



# **LAPORAN PROJECT AKHIR JARINGAN SARAF TIRUAN**

## **DOSEN**

Dr. Eng. Budi Darma Setiawan, S.Kom., M.Cs.



## **(Kelompok 1)**

- |                                |                 |
|--------------------------------|-----------------|
| 1. Amalia Desafa Rizky Malyadi | 225150207111057 |
| 2. Dinda Nahdiya Riskillah     | 225150201111024 |
| 3. Sofia I'zaaz Jauzaa'        | 225150207111086 |

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS BRAWIJAYA  
2024**

## DAFTAR ISI

<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>i</b>
<b>DAFTAR GAMBAR.....</b>	<b>ii</b>
<b>DAFTAR TABEL.....</b>	<b>iii</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Tujuan.....	1
1.3. Ruang Lingkup.....	1
1.4. Metodologi.....	2
<b>BAB II DESKRIPSI DATA.....</b>	<b>3</b>
2.1. Penjelasan Data.....	3
2.2. Fitur Data.....	3
2.3. Label Kelas.....	4
2.4. Jumlah dan Distribusi Data.....	5
2.5. Ringkasan Statistik.....	6
<b>BAB III ARSITEKTUR JARINGAN SARAF TIRUAN.....</b>	<b>7</b>
3.1. Desain Arsitektur Jaringan.....	7
3.2. Diagram Arsitektur Jaringan.....	7
3.3. Algoritma Pelatihan.....	8
3.4. Proses Prediksi.....	9
3.5. Evaluasi Model.....	9
<b>BAB IV PERHITUNGAN MANUAL.....</b>	<b>11</b>
<b>BAB V ANALISIS PERFORMA MATRIKS.....</b>	<b>12</b>
5.1. Evaluasi Performa per Label.....	12
5.1.1. Evaluasi untuk class_squat.....	12
5.1.2. Evaluasi untuk class_stand.....	13
5.1.3. Evaluasi untuk class_walk.....	14
5.1.4. Evaluasi untuk class_wave.....	14
5.2. Evaluasi Multi-label (Keseluruhan).....	15
<b>LAMPIRAN.....</b>	<b>16</b>

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Distribusi data.....	5
Gambar 2. Arsitektur Neural Network.....	8

## DAFTAR TABEL

Tabel 1. Bagian kepala dan leher.....	3
Tabel 2. Bagian bahu, lengan dan tangan.....	4
Tabel 3. Bagian panggul, kaki dan pergelangan kaki.....	4
Tabel 4. Inisialisasi dan Pelatihan.....	10
Tabel 5. Prediksi dan Evaluasi.....	10
Tabel 6. Confusion Matrix untuk setiap kelas.....	12

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1. Latar Belakang**

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) dan pembelajaran mesin (Machine Learning) telah memberikan kontribusi signifikan dalam berbagai bidang, termasuk dalam pengenalan pose tubuh manusia. Pengenalan pose tubuh digunakan untuk berbagai aplikasi, seperti analisis aktivitas olahraga, pengawasan keamanan, pengendalian gerak robot, hingga interaksi manusia-mesin. Dengan memanfaatkan data koordinat posisi tubuh yang diperoleh dari sistem skeletal, algoritma pembelajaran mesin dapat digunakan untuk mengklasifikasikan berbagai pose atau aktivitas tubuh manusia.

Backpropagation, salah satu metode dalam jaringan saraf tiruan, memiliki kemampuan untuk mempelajari pola non-linear yang kompleks dalam data. Metode ini sangat cocok untuk digunakan dalam tugas klasifikasi posisi tubuh manusia karena kompleksitas data yang terdiri dari koordinat spasial. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma backpropagation untuk klasifikasi pose tubuh manusia berdasarkan data skeletal.

### **1.2. Tujuan**

Tujuan dari laporan praktikum ini adalah:

1. Mengembangkan model klasifikasi pose tubuh manusia menggunakan algoritma backpropagation.
2. Menganalisis performa model dalam mengenali dan mengklasifikasikan berbagai pose tubuh berdasarkan data koordinat posisi tubuh.
3. Mengevaluasi efektivitas metode backpropagation untuk tugas pengenalan pose tubuh dibandingkan dengan metode lain.

