

## Klasifikasi Teknik Bulutangkis Berdasarkan Pose Dengan Convolutional Neural Network

Aditya Bobby Rizki<sup>a</sup>, Eri Zuliarso<sup>b</sup>

Fakultas Teknologi Informasi dan industri, Universitas Stikubank Semarang, Jl. Tri Lombo Juang No 1. Semarang, Jawa Tengah  
Fakultas Teknologi Informasi dan industri, Universitas Stikubank Semarang, Jl. Tri Lombo Juang No 1. Semarang, Jawa Tengah

### INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima Redaksi: 09 Juni 2022

Revisi Akhir: 20 Juni 2022

Diterbitkan Online: 15 September 2022

### KATA KUNCI

Klasifikasi

Bulu Tangkis

Pose Estimation

Convolutional Neural Network

### KORESPONDENSI

E-mail: [adityabobbyrizki@mhs.unisbank.ac.id](mailto:adityabobbyrizki@mhs.unisbank.ac.id)

### ABSTRACT

This research is motivated by the difficulty of knowing the type of movement technique against badminton, therefore researchers are encouraged to classify the types of badminton techniques with significant and simple results using the Convolutional Neural Network (CNN) model with BlazePose architecture and Mediapipe Pose Solution tools. This study aims to determine the results of the detection and classification of badminton using BlazePose on Mediapipe Pose Solution and supervised learning models. The dataset that is processed is the Badminton Technique, namely the Forehand Technique which consists of 374 images, the Service Technique as many as 369 images and the smash technique which consists of 420 images with 146 outlier images. At the stage of making the system there are several stages including sample data, data sources and data analysis methods. The results of this study say that the Classification of Badminton Techniques Based on Pose with Convolutional Neural Networks, it can be concluded that the pose classification testing process with test data using several methods such as logistic regression, random forest, and KNN produces significant accuracy with values range from 80% to 90%.

## 1. PENDAHULUAN

Kesehatan tidak dapat terpisahkan dalam kehidupan manusia, Tanpa adanya badan sehat manusia akan menghadapi gangguan serta menghadapi penurunan kondisi fisik. Kesehatan merupakan keadaan seimbang, ditentukan faktor genetik, lingkungan, dan pola hidup sehari-hari misalnya makan, minum, olahraga, seks, kerja, istirahat, sampai pengelolaan emosional [1].

Pada jaman ini, banyak orang mempunyai gaya hidup yang buruk, terutama pada pola makan, tidur, dan olahraga yang dilakukan dengan cara tidak benar. Menjaga pola makan sangat krusial supaya kita bisa mengatur kebutuhan tubuh. Selain menjaga pola makan hal krusial lainnya kita juga wajib melakukan kegiatan olahraga.

Olahraga bulu tangkis merupakan olahraga yang terkenal didunia. Di Indonesia, olahraga bulu tangkis sendiri merupakan olahraga yang memiliki banyak prestasi, baik turnamen-torneo nasional hingga internasional. Untuk nomor-nomor yang ditandingkan biasanya meliputi tunggal putra/putri, ganda putra/putri. Dalam perkembangannya, olahraga bulu tangkis pada Indonesia mengalami perkembangan yang sangat pesat hal ini bisa dibuktikan menggunakan prestasi yang diraih pada kejuaraan-

kejuaraan yang diikuti atlet bulu tangkis [2]. Prestasi wajib dibangun melalui proses training dan pengembangan yang terencana, berjenjang, dan berkelanjutan menggunakan dukungan IPTEK [3].

Dalam *computer vision*, konflik tentang deteksi otomatis citra masih menjadi hal yang hangat bagi peneliti. Para peneliti mengembangkan banyak sekali pendekatan secara paralel dan matematika pada menghadapi konflik deteksi objek 3 dimensi dan deteksi objek pada citra. *Computer vision* adalah sebuah kemampuan komputer yang ke desain supaya sanggup melihat sebuah objek sehingga dapat menampilkan objek digital dan mampu mengoleksi data secara visual computer. *Computer vision* memungkinkan komputer buat mengidentifikasi dan memproses objek menggunakan cara yang sama seperti manusia.

Dalam melakukan klasifikasi dan deteksi citra, terdapat banyak pendekatan yang dapat digunakan, salah satunya metode *Convolutional Neural Network* (CNN). *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah Pengembangan berdasarkan *Multilayer Perceptron* (MLP) yang termasuk pada *neural network* bertipe *feed forward* (bukan berulang) [4].

