Studi Kasus: Prediksi Profitabilitas Menu Restoran

ALI AKBAR QUMAINY (23611121)

Pemilihan dan Eksplorasi Dataset

Deskripsi Dataset dan Alasan Pemilihan

Dataset yang digunakan adalah restaurant_menu_optimization_data.csv . Dataset ini dipilih karena sangat cocok untuk tugas klasifikasi supervised learning, di mana tujuannya adalah untuk memprediksi variabel target kategorikal (Profitability) berdasarkan serangkaian fitur deskriptif dari item menu. Harga, kategori menu, dan komposisi bahan secara signifikan mempengaruhi profitabilitas.

Variabel yang Digunakan 📊

Model ini akan dilatih menggunakan variabel-variabel berikut:

- Fitur (Input): MenuCategory , MenuItem , Ingredients , dan Price .
- Target (Output): Profitability (High, Medium, Low).

Analisis Data Eksplorasi (EDA)

EDA dilakukan untuk mendapatkan pemahaman mendalam tentang data, mencakup visualisasi distribusi setiap variabel untuk mengidentifikasi pola dan hubungan yang dapat mempengaruhi profitabilitas.

```
In [93]: import pandas as pd
         import numpy as np
         import matplotlib.pyplot as plt
         import seaborn as sns
         import pickle
         import warnings
         from sklearn.model selection import train test split, GridSearchCV
         from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
         from sklearn.metrics import classification_report, accuracy_score
         from sklearn.svm import SVC
         from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
         from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
         import xgboost as xgb
         from imblearn.over_sampling import SMOTE
         warnings.filterwarnings('ignore')
         sns.set_style('whitegrid')
```

```
df = pd.read_csv('restaurant_menu_optimization_data.csv')
df.head()
```

0	$\Gamma \cap \gamma \uparrow$	
Out	1931	
000		

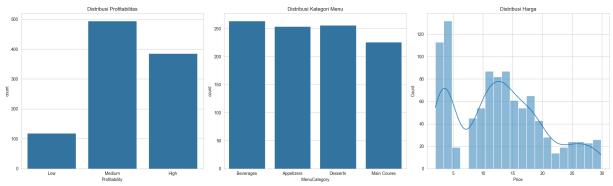
ofitability	Price	Ingredients	Menultem	MenuCategory	RestaurantID	
Low	2.55	['confidential']	Soda	Beverages	R003	0
Medium	11.12	['Tomatoes', 'Basil', 'Garlic', 'Olive Oil']	Spinach Artichoke Dip	Appetizers	R001	1
High	18.66	['Chocolate', 'Butter', 'Sugar', 'Eggs']	New York Cheesecake	Desserts	R003	2
High	29.55	['Chicken', 'Fettuccine', 'Alfredo Sauce', 'Pa	Chicken Alfredo	Main Course	R003	3
Medium	17.73	['Chicken', 'Fettuccine', 'Alfredo Sauce', 'Pa	Grilled Steak	Main Course	R002	4

```
In [94]: fig, axes = plt.subplots(1, 3, figsize=(20, 6))
    sns.countplot(data=df, x='Profitability', order=['Low', 'Medium', 'High'], ax=axes[
    axes[0].set_title('Distribusi Profitabilitas')

sns.countplot(data=df, x='MenuCategory', ax=axes[1])
    axes[1].set_title('Distribusi Kategori Menu')

sns.histplot(df['Price'], bins=20, kde=True, ax=axes[2])
    axes[2].set_title('Distribusi Harga')

plt.tight_layout()
    plt.show()
```



Mengecek Missing Values

```
In [95]: # Check missing values
missing_values = df.isnull().sum()
missing_values[missing_values > 0]
```

```
Out[95]: Series([], dtype: int64)
```

Pra-pemrosesan Data

- Penghapusan Fitur: RestaurantID dihapus.
- **Encoding**: Fitur kategorikal diubah menjadi numerik menggunakan LabelEncoder .
- Pembagian Data: Dataset dibagi menjadi data latih (70%) dan data uji (30%).

```
In [96]: df_processed = df.drop('RestaurantID', axis=1)
encoders = {}
for col in ['MenuCategory', 'MenuItem', 'Ingredients', 'Profitability']:
    le = LabelEncoder()
    df_processed[col] = le.fit_transform(df_processed[col])
    encoders[col] = le

X = df_processed.drop('Profitability', axis=1)
y = df_processed['Profitability']

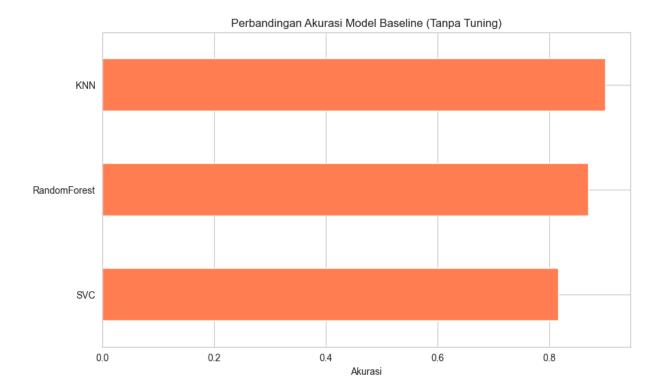
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3, random_staurantID', axis=1)
```

