# Optymalizacja hiperparametrów xgboost Dokumentacja wstępna

# Przemysław Stawczyk, Piotr Zmyślony

## 12 kwietnia 2020

# Spis treści

1	Treść zadania
2	Dane testowe2.1 Analiza danych2.2 Uzupełnienie brakujących danych2.3 Alternatywne dane
3	Propozycja rozwiązania
4	Funkcja celu
5	Sposób mierzenia jakości rozwiązania

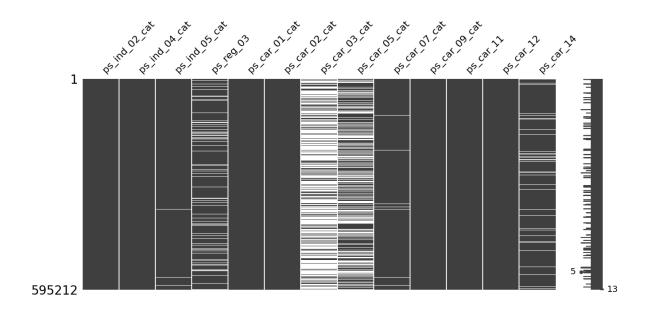
#### 1 Treść zadania

Naszym zadaniem jest przetestowanie różnych algorytmów heurystycznych/populacyjnych w kontekście problemu strojenia hiperparametrów algorytmu xgboost. Problem wyboru hiperparametrów wynika z ich bardzo dużej ilości, co często rozwiązyne jest poprzez manualny dobór parametrów klasyfikatora.

Projekt zostanie zrealizowany w języku Python 3+.

#### 2 Dane testowe

Jako dane na których będziemy trenować i testować klasyfikatory przyjęliśmy proponowany zestaw danych https://www.kaggle.com/c/porto-seguro-safe-driver-prediction. Zawiera on 57 atrybutów opisujących klientów firmy ubezpieczeniowej i jeden atrybut binarny sygnalizujący, czy w ciągu roku od zawarcia umowy, klient skorzystał z ubezpieczenia.



Rysunek 1: Brakujące atrybuty

#### 2.1 Analiza danych

Po wstępnej analizie danych odkryliśmy, że w zbiorze danych posiadamy około 79% niekompletnych wierszy. Rysunek 1 przedstawia pokrycie niekompletnych atrybutów - jest ich jedynie 13, z czego większość jest wybrakowana w bardzo niewielkim stopniu.

Największym winowajcą jest atrybut binarny ps\_car\_03\_cat, którego brakuje aż w 70% wierszy, oraz atrybut ps\_car\_05\_cat (brakuje go w 44% przypadków).

#### 2.2 Uzupełnienie brakujących danych

W związku z powyższym, planujemy uzupełnić brakujące atrybuty na bazie kompletnych wierszy danych. Do tego zastosujemy bibliotekę pythonową *impyute*, ale nie będziemy analizować, jaka jest zależność między konkretnymi metodami interpolacji wybrakowanych atrybutów a hiperparametrami trenowanego klasyfikatora - ręcznie wybierzemy tą, która daje najlepsze (i najszybsze) rezultaty.

#### 2.3 Alternatywne dane

Końcową wersję naszego algorytmu heurystycznego planujemy przetestować przy użyciu dodatkowego zbioru danych dot. przewidywania bankructwa polskich firm, który analizowaliśmy w innym projekcie.

## 3 Propozycja rozwiązania

///////TODO: chyba faktycznie weźmy algo wspinaczkowy z tabu i bez plus może jeszcze jakiś jeden na pałę, dla porównania - IMO genetyczny jakiś

# 4 Funkcja celu

//////TODO: skoro mamy firme ubezpieczeniową, to Expected cost jest chyba najlepszy, tu jest ladnie opisany: https://www.svds.com/the-basics-of-classifier-evaluation-part-1/

Expected cost =  $p(p) \times [p(true\ positive) \times benefit(true\ positive) + p(false\ negative) \times cost(false\ negative)] + p(n) \times [p(true\ negative) \times benefit(true\ negative) + p(false\ positive) \times cost(false\ positive)]$ 

Pewnie przydaloby sie znalezc jakies typowy zysk na 1 rok z ubezpieczenia (zysk dla firmy) i sredni koszt wyplaty ubezpieczenia jednemu klientowi.

### 5 Sposób mierzenia jakości rozwiązania

//////TODO: czy to nie dokladnie to samo co po prostu funkcja celu? czy moze chodzi o to zeby opisać jak sprawdzamy to (k-krotne walidacje itp.). Chociaz deja napisal to "sposobu mierzenia jakości rozwiązania (podsumowania wyników)." i nie wiem co ma podsumowanie wynikow do tego sposobu mierzenia jakości rozwiązania, moze ty lepiej zrozumiesz.