

**Analisis Perbandingan Support Vector Machine** dan KNearest Neighbors Dalam Membangun Model Klasifikasi Indeks Pembangunan Manusia.

Latifatuzikra Suhairi ASIMO

# Latar Belakang & Rumusan Masalah

## Latar Belakang

- IPM (Indeks Pembangunan Manusia) sebagai indicator untuk mengukur keberhasilan dalam upaya membangun kualitas hidup manusia.
- IPM menurut BPS dibagi menjadi 4 kategori yaitu rendah/low, sedang/normal, tinggi/high, dan sangat tinggi/very-high.
- Komponen IPM terdiri dari bidang pendidikan, kependudukan, dan kesehatan.

- Komponen tersebut akan menjadi nilai penentu kategori Indeks Pembangunan Manusia di suatu wilayah.
- Untuk mempercepat penentuan Indeks Pembangunan Manusia, dibutuhkan pemodelan yang mampu mengklasifikan IPM dengan mudah dan akurasi yang baik.
- Dalam tugas ini, model akan dibangun menggunakan algoritma SVM dan KNN.

# Latar Belakang & Rumusan Masalah

### Rumusan Masalah

 Bagaimana perbandingan model klasifikasi Indeks Pembangunan Manusia menggunakan algoritma SVM dan KNN?

# Deskripsi singkat data



### **Dataset**

#### **IPM.xlsx**

- Berisikan 2196 baris data dengan 5 kolom tentang variable-variable yang mempengaruhi indeks pembangunan manusia beserta indeksnya.
- Indeks pembangunan manusia terdiri atas data kategori

|      | Harapan_Lama_Sekolah | Pengeluaran_Perkapita | Rerata_Lama_Sekolah | Usia_Harapan_Hidup | IPM    |
|------|----------------------|-----------------------|---------------------|--------------------|--------|
| 0    | 14.36                | 9572                  | 9.37                | 69.96              | High   |
| 1    | 13.9                 | 7148                  | 9.48                | 65.28              | Normal |
| 2    | 14.32                | 8776                  | 8.68                | 67.43              | Normal |
| 3    | 14.6                 | 8180                  | 8.88                | 64.4               | Normal |
| 4    | 14.01                | 8030                  | 9.67                | 68.22              | Normal |
|      |                      |                       |                     |                    |        |
| 2191 | 10.13                | 5522                  | 4.91                | 65.32              | Low    |
| 2192 | 7.11                 | 5440                  | 2.51                | 65.26              | Low    |
| 2193 | 9.79                 | 4761                  | 2.99                | 64.83              | Low    |
| 2194 | 14.99                | 14922                 | 11.3                | 70.15              | High   |
| 2195 | 12.91                | 11059                 | 8.17                | 71.2               | High   |
|      |                      |                       |                     |                    |        |

2196 rows × 5 columns

# Deskripsi singkat data

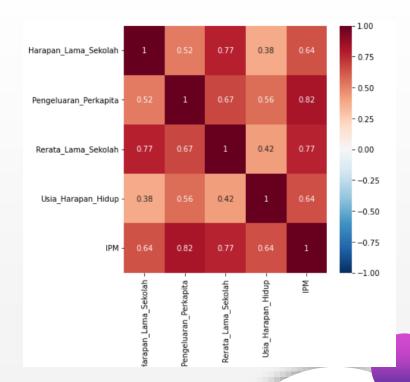


#### Feature:

- Harapan\_Lama\_Sekolah
- Pengeluaran\_Perkapita
- Rerata\_Lama\_Sekolah
- Usia\_Harapan\_Hidup

### Target:

- IPM



#### 1. Pembersihan data

#### Memeriksa nilai missing dan duplikat

```
# duplikat
df.duplicated().sum()
0

Tidak ada data yang duplikat pada dataset
```

### 2. Pengubahan Tipe Data

```
#mendapatkan informasi dataset
df.info()
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 2196 entries, 0 to 2195
Data columns (total 5 columns):
    Column
                          Non-Null Count Dtvpe
    Harapan Lama Sekolah 2196 non-null object
    Pengeluaran Perkapita 2196 non-null object
    Rerata Lama Sekolah
                         2196 non-null object
    Usia Harapan Hidup
                         2196 non-null object
                         2196 non-null object
    IPM
dtvpes: object(5)
memory usage: 85.9+ KB
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 2196 entries, 0 to 2195
Data columns (total 5 columns):
     Column
                           Non-Null Count Dtype
    Harapan Lama Sekolah 2196 non-null float64
    Pengeluaran Perkapita 2196 non-null int32
     Rerata Lama Sekolah 2196 non-null float64
    Usia Harapan Hidup 2196 non-null float64
     IPM
                           2196 non-null
                                           object
dtypes: float64(3), int32(1), object(1)
memory usage: 77.3+ KB
```