### **1.3. Ruang Lingkup**

Penelitian ini difokuskan pada hal-hal berikut:

1. Data yang digunakan adalah koordinat posisi tubuh manusia dalam dua dimensi (x dan y) yang direpresentasikan oleh 36 fitur utama, mencakup bagian tubuh seperti kepala, leher, bahu, lengan, pinggul, dan kaki.
2. Klasifikasi dilakukan untuk membedakan beberapa pose tubuh yang telah ditentukan dalam dataset.

3. Implementasi algoritma pembelajaran dilakukan dengan menggunakan metode backpropagation dalam jaringan saraf tiruan.
4. Penilaian model dilakukan berdasarkan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

#### **1.4. Metodologi**

Penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapan berikut:

1. Pengumpulan dan Pemahaman Data
  - Dataset berisi 2826 sampel data koordinat posisi tubuh manusia dan label kelas yang merepresentasikan pose tubuh.
  - Data akan dieksplorasi untuk memahami distribusi, karakteristik, dan pola yang relevan.
2. Pra-pemrosesan Data
  - Normalisasi data untuk memastikan nilai berada dalam rentang tertentu.
  - Pembagian data menjadi data latih dan data uji.
3. Pengembangan Model
  - Membangun model jaringan saraf tiruan (Artificial Neural Network) dengan algoritma backpropagation.
  - Pelatihan model menggunakan data latih untuk mempelajari pola-pola dalam data.
4. Evaluasi Model
  - Menggunakan data uji untuk mengukur performa model dengan metrik evaluasi standar.
  - Membandingkan hasil dengan model lain jika memungkinkan.
5. Analisis dan Pelaporan
  - Menganalisis hasil eksperimen.
  - Menyusun laporan akhir mengenai temuan penelitian.

Dengan metodologi ini, penelitian diharapkan mampu memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi klasifikasi pose tubuh manusia yang lebih akurat dan efektif.

## BAB II

### DESKRIPSI DATA

#### 2.1. Penjelasan Data

Dataset terdiri dari 2826 baris (sampel) dan 37 kolom (atribut), dengan rincian:

- 36 kolom numerik (tipe float64) yang merepresentasikan koordinat posisi tubuh manusia dalam dua dimensi (x dan y).
- 1 kolom kategorikal (tipe object) yang berisi label kelas (class) untuk setiap sampel.

Dataset ini menggunakan data koordinat posisi tubuh manusia berdasarkan sistem skeletal, yang mencakup berbagai bagian tubuh utama.

#### 2.2. Fitur Data

Dataset memiliki atribut yang menggambarkan posisi bagian tubuh dalam bentuk koordinat (x, y), dengan struktur sebagai berikut:

##### a. Bagian Kepala dan Leher

No.	Nama Fitur	Deskripsi Fitur
1	nose_x, nose_y	Koordinat hidung
2	neck_x, neck_y	Koordinat leher
3	REye_x, REye_y	Koordinat mata kanan
4	LEye_x, LEye_y	Koordinat mata kiri
5	REar_x, REar_y	Koordinat telinga kanan
6	LEar_x, LEar_y	Koordinat telinga kiri

Tabel 1. Bagian kepala dan leher

##### b. Bagian Kepala dan Leher

No.	Nama Fitur	Deskripsi Fitur
1	RShoulder_x, RShoulder_y	Koordinat bahu kanan
2	LShoulder_x, LShoulder_y	Koordinat bahu kiri
3	RElbow_x, RElbow_y	Koordinat siku kanan
4	LElbow_x, LElbow_y	Koordinat siku kiri
5	RWrist_x, RWrist_y	Koordinat pergelangan tangan kanan

6	LWrist_x, LWrist_y	Koordinat pergelangan tangan kiri
---	--------------------	-----------------------------------

Tabel 2. Bagian bahu, lengan dan tangan

**c. Bagian Panggul, Kaki dan Pergelangan Kaki**

No.	Nama Fitur	Deskripsi Fitur
1	RHip_x, RHip_y	Koordinat panggul kanan
2	LHip_x, LHip_y	Koordinat panggul kiri
3	RKnee_x, RKnee_y	Koordinat lutut kanan
4	LKnee_x, LKnee_y	Koordinat lutut kiri
5	RAnkle_x, RAnkle_y	Koordinat pergelangan kaki kanan
6	LAnkle_x, LAnkle_y	Koordinat pergelangan kaki kiri

