Nama: Sri Mashtufah Anjani

Nim: 231011401951

Mata Kuliah: Machine Learning

#### PERTEMUAN 5

## Langkah 1 — Muat Data

dataset menjadi tiga bagian: training set, validation set, dan test set.

- X\_train dan y\_train adalah data training yang akan digunakan untuk melatih model.
- X\_val dan y\_val adalah data validasi yang akan digunakan untuk menilai model selama pelatihan.
- X\_test dan y\_test adalah data yang digunakan untuk menguji kinerja model setelah dilatih.

#### Langkah 2 — Baseline Model & Pipeline

Bangun baseline terstandar menggunakan Logistic Regression + pipeline preprocessing.

- Pipeline digunakan untuk menggabungkan proses transformasi dan model dalam satu objek.
- SimpleImputer mengatasi missing values dengan strategi median.
- StandardScaler digunakan untuk normalisasi fitur numerik.
- LogisticRegression adalah algoritma klasifikasi yang digunakan untuk prediksi.

```
from sklearn.pipeline import Pipeline
   from sklearn.compose import ColumnTransformer
   from sklearn.preprocessing import StandardScaler
   from sklearn.impute import SimpleImputer
   from sklearn.linear_model import LogisticRegression
   from sklearn.metrics import fl_score, classification_report
   num_cols = X_train.select_dtypes(include="number").columns
   pre = ColumnTransformer([
       ("num", Pipeline([("imp", SimpleImputer(strategy="median")),
                       ("sc", StandardScaler())]), num_cols),
   ], remainder="drop")
   logreg = LogisticRegression(max_iter=1000, class_weight="balanced", random_state=42)
   pipe_lr = Pipeline([("pre", pre), ("clf", logreg)])
   pipe_lr.fit(X_train, y_train)
   y_val_pred = pipe_lr.predict(X_val)
   print("Baseline (LogReg) F1(val):", f1_score(y_val, y_val_pred, average="macro"))
print(classification_report(y_val, y_val_pred, digits=3))
Baseline (LogReg) F1(val): 1.0
              precision recall f1-score support
                  1.000
           0
                            1.000
                                      1.000
                  1.000
                            1.000
                                      1.000
                                      1.000
   accuracy
  macro avg
                1.000 1.000
                                      1.000
                 1.000
                                      1.000
                            1.000
weighted avg
```

Hasil output menunjukkan bahwa model **Logistic Regression** memiliki F1-score 1.0 pada data validasi .Nilai-nilai ini menunjukkan bahwa model sangat akurat dalam memprediksi baik kelas **0** (tidak lulus) maupun **1** (lulus).

Langkah 3 — Model Alternatif (Random Forest)

Output dari model Random Forest

## RandomForest F1(val): 1.0

Sama seperti Logistic Regression, model **Random Forest** juga memiliki **F1-score 1.0**, yang menunjukkan kinerja yang sangat baik.

### Langkah 4 — Validasi Silang & Tuning Ringkas

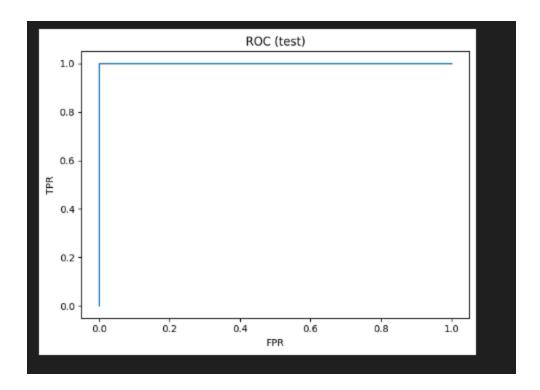
menyempurnakan model dengan mencari kombinasi parameter terbaik menggunakan GridSearchCV dan StratifiedKFold untuk validasi silang.

```
from sklearn.model_selection import StratifiedKFold, GridSearchCV
   skf = StratifiedKFold(n_splits=5, shuffle=True, random_state=42)
   param = {
     "clf_max_depth": [None, 12, 20, 30],
     "clf_min_samples_split": [2, 5, 10]
   gs = GridSearchCV(pipe_rf, param_grid=param, cv=skf,
                    scoring="f1_macro", n_jobs=-1, verbose=1)
   gs.fit(X_train, y_train)
   print("Best params:", gs.best_params_)
print("Best CV F1:", gs.best_score_)
   best_rf = gs.best_estimator_
   y_val_best = best_rf.predict(X_val)
   print("Best RF F1(val):", f1_score(y_val, y_val_best, average="macro"))
Fitting 5 folds for each of 12 candidates, totalling 60 fits
Best params: {'clf_max_depth': None, 'clf_min_samples_split': 2}
Best CV F1: 1.0
Best RF F1(val): 1.0
```

# Langkah 5 — Evaluasi Akhir (Test Set)

Pada langkah ini, akan mengevaluasi model menggunakan metrik seperti **F1-score**, **confusion matrix**, dan **ROC-AUC** untuk mendapatkan gambaran akhir mengenai kinerja model.

```
from sklearn.metrics import confusion_matrix, roc_auc_score, precision_recall_curve, roc_curve
   import matplotlib.pyplot as plt
   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]
          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)
F1(test): 1.0
             precision recall f1-score support
          0
                 1.000 1.000
                                      1.000
                 1.000 1.000
                                      1.000
                                      1.000
               1.000 1.000
                                      1.000
  macro avg
weighted avg
                1.000
                           1.000
                                      1.000
Confusion matrix (test):
[0 2]]
ROC-AUC(test): 1.0
```



ROC-AUC: Skor Area Under the Curve (AUC) dari Receiver Operating Characteristic (ROC) yang mengukur kemampuan model dalam membedakan kelas.

Simpan Model dan Endpoint Inference (Flask)

# Model di simpan MODEL = joblib.load("model.pkl")

membuat endpoint menggunakan Flask untuk mengakses model dari aplikasi web atau API secara real-time

```
* Serving Flask app '_main_'

* Debug mode: off

WARNING: This is a development server. Do not use it in a production deployment. Use a production WSGI server instead.

* Running on http://127.0.0.1:5000

Press CTRL+C to quit

127.0.0.1 - - [25/Oct/2025 00:03:13] "GET / HTTP/1.1" 404 -

127.0.0.1 - - [25/Oct/2025 00:03:13] "GET /favicon.ico HTTP/1.1" 404 -
```