Beberapa penelitian yang berhasil menggunakan metode CNN dengan tingkat akurasi yang tinggi. Dalam penelitian yang

dilakukan Rasywir dkk., (2020) yang berjudul “Analisis dan Implementasi Diagnosis Penyakit Sawit dengan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN)” dengan jumlah dataset 2490 citra kelapa sawit berlabel 11 kategori penyakit menghasilkan akurasi 87%. Selanjutnya, penelitian yang dilakukan Arsal dkk., (2020) yang berjudul “Face Recognition Untuk Akses Pegawai Bank Menggunakan Deep Learning memakai Metode CNN” dengan jumlah dataset 5 orang wajah pegawai bank yang terdiri dari 70 data wajah dalam masing-masing orang menghasilkan tingkat keakuratan 95%.

Keunggulan model CNN pada identifikasi bulu tangkis adalah feature learning yang terdapat dalam CNN dimana feature learning bisa dengan mudah dilakukan menggunakan data input berupa gambar, menghindari kompleksitas pada melakukan ekstraksi fitur buat kasus klasifikasi. Berdasarkan faktor yang sudah dijelaskan sebelumnya, peneliti berencana untuk memakai metode CNN yang bisa melakukan klasifikasi citra menggunakan output yang signifikan, dan sederhana pada melakukan ekstraksi fitur dalam citra. Hal tersebut dinilai bisa sebagai solusi untuk mengetahui jenis teknik bulu tangkis menurut pose. Sehingga dalam penelitian ini akan menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur BlazePose dan tools Mediapipe Pose Solution dalam melakukan *pose estimation* buat mendapatkan *landmark/keypoint* setiap gambar input. Lalu selanjutnya landmark diklasifikasi menggunakan contoh *supervised learning* misalnya *Logistic Regression*, *Random Forest*, dan *K-Nearest Neighbour*.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Penulisan Referensi

Pengembangan sistem berbasis *Computer Vision* terbukti mengalami kemajuan seperti *Optical Character Recognition* (OCR), pengenalan citra medis, keamanan kendaraan, pengenalan sidik jari, biometric, dan lain-lain. Penggunaan metode *convolutional neural network* pada *deep learning* dievaluasi sangat signifikan bila dipandang berdasarkan ketepatan dan efisiensi.

Berikut beberapa penelitian terdahulu yang mengimplementasikan *Convolutional Neural Network* (CNN), diantaranya CNN dipakai untuk menciptakan suatu sistem yang sanggup menentukan penyakit dan memberikan keterangan berupa solusi penanganan dalam mencegah atau menangani penyakit yang menyerang daun tomat melalui identifikasi citra digital memakai *supervised classification* menggunakan 200 sampel citra daun tomat, 160 citra menjadi data latih dan 40 citra menjadi data uji. Hasil pengujian memberitahukan bahwa metode CNN mempunyai persentase rata-rata *accuracy* 97.5%, *precision* 95.45%, *recall* 95%, dan *error* 5%. Sedangkan SVM membuat rata-rata *accuracy* 95%, *precision* 90.83%, *recall* 90 dan *error* 10%. Dari output pengujian bisa dinyatakan bahwa dalam penelitian ini CNN merupakan *classifier* yang lebih baik dibandingkan SVM [5].

CNN untuk pengenalan objek video CCTV dan menghasilkan menggunakan metode CNN bisa mendeteksi beberapa wajah yang masih ada dalam sebuah citra digital, mengenali wajah yang masih ada dalam sebuah citra digital yang merupakan citra *frame*

*output* ekstrak dari video CCTV menggunakan taraf akurasi sebanyak 80 % untuk objek yang sudah terdaftar pada database, dan bisa membedakan objek yang belum terdaftar pada database menggunakan taraf akurasi sebanyak 40 % [6].

### 2.2 Artificial Intelligence

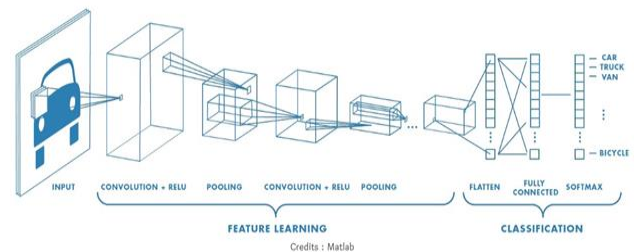
Kecerdasan buatan atau biasa dianggap *Artificial Intelligence* (AI) merupakan suatu pengetahuan yang dimiliki komputer buat bisa meniru kecerdasan manusia, sebagai akibatnya Komputer bisa melakukan hal-hal yang dikerjakan manusia [7].