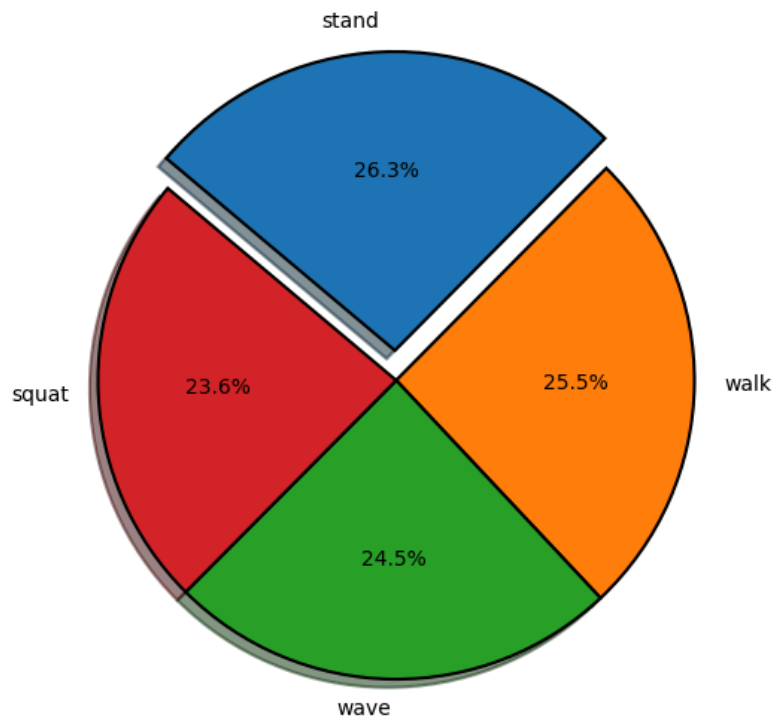
Tabel 3. Bagian panggul, kaki dan pergelangan kaki

**2.3. Label Kelas**

- Kolom ini berisi label yang mendeskripsikan aktivitas atau pose tubuh manusia.
- Terdapat 4 kategori kelas (informasi distribusi belum dijelaskan lebih detail).



## 2.4. Jumlah dan Distribusi Data



Gambar 1. Distribusi data

### 1. Kelas *Stand* (26.3%)

- Kelas ini memiliki jumlah sampel terbanyak dibandingkan kelas lainnya, dengan persentase sebesar 26.3% dari total dataset.
- Pose *stand* merupakan pose umum yang mungkin lebih sering terekam dalam pengumpulan data. Jumlah data yang lebih banyak untuk kelas ini dapat membuat model lebih akurat dalam mengenali pose *stand*, tetapi berisiko menyebabkan bias jika dataset tidak seimbang.

### 2. Kelas *Walk* (25.5%)

- Hampir sama dengan *stand*, kelas *walk* mencakup 25.5% dari total data.
- Pose ini juga cukup sering terjadi dalam dataset. Dengan jumlah data yang hampir seimbang dengan kelas *stand*, model memiliki peluang yang baik untuk mengenali pose *walk* dengan akurasi tinggi.

### 3. Kelas *Wave* (24.5%)

- Kelas *wave* berada di urutan ketiga, dengan kontribusi sebesar 24.5% dari total data.
  - Pose ini menunjukkan gerakan tangan tertentu yang memerlukan model untuk mengenali fitur unik dari anggota tubuh bagian atas. Meskipun jumlahnya sedikit lebih rendah dari dua kelas sebelumnya, distribusi yang mendekati seimbang membantu model memahami kelas ini dengan baik.
4. Kelas *Squat* (23.6%)
- Kelas ini memiliki jumlah sampel paling sedikit, yaitu **23.6%** dari total data.
  - Pose *squat* mungkin lebih jarang dilakukan dalam pengumpulan data. Walaupun selisih jumlah data dibandingkan kelas lain tidak terlalu besar, kelas ini tetap bisa dikenali oleh model dengan baik jika proses pelatihan dilakukan dengan benar.