### 3. Encode pada variabel IPM

```
df['IPM'].unique()
array(['High', 'Normal', 'Very-High', 'Low'], dtype=object)
```

| <pre>ipm_data['IPM'] = ipm_data['IPM'].replace({'Low':'0', 'Normal': '1',</pre> |
|---|
| 'High': '2', 'Very-High': '3'}).astype(int)                                     |
| ipm_data.head()   |

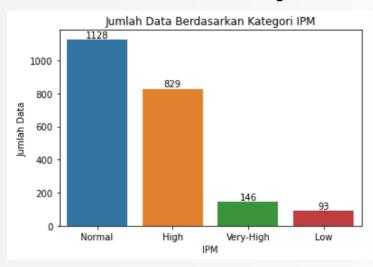
|   | Harapan_Lama_Sekolah | Pengeluaran_Perkapita | Rerata_Lama_Sekolah | Usia_Harapan_Hidup | IPM |
|---|----------------------|-----------------------|---------------------|--------------------|-----|
| 0 | 14.36                | 9572                  | 9.37                | 69.96              | 2   |
| 1 | 13.90                | 7148                  | 9.48                | 65.28              | 1   |
| 2 | 14.32                | 8776                  | 8.68                | 67.43              | 1   |
| 3 | 14.60                | 8180                  | 8.88                | 64.40              | 1   |
| 4 | 14.01                | 8030                  | 9.67                | 68.22              | 1   |

#### 4. Feature selection

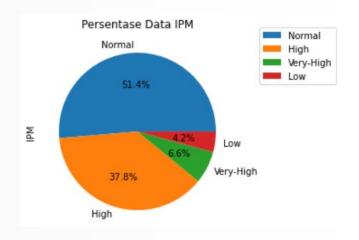
```
x = ipm_data.drop(["IPM"], axis=1).to_numpy()
y = ipm_data['IPM'].to_numpy()
```

### 5. Standardization

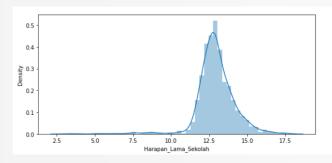
- 6. Visualisasi data
- a. Jumlah data berdasarkan kategori IPM

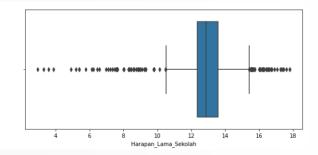


#### b. Persentase data IPM

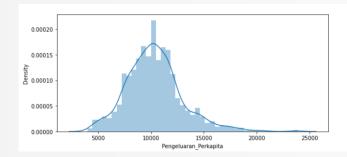


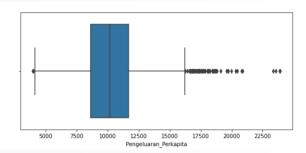
- 6. Visualisasi data
  - c. Analisis univariate Harapan Lama Sekolah





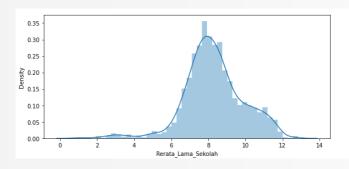
### d. Analisis univariate Pengeluaran per kapita

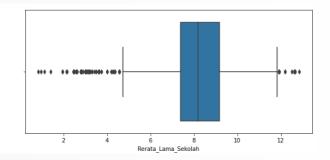




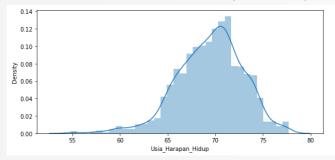
#### 6. Visualisasi data

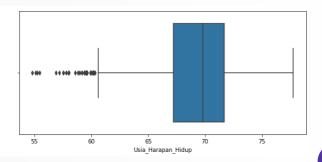
e. Analisis univariate Rerata Lama Sekolah





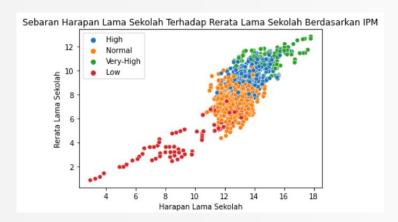
### f. Analisis univariate Usia harapan hidup



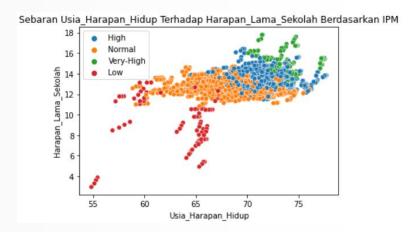


#### 6. Visualisasi data

g. Sebaran Harapan Lama Sekolah thdp Rerata Lama Sekolah berdasarkan IPM



h. Sebaran Usia\_Harapan\_Hidup Terhadap Harapan\_Lama\_Sekolah Berdasarkan IPM



# **Model 1: SVM Classifier**

01

### **Model SVM**

Algoritma supervised learning untuk klasifikasi dan regresi yang bekerja menggunakan konsep Structural Risk Minimization. dirancang untuk mengolah data menjadi Hyperplane yang mengklasifikasikan ruang input menjadi dua kelas.