### 2.3 Machine Learning

*Machine Learning* atau pembelajaran mesin adalah teknik yang paling populer lantaran banyak dipakai buat menggantikan atau menirukan perilaku manusia buat menuntaskan masalah [8]. Ada dua aplikasi pada ML yaitu klasifikasi dan prediksi. Klasifikasi merupakan metode ML yang dipakai sang mesin buat mengklasifikasikan atau dikategorikan obyek menurut karakteristik tertentu sebagaimana manusia mencoba membedakan benda satu dengan yang lain. Sementara, prediksi adalah metode ML yang dipakai mesin untuk menduga hasil berdasarkan suatu data masukan berdasarkan data yang sudah dipelajari.

### 2.4 Convolutional Neural Network (CNN)

*Convolutional Neural Network* (CNN) adalah variasi menurut jaringan saraf tiruan dengan mempunyai bobot, memiliki beberapa lapisan tersembunyi, dan disusun sebagai arsitektur [9]. Model *Convolutional Neural Network* (CNN) mempunyai beberapa lapisan yaitu konvolusi, fungsi aktivasi, lapisan pooling, lapisan flatten, dan lapisan fully connected. Berikut gambar 1 yang merupakan alur pada CNN [10].



Gambar 1. Alur CNN

### 2.5 Human Pose Estimation

*Human Pose Estimation* adalah salah satu bidang studi yang menantang dalam visi komputer yang bertujuan untuk menentukan posisi atau lokasi spasial titik kunci tubuh (bagian/sendi) seseorang dari gambar atau video yang diberikan, *Human Pose Estimation* mengacu pada proses menyimpulkan pose dalam sebuah gambar dan estimasi ini dilakukan dalam 3D atau 2D [11].

### 2.6 Logistic Regression

*Logistic regression* adalah sebuah metode statistika dengan mendeskripsikan interaksi antara peubah respon (dependent variable) yang bersifat kualitatif mempunyai dua kategori atau lebih menggunakan satu atau lebih peubah penjelas (independent variable) [12].

### 2.7 Random Forest

Random forest merupakan suatu algoritma yang memakai metode pemisahan biner rekursif sehingga mencapai node akhir pada struktur pohon berdasarkan pohon klasifikasi dan regresi. Random forest memiliki keunggulan diantaranya mampu menghasilkan error dengan kategori relative rendah, menghasilkan perfoma yang baik serta dapat mengatasi data dalam jumlah yang besar [13].

### 2.8 K-Nearest Neighbor

Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) adalah sebuah metode klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. KNN adalah algoritma supervised learning dimana output hasil query instance yang baru diklasifikasikan berdasarkan mayoritas kategori dalam algoritma KNN. Kelas yang lebih banyak muncul akan menjadi kelas hasil berdasarkan klasifikasi [14].

## 3. METODOLOGI

### 3.1 Populasi dan Sampel

Populasi data yang digunakan adalah teknik bulu tangkis yang diambil dari situs youtube. Sedangkan sampel yang dipakai pada penelitian ini adalah 3 teknik bulu tangkis yaitu Servis, Forehand dan Smash.

### 3.2 Jenis dan Sumber Data

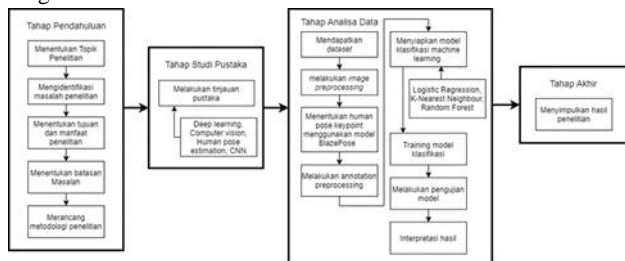
Jenis data yang dipakai pada penelitian ini adalah data yang didapatkan melalui situs youtube dan diproses supaya cocok dengan model yang digunakan.

### 3.3 Metode Analisa Data

Metode analisis yang digunakan adalah Convolutional Neural Network (CNN) dengan metode Mediapipe pose solution untuk mendeteksi pose untuk mendapatkan landmarks/keypoint. Pada proses klasifikasi menggunakan beberapa algoritma klasifikasi supervised learning seperti logistic regression, random forest, dan k-nearest neighbour.