## 2.5. Ringkasan Statistik

Koordinat x dan y memiliki nilai dalam rentang:

- x: 0.0 hingga 0.83
- y: 0.0 hingga 0.98

Semua koordinat memiliki nilai yang telah dinormalisasi ke dalam rentang tertentu, menjadikannya ideal untuk digunakan dalam algoritma pembelajaran mesin tanpa pra-pemrosesan tambahan terkait skala data.

## **BAB III**

### **ARSITEKTUR JARINGAN SARAF TIRUAN**

#### **3.1. Desain Arsitektur Jaringan**

Model yang dirancang untuk klasifikasi pose tubuh manusia menggunakan jaringan saraf tiruan (Artificial Neural Network) dengan arsitektur sederhana namun efektif. Struktur jaringan terdiri dari:

##### **1. Input Layer**

- Jumlah Neuron: Sebanyak fitur dalam dataset, yaitu 36 (representasi koordinat x dan y dari berbagai bagian tubuh manusia).
- Tugas: Menerima input berupa data koordinat yang telah dinormalisasi.

##### **2. Hidden Layer**

- Jumlah Neuron: 9 neuron.
- Fungsi Aktivasi: Sigmoid.
- Tugas: Menangkap pola non-linear yang terdapat pada data koordinat posisi tubuh.

##### **3. Output Layer**

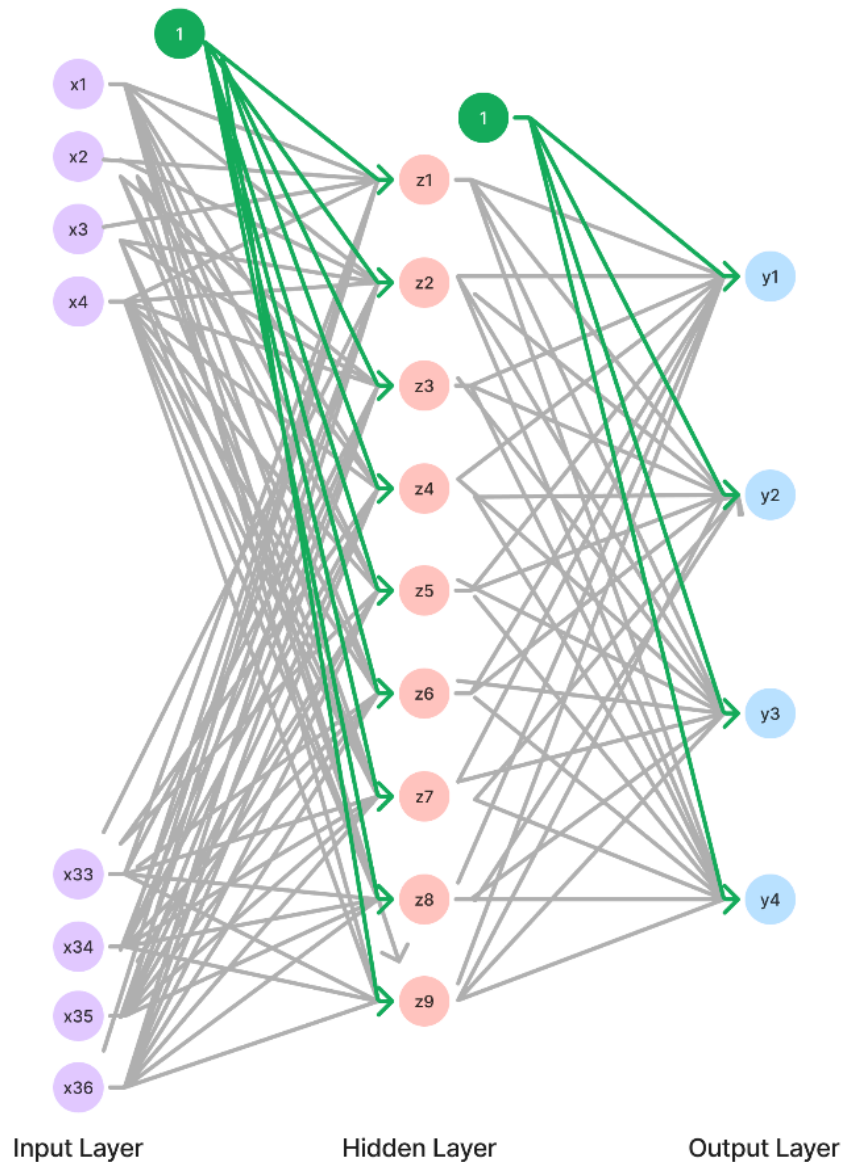
- Jumlah Neuron: 4 neuron (sesuai jumlah kelas dalam dataset: class\_squat, class\_stand, class\_walk, class\_wave).
- Fungsi Aktivasi: Sigmoid.
- Tugas: Menghasilkan probabilitas prediksi untuk setiap kelas.