02

### Parameter

SVC(C=0.1, decision\_function\_shape='ovo', gamma=1, kernel='linear', probability=True)

## Model 2: KNN

### **Model KNN**

K-nearest neighbors atau knn adalah algoritma yang berfungsi untuk melakukan klasifikasi suatu data berdasarkan data pembelajaran (train data sets), yang diambil dari k tetangga terdekatnya (nearest neighbors).

## **Parameter**

KNN(leaf\_size=1; p=1; n\_neighbors=22)

## Ukuran Kebaikan Model

### **Model SVM**

### 1. Classification report

|              | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| 0            | 1.00      | 0.96   | 0.98     | 28      |
| 1            | 0.96      | 1.00   | 0.98     | 274     |
| 2            | 0.97      | 0.95   | 0.96     | 208     |
| 3            | 1.00      | 0.85   | 0.92     | 39      |
|              |           |        |          |         |
| accuracy     |           |        | 0.97     | 549     |
| macro avg    | 0.98      | 0.94   | 0.96     | 549     |
| weighted avg | 0.97      | 0.97   | 0.96     | 549     |

#### 2. ROC

### **Model KNN**

### 1. Classification report

|              | precision   | recall | f1-score | support  |
|--------------|-------------|--------|----------|----------|
|              | pi ec1310ii | recair | 11-30016 | зиррог с |
| 0            | 1.00        | 0.82   | 0.90     | 28       |
| 1            | 0.81        | 0.84   | 0.83     | 274      |
| 2            | 0.74        | 0.76   | 0.75     | 208      |
| 3            | 0.96        | 0.69   | 0.81     | 39       |
|              |             |        |          |          |
| accuracy     |             |        | 0.80     | 549      |
| macro avg    | 0.88        | 0.78   | 0.82     | 549      |
| weighted avg | 0.81        | 0.80   | 0.80     | 549      |
|              |             |        |          |          |

### 2. ROC

```
print(roc_auc_knn)
94.09117125836138
```

## Ukuran Kebaikan Model



### 1. Classification report

|              | precision    | recall       | f1-score     | support   |
|--------------|--------------|--------------|--------------|-----------|
| 0            | 1.00         | 0.96         | 0.98         | 28        |
| 1            | 0.96         | 1.00         | 0.98         | 274       |
| 2            | 0.97<br>1.00 | 0.95<br>0.85 | 0.96<br>0.92 | 208<br>39 |
| 3            | 1.00         | 0.85         | 0.92         | 39        |
| accuracy     |              |              | 0.97         | 549       |
| macro avg    | 0.98         | 0.94         | 0.96         | 549       |
| weighted avg | 0.97         | 0.97         | 0.96         | 549       |

#### 2. ROC

### **Model KNN**

### 1. Classification report

|                                       | precision                    | recall                       | f1-score                     | support                |
|---------------------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------|
| 0<br>1<br>2                           | 1.00<br>0.81<br>0.74<br>0.96 | 0.82<br>0.84<br>0.76<br>0.69 | 0.90<br>0.83<br>0.75<br>0.81 | 28<br>274<br>208<br>39 |
| accuracy<br>macro avg<br>weighted avg | 0.88<br>0.81                 | 0.89<br>0.78<br>0.80         | 0.80<br>0.82<br>0.80         | 549<br>549<br>549      |

#### 2. ROC

print(roc\_auc\_knn)
94.09117125836138

Model SVM lebih baik: 97%

# Kesimpulan

- Dari dataset **IPM.xlsx**, dapat dibuatkan model klasifikasi untuk mengklasifikasikan indeks pembangunan manusia yang memiliki 4 kategori: low, normal, high, very high berdasarkan variable harapanlama sekolah, pengeluaran perkapita, rerata lama sekolah, dan usia harapan hidup
- Model klasifikasi menggunakan metode Support Vector Machine menghasilkan akurasi model lebih baik, yaitu 97% dibandingkan menggunakan model KNN, yaitu 80%.