Pelatihan dan Perbandingan Model Awal (Tanpa Tuning)

Tiga model klasifikasi dilatih menggunakan parameter default untuk menetapkan performa dasar (*baseline*). Model yang dipakai adalah SVC, RandomForest, dan KNN.

```
In [97]: models = {
             'SVC': SVC(),
             'RandomForest': RandomForestClassifier(random_state=42),
             'KNN': KNeighborsClassifier()
         }
         results_baseline = {}
         for name, model in models.items():
             model.fit(X_train, y_train)
             y_pred = model.predict(X_test)
             accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
             results_baseline[name] = accuracy
             print(f'--- {name} (Baseline) ---\nAkurasi: {accuracy:.4f}')
             print(classification_report(y_test, y_pred, target_names=encoders['Profitabilit
         # Visualisasi Baseline
         plt.figure(figsize=(10, 6))
         pd.Series(results_baseline).sort_values().plot(kind='barh', color='coral')
         plt.title('Perbandingan Akurasi Model Baseline (Tanpa Tuning)')
         plt.xlabel('Akurasi')
         plt.show()
```

SVC (Baseline) Akurasi: 0.8167						
	precision	recall	f1-score	support		
High	0.87	0.93	0.90	116		
Low	0.00	0.00	0.00	36		
Medium	0.78	0.93	0.85	148		
accuracy			0.82	300		
macro avg	0.55	0.62	0.58	300		
weighted avg	0.72	0.82	0.77	300		
RandomFor Akurasi: 0.87	•	ne)				
	precision	recall	f1-score	support		
High	0.88	0.85	0.87	116		
Low	0.67	0.67	0.67	36		
Medium	0.91	0.93	0.92	148		
2661182614			0.87	200		
accuracy	0.82	0.82	0.87	300		
macro avg	0.82	0.82	0.82	300		
weighted avg	0.87	0.87	0.87	300		
KNN (Baseline) Akurasi: 0.9000						
	precision	recall	f1-score	support		
High	0.91	0.92	0.91	116		
Low	0.79	0.64	0.71	36		
Medium	0.92	0.95	0.93	148		
	3.32	0.00	0.23	0		
accuracy			0.90	300		
macro avg	0.87	0.84	0.85	300		
weighted avg	0.90	0.90	0.90	300		



Hyperparameter Tuning dan Cross-Validation

Sekarang, ketiga model dioptimalkan menggunakan GridSearchCV . Proses ini secara otomatis melakukan **hyperparameter tuning** dan **cross-validation** (cv=5) untuk menemukan kombinasi parameter terbaik.

```
models_and_params = {
    'SVC': (SVC(), {'C': [0.1, 1, 10], 'gamma': [1, 0.1, 0.01], 'kernel': ['rbf']})
    'RandomForest': (RandomForestClassifier(random_state=42), {'n_estimators': [50,
    'KNN': (KNeighborsClassifier(), {'n_neighbors': [3, 5, 7], 'weights': ['uniform']}

best_estimators = {}

for name, (model, params) in models_and_params.items():
    print(f'--- Tuning {name} ---')
    grid_search = GridSearchCV(model, params, cv=5, scoring='accuracy', n_jobs=-1)
    grid_search.fit(X_train, y_train)
    best_estimators[name] = grid_search.best_estimator_
    print(f'Parameter Terbaik: {grid_search.best_params_}')
    print(f'Skor Akurasi CV Terbaik: {grid_search.best_score_:.4f}\n')
```

```
--- Tuning SVC ---
Parameter Terbaik: {'C': 10, 'gamma': 0.1, 'kernel': 'rbf'}
Skor Akurasi CV Terbaik: 0.9043
--- Tuning RandomForest ---
Parameter Terbaik: {'max_depth': 5, 'n_estimators': 100}
Skor Akurasi CV Terbaik: 0.9129
--- Tuning KNN ---
Parameter Terbaik: {'n_neighbors': 5, 'weights': 'uniform'}
Skor Akurasi CV Terbaik: 0.8986
```

