

8_Klasifikasi Teknik Bulutangkis Berdasarkan Pose

by Erizul Eriz

Submission date: 10-Apr-2023 12:17PM (UTC+0700)

Submission ID: 2060287083

File name: nik_Bulutangkis_Berdasarkan_Pose_Dengan_Convolutional_Neural.pdf (649.59K)

Word count: 3300

Character count: 20637

Klasifikasi Teknik Bulutangkis Berdasarkan Pose Dengan Convolutional Neural Network

Aditya Bobby Rizki^a, Eri Zuliarso^b

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

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 di dunia. Di Indonesia, olahraga bulu tangkis sendiri merupakan olahraga yang memiliki banyak prestasi, baik turnamen-turnamen 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

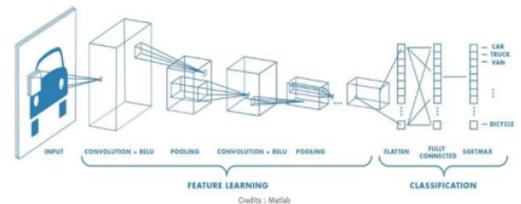
Kecerdasan buatan atau biasa dianggap *Artificial Intelligence* (AI) merupakan suatu pengetahuan yang dimiliki komputer buat bisa meniru kecerdasan manusia, sebagai akibatnya Komputer bisa melakukan hal-hal yang dikerjakan manusia [7].

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 performa 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 diklasifikasi 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

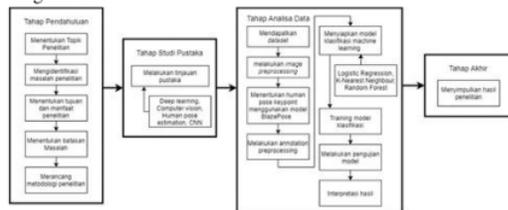
Jenis data yang dipakai pada penelitian ini adalah data yang didapatkan melalui situs youtube dan diproses supaya cocok dengan model yang digunakan.

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 | y1 | z1 | x2 | y2 | z2 | x33 | y33 | z33 | |
| 1 | fore (1).jpg | 609.8916 | 286.6929 | -228.468 | 609.2506 | 275.8234 | -212.307 | ... | 606.4385 | 591.8358 | 334.2555 |
| 2 | fore (2).jpg | 638.7838 | 201.9979 | -336.618 | 644.329 | 190.561 | -316.603 | ... | 713.6469 | 738.5713 | 28.3499 |
| 3 | fore (3).jpg | 669.2297 | 189.3648 | -297.683 | 676.2634 | 188.9388 | -275.56 | ... | 752.2239 | 664.7296 | 294.9342 |
| 4 | fore (4).jpg | 641.0662 | 126.5855 | -355.231 | 646.6239 | 212.4126 | -341.273 | ... | 705.1811 | 661.1934 | 397.7426 |
| 5 | fore (5).jpg | 634.3507 | 139.3719 | -303.234 | 639.0245 | 228.0064 | -292.138 | ... | 802.2278 | 639.5474 | 152.4803 |
| 6 | fore (6).jpg | 655.9006 | 155.9502 | -345.365 | 656.2966 | 244.2809 | -329.394 | ... | 811.1581 | 639.9527 | 304.6754 |
| 7 | fore (7).jpg | 714.3563 | 345.38 | -276.433 | 726.5892 | 321.9025 | -266.138 | ... | 1071.175 | 972.9438 | 185.5599 |
| 8 | fore (8).jpg | 759.8867 | 344.6953 | -294.48 | 768.2855 | 322.0116 | -292.47 | ... | 1076.388 | 1088.722 | 62.35132 |
| 9 | fore (9).jpg | 664.6405 | 244.8243 | -269.011 | 670.1118 | 232.5933 | -258.015 | ... | 822.7189 | 635.2638 | 241.2697 |
| 10 | fore (10).jpg | 675.2293 | 207.2929 | -379.272 | 677.4931 | 195.4532 | -354.729 | ... | 798.6331 | 649.0008 | 245.0173 |

Gambar 6. Hasil csv bootstrapping Teknik Forehand



Serv (241).jpg Serv (242).jpg
Gambar 7. Hasil bootstrapping Teknik Servis

| No | File Name | Nose | | | Right eye inner | | | Left Foot Index | | | |
|----|---------------|----------|----------|-----------|-----------------|----------|-----------|-----------------|----------|----------|----------|
| | | x1 | y1 | z1 | x2 | y2 | z2 | x33 | y33 | z33 | |
| 1 | serv (1).jpg | 682.1819 | 97.88239 | -327.449 | 692.3363 | 83.25117 | -295.039 | ... | 820.3753 | 869.0371 | 189.9893 |
| 2 | serv (2).jpg | 729.931 | 95.77967 | -353.36 | 747.8832 | 99.41888 | -315.479 | ... | 505.5386 | 656.7625 | 374.2827 |
| 3 | serv (3).jpg | 664.139 | 157.752 | -286.379 | 678.7248 | 160.0002 | -269.186 | ... | 433.9736 | 716.2986 | 145.0514 |
| 4 | serv (4).jpg | 712.8665 | 244.6592 | -413.574 | 720.3804 | 245.0001 | -402.511 | ... | 394.9626 | 395.2012 | 589.3293 |
| 5 | serv (5).jpg | 721.4685 | 214.0572 | -385.539 | 729.126 | 219.3917 | -338.406 | ... | 353.8236 | 65.03756 | 140.4938 |
| 6 | serv (6).jpg | 697.2511 | 142.0214 | -34.81173 | 710.2865 | 142.1021 | -35.52839 | ... | 593.1706 | 483.4178 | 441.5185 |
| 7 | serv (7).jpg | 564.6389 | 77.93849 | -463.798 | 564.8919 | 71.55497 | -499.7 | ... | 422.9295 | 695.8233 | 249.8568 |
| 8 | serv (8).jpg | 629.1175 | -11.1369 | -414.088 | 637.9043 | -21.5016 | -399.979 | ... | 558.9904 | 619.9116 | 237.2706 |
| 9 | serv (9).jpg | 521.8475 | -36.3668 | -243.648 | 525.1679 | -51.6778 | -207.96 | ... | 494.3031 | 623.3098 | 293.4387 |
| 10 | serv (10).jpg | 514.504 | 79.8696 | -360.374 | 524.7897 | 64.40769 | -376.725 | ... | 480.7447 | 618.3565 | 282.4303 |