##### **4. Parameter Pelatihan**

- Jumlah epochs: 1000
- Learning rate: 0.07

#### **3.2. Diagram Arsitektur Jaringan**

Gambar berikut menunjukkan struktur jaringan saraf tiruan yang digunakan:



Gambar 2. Arsitektur Neural Network

### 3.3. Algoritma Pelatihan

Model menggunakan algoritma *backpropagation* untuk proses pelatihan. Berikut adalah langkah-langkah utama:

#### 1. Inisialisasi Parameter

- Bobot (weights) dan bias (biases) di setiap lapisan diinisialisasi secara acak menggunakan distribusi normal.

- Fungsi `initialize_parameters` digunakan untuk menghasilkan parameter awal.

## 2. Forward Propagation

- Bobot (weights) dan bias (biases) di setiap lapisan diinisialisasi secara acak menggunakan distribusi normal.
- Fungsi `initialize_parameters` digunakan untuk menghasilkan parameter awal.

## 3. Backward Propagation

- Kesalahan prediksi dihitung menggunakan turunan fungsi loss.
- Gradien dihitung untuk memperbarui bobot dan bias menggunakan algoritma gradient descent.
- Fungsi `backpropagation` menangani proses ini.

## 4. Iterasi Pelatihan

- Proses forward dan backward propagation diulang selama 1000 epoch.
- Fungsi `train` mengelola keseluruhan proses pelatihan, termasuk monitoring loss setiap 100 epoch untuk memastikan pelatihan berjalan dengan baik.

### 3.4. Proses Prediksi

Setelah pelatihan selesai, model digunakan untuk membuat prediksi pada data uji.

Proses prediksi mencakup:

1. Melakukan forward propagation menggunakan parameter yang telah dilatih.
2. Menggunakan fungsi `predict` untuk menghasilkan output biner (0 atau 1) berdasarkan probabilitas yang dihasilkan oleh fungsi sigmoid.

### 3.5. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur performa jaringan saraf tiruan, baik secara individual untuk setiap kelas maupun secara keseluruhan:

1. Confusion Matrix: Untuk mengidentifikasi jumlah True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN) pada setiap kelas.
2. Classification Report:  
Menghitung presisi (precision), recall, dan F1-score untuk masing kelas.  
Menggunakan fungsi `classification_report` dari pustaka `scikit-learn`.
3. Akurasi Keseluruhan:

Mengukur akurasi multi-label dengan menghitung rata-rata prediksi yang benar untuk semua kelas.

#### Inisialisasi dan Pelatihan

```
input_size = X_train.shape[1]
hidden_size = 9 # Jumlah neuron di hidden layer
output_size = 4 # Jumlah neuron di output layer
epochs = 1000
learning_rate = 0.07

W1, b1, W2, b2 = train(X_train.values, y_train.values,
input_size, hidden_size, output_size, epochs, learning_rate)
```

Tabel 4. Inisialisasi dan Pelatihan

#### Prediksi dan Evaluasi

```
y_pred = predict(X_test.values, W1, b1, W2, b2)
accuracy = np.mean(y_pred == y_test.values)
print(f"Accuracy: {accuracy}")

for i, label in enumerate(labels):
    y_true = y_test.iloc[:, i]
    y_pred_label = y_pred[:, i]
    print(classification_report(y_true, y_pred_label,
zero_division=0))
```

Tabel 5. Prediksi dan Evaluasi

## BAB IV

### PERHITUNGAN MANUAL

Untuk melengkapi analisis yang dilakukan oleh model, perhitungan manual untuk menghitung nilai error antara prediksi model dan label sebenarnya dilakukan menggunakan Microsoft Excel. Hal ini bertujuan untuk memverifikasi akurasi model dan mengidentifikasi potensi kesalahan dalam proses pelatihan.

