Nama : Zulyan Widyaka Krisna

NIM : 231011403446 Kelas : TPLE016

# 1. Dataset dan Preprocessing

Dataset yang digunakan adalah processed\_kelulusan.csv, berisi data mahasiswa dengan fitur utama:

- IPK: Indeks Prestasi Kumulatif mahasiswa.
- Jumlah\_Absensi: jumlah ketidakhadiran per semester.
- Waktu\_Belajar\_Jam: rata-rata jam belajar mandiri per minggu.

Proses feature engineering dilakukan untuk memperkaya informasi prediktif, menghasilkan dua fitur baru:

- 1. Rasio\_Absensi = Jumlah\_Absensi / 14
- 2. IPK\_x\_Study = IPK \* Waktu\_Belajar\_Jam

Dataset dibagi menjadi tiga subset: 70% training, 15% validation, dan 15% test. Setiap pembagian menggunakan seed acak tetap (random\_state=42) agar hasil reproducible.

# 2. Model Baseline: Logistic Regression

Model baseline menggunakan algoritma Logistic Regression.

Alasan pemilihan model ini adalah karena kesederhanaannya, interpretabilitas tinggi, dan cocok untuk data linier.

Pipeline mencakup proses imputasi nilai hilang dengan median, standarisasi fitur numerik, dan klasifikasi menggunakan Logistic Regression dengan class\_weight='balanced'.

Evaluasi pada validation set menghasilkan F1-score makro sebesar 0.81 dengan presisi dan recall seimbang.

Model ini berfungsi sebagai acuan awal untuk membandingkan performa model yang lebihkompleks.

```
final_model = best_rf # atau pipe_lr jika baseline lebih baik
y_test_pred = final_model.predict(X_test)
       print("F1(test):", f1_score(y_test, y_test_pred, average="macro"))
print(classification_report(y_test, y_test_pred, digits=3))
print("confusion matrix (test):")
print(confusion_matrix(y_test, y_test_pred))
            if hasattr(final_model, "predict_proba"):
    y_test_proba = final_model.predict_proba(X_test)[:,1]
                   if len(np.unique(y_test)) > 1: # hanya jalankan jika ada lebih dari 1 kelas
print("ROC-AUC(test):", roc_auc_score(y_test, y_test_proba))
fpr, tpr, _ = roc_curve(y_test, y_test_proba)
plt.figure()
plt.plot(fpr, tpr)
plt.xlabel("fpr"); plt.ylabel("TPR"); plt.title("ROC (test)")
plt.tight_layout()
plt.savefig("roc_test.png", dpi=120)
else:
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
     d    df = pd.read_csv("../processed_kelulusan.csv")
5    X = df.drop("u.ulus", axis=1)
6    y = df["tulus"]
           X_train, X_temp, y_train, y_temp = train_test_split(
    X, y, test_size=0.3, stratify=y, random_state=42)
X_val, X_test, y_val, y_test = train_test_split(
    X_temp, y_temp, test_size=0.5, random_state=42)
             print('==== LANGKAH 1 : Muat Data ====')
print(f'=' * 60)
             print(X_train.shape, X_val.shape, X_test.shape)
print()
             print(f'=' * 60)
print('=== Langkah 2 - Baseline Model & Pipeline ====')
print(f'=' * 60)
              from sklearn.compose import ColumnTransformer from sklearn.preprocessing import StandardScaler
              from sklearn.impute import SimpleImputer
             print('==== Langkah 3 - Model Alternatif (Random Forest) ====')
print(f'=' * 60)
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
            rf = RandomForestClassifier(
    n_estimators=300, max_features="sqrt", class_weight="balanced", random_state=42
            pipe_rf.fit(X_train, y_train)
y_val_rf = pipe_rf.predict(X_val)
print("Random#orest F1(val):", f1_score(y_val, y_val_rf, average="macro"))
print()
             print(f'=' * 60)
print('---- Langkah 4 - Validasi Silang & Tuning Ringkas -----')
print(f'--' * 60)
from sklearn.model_selection import StratifiedKFold, GridSearchCV
```

#### 3. Model Alternatif: Random Forest

# KODE BENAR

# KODE BENAR

# KODE DENGE TERMINAL PORTS

Model alternatif menggunakan Random Forest Classifier yang terdiri dari ratusan pohon

keputusan.

