261-8286, 2024. doi: 10.1007/s11042-024-19198-5
- [8] T. N. Laily and N. Pratiwi, "Klasifikasi Ukuran Baju Berdasarkan Pengukuran Tubuh Menggunakan MediaPipe dan Support Vector Machine," *Jurnal Media Teknologi Informasi dan Komputer (METIK)*, vol. 9, no. 2, pp. 427-438, 2025. doi: 10.47002/metik.v9i2.1069
- [9] K. R. K. Dyansyah, S. D. Purwantoro, M. Ilmi, and R. Wulaningrum, "Penggunaan Computer Vision untuk Estimasi Pose Squat sebagai Solusi Alternatif Latihan Kebugaran di Gym," *Prosiding Seminar Nasional Teknologi dan Sains (STains)*, vol. 4, pp. 199-207, 2025.
- [10] K. A. Tanjaya, M. F. Naufal, and H. Arwoko, "Pilates Pose Classification Using MediaPipe and Convolutional Neural Networks with Transfer Learning," *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer Dan Informatika*, vol. 9, no. 2, pp. 212-222, 2023. doi: 10.26555/jiteki.v9i2.25975
- [11] K. Esaki and K. Nagao, "An Efficient Immersive Self-Training System for Hip-Hop Dance Performance with Automatic Evaluation Features," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 14, no. 14, 2024. doi: 10.3390/app14145981
- [12] A. L. Kalua, J. R. Kaplale, N. K. R. Mapalie, I. S. Iriansu, and E. Ketaren, "Pengembangan Alat Tes Kesamaptan TNI/POLRI Berbasis Teknologi Computer Vision dan IoT dengan Metode Pose Estimation Menggunakan Python," *Jurnal Technology Informatics & Computer System (TIMES)*, vol. 13, no. 2, pp. 294-299, 2024.
- [13] S. Dill, A. Ahmadi, M. Grimmer, D. Haufe, M. Rohr, Y. Zhao, M. Sharbafi, and C. Hoog Antink, "Accuracy Evaluation of 3D Pose Reconstruction Algorithms Through Stereo Camera Information Fusion for Physical Exercises with MediaPipe Pose," *Sensors*, vol. 24, no. 23, pp. 1-18, 2024. doi: 10.3390/s24237772
- [14] P. C. Panataagama, R. Wulanningrum, and S. Rochana, "Identifikasi Biometrik Gaya Berjalan Penyandang Disabilitas Menggunakan KNN," *Prosiding Seminar Nasional Inovasi Teknologi*, vol. 9, pp. 1284-1293, 2025.
- [15] S. Tsuchida, S. Fukayama, M. Hamasaki, and M. Goto, "AIST Dance Video Database," [Online]. Tersedia: <https://aistdancedb.ongaaccel.jp/> [Diakses: 29 November 2025].