Model yang dikembangkan menggunakan dua fitur utama, yaitu **sudut sendi bahu (shoulder) dan pinggul (hip)** untuk mengklasifikasikan dua pose, yaitu 'wave' dan 'squat'. Sebelum proses pelatihan, data dinormalisasi menggunakan **robust scaler** untuk mengatasi potensi adanya outlier dan memastikan distribusi data yang lebih stabil. Dataset yang digunakan terdiri dari 2 kelas, dengan kelas 'wave' memiliki 2 sampel data dan kelas 'squat' memiliki 3 sampel data. Setelah melalui 9 epoch pelatihan, model berhasil **mencapai nilai loss sebesar 0.1418694892**. Nilai loss yang rendah ini mengindikasikan bahwa model mampu memprediksi kelas dengan akurasi yang tinggi, dengan rata-rata kesalahan prediksi yang minimal. Model ini menghasilkan bobot ( $W_1$ ,  $W_2$ ) dan bias ( $b_1$ ,  $b_2$ ) yang optimal untuk melakukan klasifikasi. Hasil pengujian menunjukkan **akurasi sebesar 100%**. Namun, perlu diingat bahwa akurasi 100% pada dataset yang sangat kecil seperti ini mungkin tidak mencerminkan kinerja model pada dataset yang lebih besar dan lebih variatif.

## BAB V

### ANALISIS PERFORMA MATRIKS

Pada bagian ini, dilakukan analisis terhadap performa model klasifikasi menggunakan metrik evaluasi, yaitu matriks kebingungan (*confusion matrix*), serta nilai presisi (*precision*), *recall*, dan *F1-score* untuk setiap kelas. Model yang digunakan mengimplementasikan metode *backpropagation* untuk tugas klasifikasi multi-label pada data posisi tubuh manusia. Selain itu, analisis performa keseluruhan model juga dilaporkan melalui akurasi multi-label.

#### 5.1. Evaluasi Performa per Label

Model dievaluasi secara individual untuk setiap label kelas, yaitu *class\_squat*, *class\_stand*, *class\_walk*, dan *class\_wave*. berikut adalah tabel yang merangkum Confusion Matrix untuk setiap kelas.

Kelas	True Negative (TN)	False Positive (FP)	False Negative (FN)	True Positive (TP)
class_squat	448	0	1	117
class_stand	412	2	4	148
class_walk	410	3	4	149
class_wave	423	0	0	143

Tabel 6. Confusion Matrix untuk setiap kelas

Penjelasan

- True Negative (TN): Jumlah sampel negatif yang diklasifikasikan sebagai negatif.
- False Positive (FP): Jumlah sampel negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif.
- False Negative (FN): Jumlah sampel positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif.
- True Positive (TP): Jumlah sampel positif yang diklasifikasikan sebagai positif.

##### 5.1.1. Evaluasi untuk class\_squat

###### a. Hasil Matrix

- 448 sampel kelas negatif (*class = 0.0*) terprediksi benar.
- 117 sampel kelas positif (*class = 1.0*) terprediksi benar.
- 1 sampel kelas positif salah diklasifikasikan sebagai negatif.



### **b. Classification Report**

1. Presisi (Precision): 1.00  
Semua prediksi untuk kelas positif (*class = 1.0*) benar, tidak ada *false positives*.
2. Recall: 0.99 untuk kelas positif  
Hampir semua kelas positif berhasil dikenali kecuali satu kasus.
3. F1-Score: 1.00  
Kombinasi presisi dan *recall* menunjukkan performa optimal.
4. Akurasi: 1.00  
Model hampir sempurna untuk mendeteksi pose *squat*.

### **c. Analisis**

Performa model untuk class\_squat sangat baik. Kesalahan hanya terjadi pada satu sampel yang sebenarnya kelas positif tetapi diklasifikasikan sebagai negatif. Ini menunjukkan bahwa model sangat kuat dalam mendeteksi pose ini.