Evaluasi Model Hasil Tuning, Visualisasi, dan Interpretasi

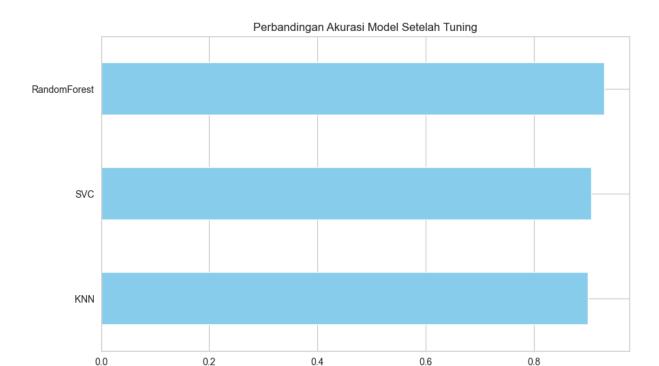
```
In [99]:
    results_tuned = {}
    for name, model in best_estimators.items():
        y_pred = model.predict(X_test)
        accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
        results_tuned[name] = accuracy
        print(f'--- {name} (Setelah Tuning) ---\nAkurasi: {accuracy:.4f}')
        print(classification_report(y_test, y_pred, target_names=encoders['Profitabilit

# Visualisasi
    plt.figure(figsize=(10, 6))
    pd.Series(results_tuned).sort_values().plot(kind='barh', color='skyblue')
    plt.title('Perbandingan Akurasi Model Setelah Tuning')
    plt.xlabel('Akurasi')
    plt.show()
```

SVC (Setelah Tuning)

Akur	asi:	0.	9067

SVC (Setelah Tuning)						
Akurasi: 0.9067						
	precision	recall	f1-score	support		
∐iah	0.01	a 02	a 02	116		
High Low	0.91 0.83	0.93	0.92 0.74			
Medium		0.67		36		
Meatum	0.92	0.95	0.93	148		
accuracy			0.91	300		
macro avg	0.89	0.85	0.86	300		
weighted avg	0.90	0.91	0.90	300		
RandomFor	est (Setelah	Tuning)				
Akurasi: 0.93	00					
	precision	recall	f1-score	support		
High	0.93	0.97	0.95	116		
Low	0.89	0.67	0.76	36		
Medium	0.93	0.97	0.95	148		
accuracy			0.93	300		
macro avg	0.92	0.87	0.89	300		
weighted avg	0.93	0.93	0.93	300		
KNN (Setelah Tuning)						
Akurasi: 0.90	•					
ARGI GSI. 0.90	precision	recall	f1-score	support		
	p. cc2320		.1 500.0	эцррог с		
High	0.91	0.92	0.91	116		
Low	0.79	0.64	0.71	36		
Medium	0.92	0.95	0.93	148		
accuracy			0.90	300		
macro avg	0.87	0.84	0.85	300		
weighted avg	0.90	0.90	0.90	300		



Interpretasi dan Pemilihan Model

Setelah proses tuning, **RandomForest** menunjukkan performa terbaik dengan akurasi **93%**. Oleh karena itu, model **RandomForest** yang sudah di-tuning dipilih sebagai model terbaik secara keseluruhan.

Akurasi

Ekspor Model Terbaik untuk Deployment

Model terbaik, yaitu **RandomForest** yang sudah di-tuning, akan dilatih kembali pada seluruh dataset dan diekspor untuk digunakan oleh aplikasi web.

```
In [100...
          # Model terbaik adalah RandomForest yang sudah di-tuning
          final_model = best_estimators['RandomForest']
          # Melatih kembali model terbaik pada seluruh data asli (X dan y)
          final_model.fit(X, y)
          # Menyimpan model
          with open('model.pkl', 'wb') as f:
              pickle.dump(final_model, f)
          # Menyimpan encoders
          with open('encoders.pkl', 'wb') as f:
              pickle.dump(encoders, f)
          # Menyimpan data unik untuk dropdown di HTML
          unique data = {
               'MenuCategory': sorted(df['MenuCategory'].unique()),
               'MenuItem': sorted(df['MenuItem'].unique()),
               'Ingredients': sorted(df['Ingredients'].unique())
```

```
}
with open('unique_data.pkl', 'wb') as f:
    pickle.dump(unique_data, f)

print("Model RandomForest terbaik, encoders, dan data unik berhasil diekspor!")
```

Model RandomForest terbaik, encoders, dan data unik berhasil diekspor!