### 3.4 Tahapan Penelitian

Tahapan yang dilalui pada penelitian ini digambarkan melalui diagram berikut:



Gambar 2. Tahapan Penelitian

### 3.5 Rancangan Dataset

Perancangan dataset yang dipakai dalam penelitian ini adalah berupa video. Proses dalam mendapatkan data hingga melakukan serialisasi video menjadi gambar frame by frame lalu menjadikan video yaitu dengan mengambil setiap gerakan pemain bulu tangkis selama 2 detik dan di serialisasi menjadi gambar kemudian dikelompokkan menjadi beberapa ukuran batch. Setiap

video pemain bulu tangkis dilakukan preprocessing guna mereduksi banyaknya jumlah frame.

Tabel 1. Jumlah Gambar pada Dataset

No	Video	Jumlah Gambar
1	Servis	369
2	Forehand	374
3	Smash	420
Jumlah		1163

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Pengumpulan Dataset dan Preprocessing Data

Bentuk awal dari data yang akan dideteksi adalah video. Data tersebut di dapatkan dengan cara mendownload melalui situs Youtube dan dibagi menjadi tiga kelas yaitu Teknik Forehand, Teknik Servis dan Teknik Smash. Video yang download diperankan oleh pemain tunggal untuk mempermudah dalam proses anotasi data.

### 4.2 Anotasi Data

Anotasi data dalam penelitian ini merupakan proses estimasi pose dari setiap kelas dataset. Hasil dari proses ini nantinya berupa dokumen CSV yang berisi nama file, kelas data, dan kordinat x, y, z dari setiap Landmark. Dalam proses ini peneliti menggunakan library yang disediakan oleh Mediapipe pose solution melalui environment Google Colab, Proses pertama yang dilakukan adalah bootstrapping data, yaitu proses pengambilan data dan membacanya lalu melakukan pose estimation. Proses pertama yang dilakukan adalah bootstrapping data, yaitu proses pengambilan data dan membacanya lalu melakukan pose estimation. Sebelum proses dijalankan, perlu untuk mendefinisikan lokasi gambar input, gambar output dan lokasi output untuk file csv.

```

Bootstrapping forehand
100% ██████████ | 374/374 [01:05<00:00, 5.71it/s]
Bootstrapping servis
100% ██████████ | 369/369 [00:59<00:00, 6.19it/s]
Bootstrapping smash
100% ██████████ | 420/420 [01:12<00:00, 5.78it/s]
    
```

Gambar 3. Proses Bootstrapping

```

Number of images per pose class:
forehand: 374
servis: 369
smash: 420
    
```

Gambar 4. Jumlah dataset setiap kelas

Hasil dari bootstrapping sebelumnya berupa gambar yang telah diberikan landmark dan file CSV terpisah untuk masing-masing kelas, hasil dari proses ini bisa digunakan untuk training model klasifikasi tetapi masih mengandung outliers sehingga masih memerlukan proses untuk menghilangkan outliers. Berikut gambar hasil bootstrapping.



Klasifikasi Teknik Bulutangkis Berdasarkan

Gambar 5. Hasil bootstrapping Teknik Forehand

No	File Name	Nose			Right eye inner			...	Left Foot Index		
		x1	y2	z3	x2	y2	z2		x33	y33	z33
1	fore (1).jpg	609.8916	286.6929	-228.468	609.2506	275.8234	-212.307	...	606.4385	591.8198	334.2555
2	fore (2).jpg	638.7838	201.9979	-336.618	644.329	190.502	-316.603	...	713.6469	738.5713	28.34399
3	fore (3).jpg	669.2297	199.3648	-297.683	676.2634	188.9188	-275.56	...	752.2239	664.7296	294.9142
4	fore (4).jpg	641.0662	226.5855	-355.231	646.6239	212.4126	-341.273	...	765.1811	661.1934	397.7426
5	fore (5).jpg	634.3507	239.3719	-303.234	639.0245	228.0064	-292.138	...	802.2278	639.5474	152.4801
6	fore (6).jpg	655.5906	255.9502	-345.365	656.2966	244.2809	-329.394	...	811.1581	639.9527	304.6754
7	fore (7).jpg	714.3563	345.18	-276.433	726.5892	321.9025	-266.138	...	1071.175	972.9436	185.5599
8	fore (8).jpg	759.8667	344.6953	-294.48	768.4255	322.0116	-292.47	...	1076.388	1088.722	62.35132
9	fore (9).jpg	664.4405	244.8243	-269.011	670.1318	232.5918	-258.015	...	822.7189	635.2638	241.2697
10	fore (10).jpg	675.2393	207.2929	-379.272	677.4391	195.4532	-354.729	...	798.6131	649.0008	245.0173