Keunggulannya adalah mampu menangani hubungan non-linear dan interaksi antar fitur tanpa asumsi distribusi data.

Parameter awal: n\_estimators=300, max\_features="sqrt", class\_weight="balanced", dan random\_state=42.

Hasil evaluasi awal pada validation set menunjukkan peningkatan F1-score menjadi 0.88, menandakan peningkatan generalisasi terhadap data validasi.

# 3. Validasi Silang dan Tuning Parameter

Validasi silang dilakukan menggunakan StratifiedKFold (3-fold) untuk menjaga proporsi label seimbang.

Skema ini membantu mengevaluasi kestabilan model dan mendeteksi potensi overfitting.

Tuning parameter menggunakan GridSearchCV dengan ruang parameter:

- max\_depth: [None, 12, 20, 30]
- min\_samples\_split: [2, 5, 10]

Hasil tuning menunjukkan konfigurasi terbaik dengan max\_depth=20 dan min\_samples\_split=2. F1-score rata-rata validasi silang mencapai  $0.89 \pm 0.03$ , menunjukkan konsistensi performa model.

# 5. Evaluasi Akhir di Test Set

Setelah model terbaik diperoleh dari proses tuning, evaluasi dilakukan pada test set. Hasil pengujian menunjukkan peningkatan signifikan dibanding baseline. Berikut ringkasan metrik perbandingan antara Logistic Regression dan Random Forest:

Model	F1-score	Precision	Recall	ROC-AUC
Logistic Regression	0.81	0.82	0.80	0.85
Random Forest (Best)	0.89	0.90	0.88	0.92

Selain metrik numerik, berikut visualisasi performa model menggunakan ROC dan PR Curve:

[Gambar tidak dimuat otomatis: [Errno 2] No such file or directory: 'roc\_test.png']

Confusion matrix juga digunakan untuk memeriksa distribusi prediksi benar dan salah. Model Random Forest menunjukkan penurunan kesalahan prediksi kelas minoritas dibanding baseline.

# 6. Analisis Feature Importance

Analisis feature importance pada Random Forest menunjukkan tiga fitur dominan:

- 1. IPK\_x\_Study: kombinasi antara IPK dan waktu belajar fitur paling berpengaruh karena merepresentasikan keseimbangan kemampuan akademik dan usaha belajar.
- 2. IPK: semakin tinggi IPK, semakin besar peluang lulus tepat waktu.
- 3. Rasio\_Absensi: mahasiswa dengan absensi tinggi cenderung gagal lulus.

Implikasinya, strategi peningkatan IPK dan konsistensi kehadiran dapat meningkatkan tingkat kelulusan mahasiswa secara signifikan.

### 7. Pemilihan Model Final

Model Random Forest dipilih sebagai model akhir karena memberikan performa tertinggi dalam F1-score, ROC-AUC, dan stabilitas hasil validasi silang.

Selain itu, model ini mampu menangkap hubungan non-linear antar fitur tanpa memerlukan normalisasi kompleks.

# 8. Implementasi Endpoint Flask

Model akhir disimpan dalam bentuk file rf\_model.pkl.

Untuk inference, dibuat endpoint Flask agar model dapat digunakan sebagai API prediksi. Contoh implementasi:

```
from flask import Flask, request, jsonify import joblib, pandas as pd

app = Flask(__name__)
model = joblib.load('rf_model.pkl')

@app.route('/predict', methods=['POST'])
def predict():
    data = request.get_json()
    df = pd.DataFrame([data])
    pred = int(model.predict(df)[0])
    return jsonify({'prediction': pred})

if __name__ == '__main__':
    app.run(debug=True)
```

# 9. Kesimpulan

Model Random Forest terbukti memberikan hasil terbaik dalam memprediksi kelulusan mahasiswa dibandingkan Logistic Regression.

Dengan proses validasi silang dan tuning parameter, model ini mencapai F1-score 0.89 dan ROC-AUC 0.92 di test set.

Fitur IPK, waktu belajar, dan absensi menjadi penentu utama dalam hasil prediksi.

Implementasi model dalam API Flask memungkinkan penerapan langsung ke sistem akademik untuk pemantauan performa mahasiswa secara real-time.