412 sampel kelas negatif terprediksi benar.

148 sampel kelas positif terprediksi benar.

2 sampel kelas negatif salah diklasifikasikan sebagai positif.

## **5.1.2. Evaluasi untuk class\_stand**

### **a. Hasil Matrix**

- 412 sampel kelas negatif terprediksi benar.
- 148 sampel kelas positif terprediksi benar.
- 2 sampel kelas negatif salah diklasifikasikan sebagai positif.
- 4 sampel kelas positif salah diklasifikasikan sebagai negatif.

### **b. Classification Report**

1. Presisi: 0.99  
Prediksi kelas positif sangat akurat dengan sedikit *false positives*.
2. Recall: 0.97 untuk kelas positif  
Sebagian kecil kelas positif tidak terdeteksi (*false negatives*).
3. F1-Score: 0.98  
Performa keseluruhan sangat tinggi dengan beberapa kesalahan kecil.
4. Akurasi: 0.99  
Model bekerja hampir sempurna untuk mendeteksi pose *stand*.

### **c. Analisis**

Performa model untuk class\_stand sangat baik dengan hanya sedikit kesalahan. Sebagian besar kesalahan terjadi dalam mendeteksi kelas positif (*false*

*negatives*). Hal ini mungkin disebabkan oleh kemiripan pola koordinat dengan pose lain.

### 5.1.3. Evaluasi untuk class\_walk

#### a. Hasil Matrix

- 410 sampel kelas negatif terprediksi benar.
- 149 sampel kelas positif terprediksi benar.
- 3 sampel kelas negatif salah diklasifikasikan sebagai positif.
- 4 sampel kelas positif salah diklasifikasikan sebagai negatif.

#### b. Classification Report

1. Presisi: 0.99  
Sebagian besar prediksi kelas positif benar.
2. Recall: 0.97 untuk kelas positif  
Beberapa kelas positif tidak terdeteksi.
3. F1-Score: 0.98  
Performanya hampir setara dengan kelas *stand*.
4. Akurasi: 0.99  
Model memiliki kemampuan tinggi dalam mendeteksi pose *walk*.

#### c. Analisis

Model menunjukkan performa yang sangat baik pada kelas *class\_walk*, dengan kesalahan minimal. Kesalahan utamanya terdapat pada kelas positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif (*false negatives*).

### 5.1.4. Evaluasi untuk class\_wave

#### a. Hasil Matrix

- 423 sampel kelas negatif terprediksi benar.
- 143 sampel kelas positif terprediksi benar.
- Tidak ada kesalahan klasifikasi (baik *false positives* maupun *false negatives*).

#### b. Classification Report

1. Presisi: 1.00  
Semua prediksi kelas positif benar.
2. Recall: 1.00  
Semua kelas positif berhasil dikenali.
3. F1-Score: 1.00  
Kombinasi presisi dan *recall* sempurna.
4. Akurasi: 1.00  
Model memiliki performa sempurna untuk mendeteksi pose *wave*.

### **C. Analisis**

Performa untuk class\_wave adalah yang terbaik di antara semua kelas. Tidak ada kesalahan klasifikasi, menunjukkan bahwa pose ini sangat jelas dan mudah dikenali oleh model.

## **5.2. Evaluasi Multi-label (Keseluruhan)**

### **a. Akurasi Multi-label: 0.9823 (98.23%)**

Model berhasil mengklasifikasikan semua label dengan sangat baik. Tingginya nilai akurasi ini menunjukkan kemampuan model untuk memprediksi semua label untuk setiap sampel dengan benar.

### **b. Analisis Keseluruhan**

Model menunjukkan performa yang sangat baik untuk tugas multi-label. Kelas dengan performa terbaik adalah class\_squat dan class\_wave. sedangkan class\_stand dan class\_walk memiliki kesalahan minor yang dapat diperbaiki dengan analisis lebih mendalam terhadap pola data yang sulit dibedakan.

## LAMPIRAN

- Link Google-Colab : [Project Akhir JST](#)
- Link Dataset : [Human Activity Recognition Dataset \(OpenPose\)](#)
- Link Perhitungan Manual : [Implementasi Backpropogation dalam Dataset](#)