Gambar 6. Hasil csv bootstrapping Teknik Forehand



Gambar 7. Hasil bootstrapping Teknik Servis

No	File Name	Nose			Right eye inner			...	Left Foot Index		
		x1	y2	z3	x2	y2	z2		x33	y33	z33
1	serv (1).jpg	682.1019	97.88239	-327.449	692.3363	83.23517	-295.039	...	820.3753	869.0371	189.9893
2	serv (2).jpg	729.191	95.77907	-353.36	747.8832	99.41488	-335.479	...	505.5316	656.7625	374.2827
3	serv (3).jpg	664.139	157.752	-286.379	678.7248	160.0692	-269.186	...	433.9736	716.2986	145.0514
4	serv (4).jpg	712.8665	244.6502	-413.574	720.3804	245.0001	-402.531	...	394.3626	395.2012	589.1293
5	serv (5).jpg	721.4685	214.0572	-305.559	729.126	219.3917	-338.406	...	353.9236	65.03756	140.4938
6	serv (6).jpg	697.2511	142.0214	14.83373	710.2865	142.1021	35.52839	...	593.1706	483.4178	441.5185
7	serv (7).jpg	564.6169	77.93849	-663.798	561.8919	71.15497	-699.7	...	422.9295	695.8231	249.8568
8	serv (8).jpg	629.1175	-11.1369	-414.088	637.9043	-21.5016	-399.979	...	559.9904	619.9116	237.2706
9	serv (9).jpg	521.8475	-36.3668	-213.648	525.1679	-61.6778	-207.96	...	494.3031	621.3098	293.4387
10	serv (10).jpg	514.504	79.8696	-360.374	524.7897	64.40969	-376.725	...	480.7447	618.3565	282.4303

Gambar 8. Hasil csv bootstrapping Teknik Servis



Gambar 9. Hasil bootstrapping Teknik Smash

No	File Name	Nose			Right eye inner			...	Left Foot Index		
		x1	y2	z3	x2	y2	z2		x33	y33	z33
1	sma (1).jpg	642.5909	228.7327	-264.22	649.3011	216.7664	-254.879	...	575.2238	598.4029	430.2465
2	sma (2).jpg	602.7393	197.0695	182.705	610.276	187.7662	-165.72	...	583.2522	602.5685	86.14902
3	sma (3).jpg	598.7283	196.6673	177.727	605.2672	189.0246	-160.518	...	589.5759	601.1236	211.3206
4	sma (4).jpg	593.2921	196.1415	196.943	599.1268	189.2922	-179.452	...	595.8276	588.4659	193.9585
5	sma (5).jpg	605.9574	195.4409	184.972	612.2164	189.6354	-165.339	...	599.6388	597.2509	157.8046
6	sma (6).jpg	442.568	216.3371	-277.8	445.607	207.4296	-259.166	...	454.1617	560.1489	391.6203
7	sma (7).jpg	683.1498	518.6296	32.5819	686.2717	521.5032	-28.1001	...	640.5927	448.1976	-127.052
8	sma (8).jpg	762.2399	375.2238	10.2116	755.6849	367.2177	0.52307	...	870.4126	689.2115	-176.142
9	sma (9).jpg	967.7721	353.6146	25.3893	963.3811	344.4825	-15.0564	...	1028.755	693.992	-131.72
10	sma (10).jpg	886.8445	353.1191	2.87621	881.5952	345.0485	15.12486	...	893.1074	705.8617	-222.537

Gambar 10. Hasil csv bootstrapping Teknik Smash

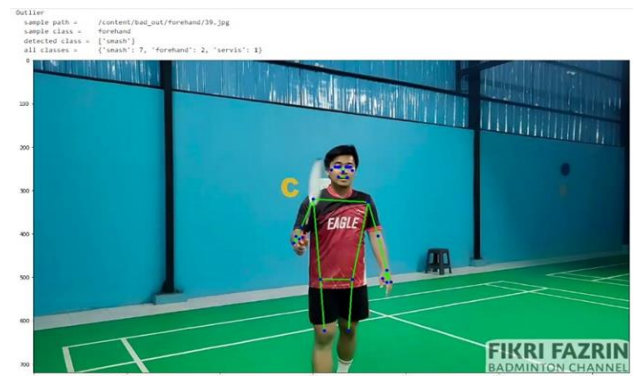
### 4.3 Preprocessing Data Anotasi

Dalam penelitian ini mempunyai alasan mengapa dikatakan sebagai outliers, yaitu:

- Kesalahan prediksi pose, dalam kasus ini outliers akan dihapus dari dataset.
- Klasifikasi awal yang salah, setiap sample diklasifikasikan terhadap basis data hasil dari proses anotasi data, jika data tersebut tidak terdapat dalam kelas yang sama maka diidentifikasi sebagai outliers.

```
print('Number of outliers: ', len(outliers))
Number of outliers: 146
```

Gambar 11. Jumlah Outliers



Gambar 12. Contoh data outliers

Setelah data dibersihkan dari outliers, bootstrapping dilakukan kembali untuk menyatukan keseluruhan data dari setiap kelas yang terpisah menjadi satu kembali. Data tersebut merupakan data yang siap digunakan untuk proses training mode klasifikasi.

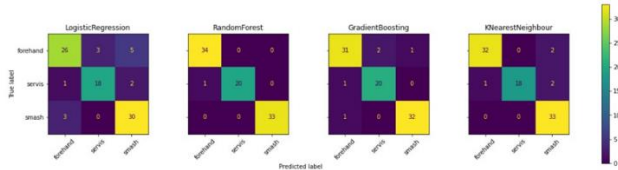
### 4.4 Training Data

Klasifikasi landmark dilakukan menggunakan beberapa model klasifikasi supervised learning seperti Logistic Regression, Random Forest, dan K-Nearest Neighbour. Maka untuk membandingkan performa model, hasil dari proses training data diukur menggunakan beberapa matrix yang umum untuk menentukan performa dari model klasifikasi yaitu matrix accuracy, recall, precision.

#### 4.4.1 Confusion Matrix

Berdasarkan gambar 13, hasil dari data test menggunakan keempat model klasifikasi logistic regression, k-nearest neighbour, dan random forest menunjukkan hasil yang baik dari data test sebesar 10% dari jumlah data keseluruhan data yaitu 88 data. Jika dibandingkan antar model klasifikasi maka model logistic regression menunjukkan error yang paling signifikan. Pada kelas Teknik Forehand yang berjumlah 34 data, 26 data diprediksi secara akurat dan error sebesar 8 data, kelas Teknik Servis dari 21 data, 18 data diprediksi secara akurat dan error sebesar 2 data, pada kelas Teknik Smash dari 33 data diperoleh 30 data diprediksi dengan benar dan 3 data merupakan error. Kemudian model klasifikasi yang menunjukkan nilai error yang paling minimum dan memiliki akurasi paling signifikan yaitu model random forest. Berdasarkan klasifikasi dengan random forest, 34 data kelas teknik forehand diprediksi benar dan 0 data error, prediksi kelas teknik servis hanya menghasilkan 1 error dari 20

data test, dan prediksi kelas teknik smash 33 data diprediksi dengan benar dan 0 data error.



Gambar 13. Confusion Matrix

4.4.2 Accuracy, Recall, dan Precision

Accuracy menunjukkan seberapa akurat model bisa mengklasifikasikan dengan benar. Adapun Nilai accuracy pada penelitian ini tersaji dalam Tabel 2.

Tabel 2: Nilai Accuracy Model

No	Nama Algoritma	Accuracy
1	Logistic Regression	0.840
2	Random Forest	0.988
3	K-Nearest Neighbour	0.943

4.5 Pengujian Model Klasifikasi dengan Data Baru

Proses pengujian ini berbeda dengan pengujian model sebelumnya, karena data yang digunakan berbeda, misal data berupa video atau gambar. Model yang digunakan dipilih dari hasil testing sebelumnya yang menggunakan model random forest sebagai classifier. Tujuan ini dilakukan untuk mengetahui performa nyata model dalam mendeteksi landmark/keypoint dan klasifikasi teknik bulu tangkis.

4.5.1 Pengujian Model dengan Input Gambar

Proses testing ini menggunakan data input berupa gambar sebanyak 30, untuk setiap kelas teknik bulu tangkis sebesar 10 gambar. Dari hasil testing menggunakan data baru, diperoleh tabel confusion matrix sebagai berikut:

Tabel 3: Confusion Matrix

Confusion Matrix		Predicted Class		
		Forehand	Servis	Smash
Actual Class	Forehand	7	3	0
	Servis	2	8	0
	Smash	5	2	3