Gambar 8. Hasil csv bootstrapping Teknik Servis



sma (5).jpg sma (21).jpg
Gambar 9. Hasil bootstrapping Teknik Smash

| No | File Name | Nose | | | Right eye inner | | | Left Foot Index | | | |
|----|--------------|----------|----------|----------|-----------------|----------|----------|-----------------|----------|----------|----------|
| | | x1 | y1 | z1 | x2 | y2 | z2 | x33 | y33 | z33 | |
| 1 | sma (1).jpg | 642.5969 | 228.7327 | -284.22 | 648.3013 | 216.7804 | -254.879 | ... | 575.2238 | 598.4029 | 430.2485 |
| 2 | sma (2).jpg | 652.7863 | 197.0695 | -182.205 | 610.276 | 187.7662 | -165.72 | ... | 583.2522 | 602.5685 | 86.14962 |
| 3 | sma (3).jpg | 598.7283 | 196.6673 | 177.727 | 605.2672 | 189.0246 | -160.518 | ... | 585.5759 | 601.1236 | 211.3206 |
| 4 | sma (4).jpg | 593.2923 | 196.1415 | 196.943 | 598.1268 | 189.2932 | -179.452 | ... | 595.8276 | 588.4059 | 193.9585 |
| 5 | sma (5).jpg | 605.9574 | 195.4409 | 184.972 | 612.2164 | 189.6354 | -165.339 | ... | 599.6388 | 597.2509 | 157.8646 |
| 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 | 683.1488 | 518.6296 | 32.5819 | 686.2717 | 521.5032 | -28.1001 | ... | 640.5927 | 448.1076 | -127.052 |
| 8 | sma (8).jpg | 762.2389 | 375.2238 | 10.2116 | 755.0649 | 387.2177 | 0.52307 | ... | 870.4126 | 689.2115 | -176.142 |
| 9 | sma (9).jpg | 967.7723 | 353.8144 | 25.3893 | 963.3811 | 344.4825 | -15.0964 | ... | 1028.755 | 893.992 | -131.72 |
| 10 | sma (10).jpg | 886.8485 | 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.

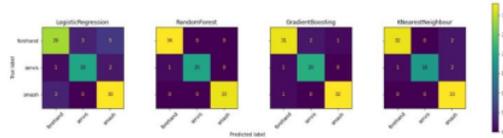
4.4 Training Data

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 |

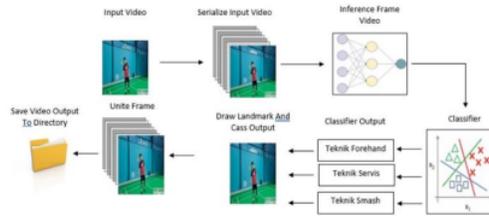
Berdasarkan confusion matrix diatas, hasil prediksi menggunakan data test baru menunjukkan hasil yang cukup bagus pada beberapa kelas yaitu kelas Teknik Forehand dan Teknik Smash, masing masing untuk kelas Teknik Forehand diprediksi dengan benar 7 dari 10 data dan kelas Teknik Smash mendapatkan 2 data 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

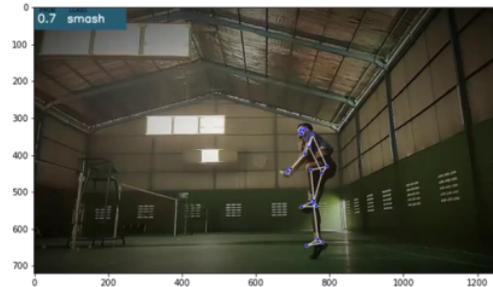
langkah pertama mendefinisikan video input, kemudian video diserialisasi menjadi frame, selanjutnya inferensi frame dengan Mediapipe, kemudian klasifikasi output landmark menggunakan model klasifikasi, setelah klasifikasi landmark kemudian menggambar pose landmark, kelas prediksi dan probabilitas prediksi 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://ejournal.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



Dr. Drs. Eri Zuliarso, M.Kom

Dosen Universitas Stikubank Semarang
Program Studi Teknik Informatika
Email: eri299@edu.unisbank.ac.id

8_Klasifikasi Teknik Bulutangkis Berdasarkan Pose

ORIGINALITY REPORT

15%

SIMILARITY INDEX

13%

INTERNET SOURCES

2%

PUBLICATIONS

6%

STUDENT PAPERS

MATCH ALL SOURCES (ONLY SELECTED SOURCE PRINTED)

7%

★ core.ac.uk

Internet Source

Exclude quotes On

Exclude matches < 2%

Exclude bibliography On