#### 22 kwietnia 2024

### 1 Organizacja kodu

**Problem:** Brak wyraźnej struktury kodu, mieszanie załadunku danych, przetwarzania, tworzenia modeli i ewaluacji w jednym miejscu.

**Sugestia:** Organizacja kodu w moduły lub wyraźne sekcje, z osobnymi plikami dla przygotowania danych, definicji modelu, treningu i oceny.

#### 2 Obsługa danych

Problem: Używanie względnych ścieżek przy ładowaniu danych.

**Sugestia:** Implementacja zarządzania konfiguracją przy użyciu plików .env lub plików konfiguracyjnych JSON/XML, gdzie ścieżki i źródła danych są zdefiniowane. Poza tym, kod nie jest podzielony na kilka plików (tak samo jak dane) i wszystko jest trzymane w jednym miejscu

### 3 Analiza Eksploracyjna Danych (EDA)

**Problem:** Niewystarczające detale na temat przeprowadzonej analizy eksploracyjnej danych.

**Sugestia:** Przeprowadzenie dokładnej EDA, w tym statystyczne podsumowania każdej kolumny, obsługa brakujących wartości (lub wspomnienie, że one nie występują), wykrywanie i traktowanie wartości odstających oraz wizualizacja rozkładów danych i relacji między cechami.

### 4 Inżynieria cech

**Problem:** Brak wyraźnej wzmianki lub dokumentacji procesu inżynierii cech.

Sugestia: Dokumentacja tworzenia nowych cech, ich uzasadnienie i ocena wpływu na wydajność modelu.

# 5 Selekcja i walidacja modelu

**Problem:** Wybór modelu wydaje się arbitralny bez uzasadnienia.

**Sugestia:** Uzasadnienie wyboru modeli na podstawie charakterystyki problemu i danych. Implementacja solidnej strategii walidacji, np. walidacji krzyżowej, aby niezawodnie ocenić wydajność modelu na różnych podzbiorach danych.

### 6 Dostrojenie hiperparametrów

**Problem:** Ograniczone metody dostrojenia hiperparametrów.

**Sugestia:** Stosowanie bardziej kompleksowych metod optymalizacji hiperparametrów, takich jak przeszukiwanie siatkowe, przeszukiwanie losowe czy zaawansowane techniki takie jak optymalizacja bayesowska.

#### 7 Metryki oceny

Problem: Podstawowe implementacje metryk oceny bez nakreślenia, która jest najważniejsza.

**Sugestia:** Zastosowanie metryk uwzględniających nierównowagi w danych, np. ważony F1-score. Implementacja oceny modelu przy użyciu technik takich jak bootstrap, aby zrozumieć zmienność wydajności modelu.

# 8 Interpretowalność modelu

**Problem:** Podstawowe wykorzystanie ważności permutacji bez głębszego badania przyczyn decyzji modelu.

**Sugestia:** Integracja zaawansowanych narzędzi interpretowalności, takich jak SHAP (SHapley Additive exPlanations) czy LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations), które dostarczają wglądu w decyzje modelu.

### 9 Dokumentacja i komentarze

**Problem:** Niewystarczająca dokumentacja i komentarze w kodzie.

**Sugestia:** Opracowanie kompleksowej dokumentacji, która obejmuje przegląd projektu, cele, szczegółowe instrukcje konfiguracji, opisy metodologii, w tym przetwarzania danych, budowy modelu i strategii ewaluacji, a także szczegółowe komentarze w kodzie, wyjaśniające cel każdej funkcji i kluczowych bloków kodu.

# Wyniki Testów Walidacyjnych

Wyniki uzyskane na danych walidacyjnych prezentują się następująco:

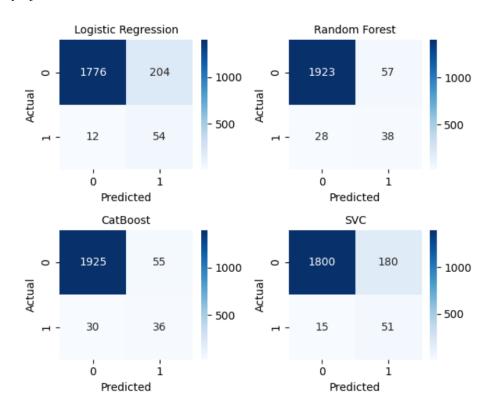
Metric	LogReg	RandFor	Cat
Accuracy	0.89443	0.95846	0.95846
Precision	0.20930	0.40000	0.39560
Recall	0.81818	0.57576	0.54545
F1-Score	0.33333	0.47205	0.48780
AUC-ROC	0.85758	0.77348	0.84091
GINI	0.71515	0.54697	0.68182

Tabela 1: Performance metrics for Logistic Regression, Random Forest, and CatBoost models.

Te wyniki wskazują na pewne ograniczenia modelu, szczególnie w kontekście recall i F1 Score, które są znacząco niższe w porównaniu do accuracy. Niska wartość ROC AUC również sugeruje, że model ma problemy z efektywnym rozróżnianiem klas.

#### Macierz Błędów

Poniżej przedstawiono macierz błędów (Confusion Matrix), która pozwala na bardziej szczegółowe zrozumienie wydajności modelu:



Rysunek 1: Confussion Matrix

Analiza Confusion Matrix może dostarczyć wglądu w typy błędów popełnianych przez model, co jest kluczowe dla dalszej optymalizacji i zrozumienia, jakie zmiany mogą być konieczne do poprawy ogólnej skuteczności.

#### **Podsumowanie**

Implementacja powyższych sugestii znacząco podniesie poziom profesjonalizmu projektu, co jest kluczowe, biorąc pod uwagę jego potencjalny wpływ na życie ludzi w kontekście decyzji finansowych.