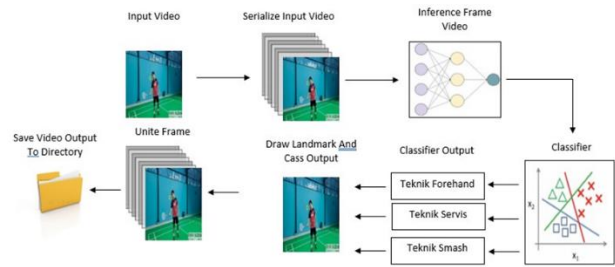
Berdasarkan confusion matrix diatas, hasil prediksi menggunakan data test baru menunjukkan hasil yang cukup bagus pada beberapa kelas yaitu kelas Teknik Forehand dan Teknik Smash, masing masing untuk kelas Teknik Forehand diprediksi dengan benar 7 dari 10 data dan kelas Teknik Smash mendapatkan 2 data yang diprediksi dengan tepat. Kelas yang mendapatkan hasil akurasi tinggi adalah Teknik Servis dengan nilai prediksi 8 data dari 10. Perhitungan akurasi untuk seluruh kelas yang telah diprediksi sebagai berikut:

$$accuracy = \frac{\text{Total True Positive}}{\text{Total sampel}}$$

$$Accuracy = \frac{18}{30} \times 100 = 60\%$$

4.5.2 Pengujian Model dengan Input Video

Rancangan pengujian ini dilakukan untuk mengevaluasi model dengan video sebagai input untuk inferensi model pose estimation dan klasifikasi. Alur dari pengujian ini terdiri dari beberapa tahap seperti yang digambarkan dibawah ini:



Gambar 14. Diagram Alur Inferensi Video

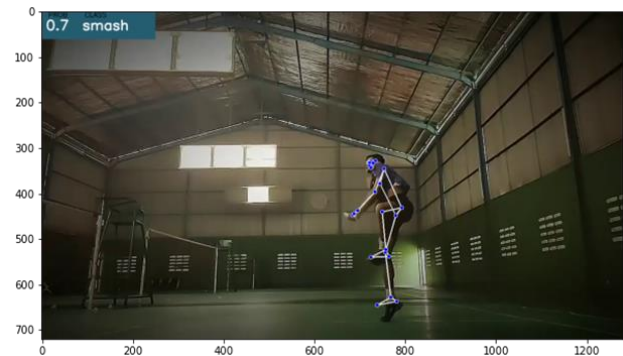
langkah pertama mendefinisikan video input, kemudian video diserialisasi menjadi frame, selanjutnya inferensi frame dengan Mediapipe, kemudian klasifikasi output landmark menggunakan model klasifikasi, setelah klasifikasi landmark kemudian menggambar pose landmark, kelas prediksi dan probabilitas prediksi pada frame video, setelah seluruh frame di inferensi dan diklasifikasi selanjutnya adalah menyatukan kembali frame dan menyimpan kedalam bentuk MOV kemudian disimpan kedalam direktori yang di inginkan. Berikut merupakan contoh gambar hasil inferensi video.



Gambar 15. Hasil inferensi video Teknik Servis



Gambar 16. Hasil inferensi video Teknik Forehand



Gambar 17. Hasil inferensi video Teknik Smash

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan analisis dari penelitian yang sudah dilakukan yaitu Klasifikasi Teknik Bulutangkis Berdasarkan Pose dengan *Convolutional Neural Network* diperoleh kesimpulan bahwa proses pengujian klasifikasi pose dengan data test menggunakan beberapa metode *supervised learning* seperti *logistic regression*, *random forest*, dan *KNN* menghasilkan nilai *accuracy* yang signifikan berkisar 80% hingga 90%.

