

AutoML Homework2

Piotr Robak, Agata Węglerska

## 1 Wstęp

W ramach zadania głównym celem było opracowanie efektywnej metody klasyfikacji dla sztucznie wygenerowanego zbioru danych oznaczonego jako artificial. Zadanie polegało na skonstruowaniu modelu, który osiągnie jak najwyższą moc predykcyjną, a jego skuteczność będzie oceniana za pomocą miary zrównoważonej dokładności (balanced accuracy), która jest zdefiniowane jako:

Miara zrównoważonej dokładności = 
$$\frac{1}{2} \left( \frac{TP}{TP + FN} + \frac{TN}{TN + FP} \right)$$

gdzie:

TP – liczba prawdziwie pozytywnych (True Positives),

TN – liczba prawdziwie negatywnych (True Negatives),

FP – liczba fałszywie pozytywnych (False Positives),

FN – liczba fałszywie negatywnych (False Negatives).

Modele klasyfikacyjne zostały przygotowane w dwóch wariantach. Pierwszy z nich to podejście manualne, gdzie konstrukcją modelu zajęto się ręcznie. Drugim wariantem było wykorzystanie frameworków AutoMLowych, czyli narzędzi automatyzujących proces tworzenia modeli maszynowych.

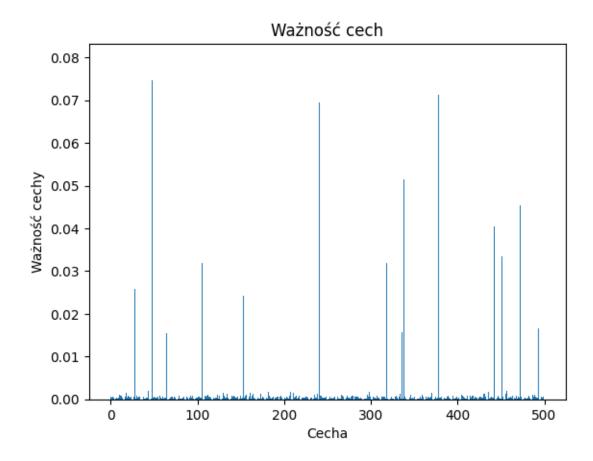
## 2 Preprocessing zbioru

W fazie pierwszej zajęto się zbadaniem zbioru, na którym modele będą uczone. W tym celu sprawdzono ilość komórek pustych (aby sprawdzić czy nie ma braków w danych), których liczba wyniosła zero. Kolejno sprawdzono korelacje zachodzące pomiędzy poszczególnymi cechami danych. Okazało się, że są one znikome. Sprawdzono również zrównoważoność zbioru, tzn ile elementów w zbiorze labels jest równych -1, a ile 1 (przynależności do dwuch różnych klas), z wynikiem pozytywnym, tzn ze zbiór jest zrównoważony idealnie. Ponad to określono liczbę cech, wynoszącą 500.

Następnie dostarczony zbiór z pliku artificial\_train.data oraz analogicznie z artificial\_train.labels podzielono w skali 7:3 na zbiory treningowy oraz testowy.

Bazując na przeprowadzonym badaniu właściwości postanowiono zająć się ograniczeniem ilości jego cech o ile to możliwe. Wykorzystano w tym celu drzewa decyzyjne, które wyuczone na zbiorze treningowym pozwoliły określić

ważność cech, które brały pod uwagę co widać na wykresie. Wybranych zostało z nich 20 najbardziej znaczących.



## 3 Modele wybrane manualnie

Jako klasyfikatory binarne wybrano regresję logistyczną, las losowy oraz wektory nośne dla klasyfikacji (SVC) ze względu na różnorodne działanie każdego z algorytmów oraz małą, który z nich mógłby się sprawdzić najlepiej.

Po przeprowadzeniu kilkudziesięciu prób wybrano działanie lasów losowych jako najbardziej skuteczne, dające najlepsze wyniki.

Model	Balanced	accu-	Balanced accuracy
	racy na	zbiorze	na zbiorze testowym
	treningowym		
Regresja logistyczna	0.592		0.612
SVC	0.860		0.89
Las losowy	0.897		1.00

Z tabeli można odczytać miarę zrównoważonej dokładności dla każdego z modeli. Wytrenowanie lasów losowych odznacza się przetrenowaniem i niestety nie udało się tego zmienić.

Następnie dla wybranego lasu losowego sprawdzono jak model sobie radzi trenując oraz testując go z różnym podziałem na te dwa zbiory. Testowanie okazało się stabilne. W związku z tym wytrenowano model na całym zbiorze artificial\_train.data oraz przeprowadzono predykcję z wyznaczeniem prawdopodobieństwa przynależności do klasy 1 dla zbioru artificial\_test.data.

## 4 Model wybrany przez framework AutoMLowy

Dwa frameworki AutoMLowe zostały wykorzytsane do wyznaczenia modelu, robiącego dobre predykcje dla zbioru 'artificial'. Pierwszy z nich to AutoSklearnClassifier oraz drugi - AutoSklearn2Classifier. Obydwa wybierały modele w przeciągu 30 minut z metryką mierzącą jakość predykcji ustawioną na balanced accuracy. Dane na których modele były uczone oraz testowane, a w zasadzie podział opisany został w części dotyczącej preprocessingu.

Predykcje otrzymane przez AutoSklearnClassifier okazały się być nieco lepsze z wynikiem 0.870 mierzonym za pomocą balanced accuracy oraz przez wybrany model Bernoulli Naive Bayes classifier z przygotowanymi na początku danymi przechodzącymi przez preprocessing na całym zbiorze, a także jego cechach.