Adapun saran yang diberikan pada penelitian ini yang dapat diperhatikan bagi penelitian selanjutnya yaitu dalam pembuatan dataset teknik bulutangkis diharapkan didalam ruangan dengan background yang tidak terlalu terang dan tidak terlalu gelap dengan menggunakan kamera yang bagus agar dalam proses pendeteksian pose tidak gagal deteksi atau salah dalam penempatan landmark, pemilihan pose harus dipilih dengan seksama agar hasil klasifikasi mendapatkan hasil maksimal.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. S. Pane, "Peranan Olahraga Dalam Meningkatkan Kesehatan," *J. Pengabd. Kpd. Masy.*, vol. 21, no. 79, pp. 1–4, 2015, [Online]. Available: <https://jurnal.unimed.ac.id/2012/index.php/jpkm/article/view/4646>.
- [2] I. Intan Primayanti, "Pengaruh Latihan Drill Dan Latihan Pola Pukulan Terhadap Kemampuan Smash Bulutangkis Pada Pb Liansa Juniormasbagik," *Progr. Stud. Pendidik. Olahraga dan Kesehatan, Fak. Pendidik. Olahraga dan Kesehatan, Institut Keguruan dan Ilmu Pendidik. IKIP Mataram*, vol. 6, pp. 25–31, 2019.
- [3] D. Utami, "Peran Fisiologi Dalam Meningkatkan Prestasi Olahraga Indonesia Menuju Sea Games Danarstuti," *J. Olahraga Prestasi*, vol. 11, pp. 52–63, 2015.
- [4] P. A. Nugroho, I. Fenriana, and R. Arijanto, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network ( Cnn ) Pada Ekspresi Manusia," *Algor*, vol. 2, no. 1, pp. 12–21, 2020.
- [5] Felix, S. Faisal, T. F. M. Butarbutar, and P. Sirait, "Implementasi CNN dan SVM untuk Identifikasi Penyakit Tomat via Daun," *Issn 2622-8130*, vol. 20, no. 2, pp. 117–134, 2019.
- [6] V. M. P. Salawazo, D. P. J. Gea, R. F. Gea, and F. Azmi, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network ( CNN ) Pada Penegagalan Objek Video CCTV," *J. Mantik Penusa*, vol. 3, no. 1, pp. 74–79, 2019.
- [7] V. Sutojo, T; Mulyanto, Edi; Suhartono, "Kecerdasan Buatan," pp. 211–235, 2011.
- [8] A. Ahmad Hania, "Mengenal Artificial Intelligence, Machine Learning, dan Deep Learning," *J. Teknol. Indones.*, no. June, 2017, [Online]. Available: <https://amt-it.com/mengenal-perbedaan-artificial-intelligence-machine-learning-deep-learning/>.
- [9] S. F. Handono, F. T. Anggraeny, and B. Rahmat, "Implementasi Convolutional Neural Network (Cnn) Untuk Deteksi Retinopati Diabetik," *J. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 669–678, 2020.
- [10] N. Cristin, N. Batubara, C. Setianingsih, and M. Kallista, "Deteksi Tanda Kehidupan Pada Korban Bencana Alam Dengan Algoritma Faster R-Cnn Dan Open Pose (Life Sign Detector Using Faster Region Convolutional Neural Network (Faster R-Cnn) and Open Pose)," vol. 8, no. 5, pp. 6151–6161, 2021.
- [11] T. L. Munea, Y. Z. Jembre, H. T. Weldegebriel, L. Chen, C. Huang, and C. Yang, "The Progress of Human Pose Estimation: A Survey and Taxonomy of Models Applied in 2D Human Pose Estimation," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 133330–133348, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3010248.
- [12] R. Hendayana, "Application Method of Logistic Regression Analyze the Agricultural Technology Adoption," *Inform. Pertan.*, vol. 22, no. 1, pp. 1–9, 2013, [Online]. Available: <http://ejurnal.litbang.pertanian.go.id/index.php/IP/article/view/2271/1970>.
- [13] Simanjuntak, P., Pangaribuan, H., & Syastra, M. T. (2021). Data Mining Rekomendasi Pemakaian Skincare. MEANS (Media Informasi Analisa dan Sistem), 6(1), 80-83.
- [14] F. Y. Pamuji and V. P. Ramadhan, "Komparasi Algoritma Random Forest dan Decision Tree untuk Memprediksi Keberhasilan Immunotherapy," *J. Teknol. dan Manaj. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 46–50, 2021, doi: 10.26905/jtmi.v7i1.5982.
- [15] A. Johar, D. Yanosma, and K. Anggriani, "Implementasi Metode K-Nearest Neighbor (Knn) Dan Simple Additive Weighting (Saw) Dalam Pengambilan Keputusan Seleksi Penerimaan Anggota Paskibraka," *Pseudocode*, vol. 3, no. 2, pp. 98–112, 2017, doi: 10.33369/pseudocode.3.2.98-112.

## BIODATA PENULIS



### Aditya Bobby Rizki

Mahasiswa Universitas Stikubank Semarang  
 Program Studi Teknik Informatika  
 Email: [adityabobbyrizki@mhs.unisbank.ac.id](mailto:adityabobbyrizki@mhs.unisbank.ac.id)



### Dr. Drs. Eri Zuliarso, M.Kom

Dosen Universitas Stikubank Semarang  
 Program Studi Teknik Informatika  
 Email: [eri299@edu.unisbank.ac.id](mailto:eri299@edu.unisbank.ac.id)