

# Analiza tunowalności hiperparametrów modeli ML

Daria Bartkowiak, Alicja Przeździecka, Oliwia Wójcicka

9 listopada 2025

## 1 Wstęp

Celem eksperymentu było porównanie tunowalności trzech modeli uczenia maszynowego: **Logistic Regression**, **Random Forest** i **XGBoost** na czterech zestawach danych: *depression*, *diabetes*, *loan* oraz *weather*. Dla każdego modelu zastosowano dwie techniki losowego przeszukiwania przestrzeni hiperparametrów: *RandomizedSearch* oraz *BayesSearch*, przy takiej samej liczbie 50 iteracji. Analizowano wartości metryki ROC-AUC oraz stabilność wyników.

### 1.1 Ramki danych

W eksperymentach wykorzystano cztery zbiory danych pochodzące z platformy *Kaggle*, reprezentujące różne dziedziny problemów klasyfikacyjnych:

1. **Loan Dataset** – dane dotyczące pożyczek, służące do przewidywania, czy pożyczka zostanie spłacona (**charged\_off**: 0 – spłacona, 1 – brak spłaty).
2. **Diabetes Dataset** – zbiór danych klinicznych z celem predykcyjnym określającym występowanie cukrzycy (**diabetes**: 0 – brak, 1 – obecna).
3. **Depression Dataset** – dane medyczne dotyczące występowania chorób psychicznych, z celem przewidywania historii choroby psychicznej (**History of Mental Illness**: 0 – brak, 1 – występuje).
4. **Weather Dataset** – dane meteorologiczne wykorzystywane do prognozowania, czy następnego dnia wystąpi opad deszczu (**RainTomorrow**: 0 – nie, 1 – tak).

Zbiory zostały poddane wstępnemu przetwarzaniu (czyszczenie, transformacja cech, kodowanie zmiennych kategorycznych). Dzięki zróżnicowanej tematyce – od medycyny po finanse i pogodę – dane pozwalają ocenić ogólną skuteczność oraz tunowalność badanych modeli klasyfikacyjnych.

## 2 Opis eksperymentu

### 2.1 Modele i siatki modeli

Szczegółowe definicje wszystkich przestrzeni przeszukiwania hiperparametrów dla metod **RandomizedSearch** oraz **BayesSearch** znajdują się w osobnym załączniku:

**Załącznik 1: siatki.pdf**

### 3 Wyznaczenie najlepszych zestawów hiperparametrów

W ramach eksperymentu przeprowadzono dostrajanie modeli dla wszystkich czterech zbiorów danych: *depression*, *diabetes*, *loan* oraz *weather*. Dla każdego z modeli — **Logistic Regression**, **Random Forest** oraz **XGBoost** — znaleziono **najlepszy zestaw hiperparametrów** osobno dla metod *RandomizedSearch* i *BayesSearch*. Każde przeszukiwanie wykonywano przez **50 iteracji**, co pozwoliło uzyskać stabilne wyniki optymalizacji.

Dodatkowo zbadano **wpływ liczby iteracji** na stabilność wyniku i szybkość zbieżności algorytmu optymalizacji. Wykresy ilustrujące tę zależność zostały umieszczone w załączniku:

#### Załącznik 2: liczba\_iteracji.pdf

Analiza tych wykresów wykazała, że w większości przypadków — niezależnie od modelu, ramki danych i zastosowanej metody przeszukiwania — **najlepszy wynik został osiągnięty znacznie wcześniej niż w 50. iteracji**, a kolejne próby nie prowadziły do dalszej poprawy jakości modelu. Oznacza to, że proces optymalizacji zbiegał szybko i osiągał stabilne maksimum metryki ROC AUC.

Na podstawie wyników uzyskanych dla wszystkich czterech zbiorów danych wyznaczono również **uniwersalny zestaw hiperparametrów** dla każdego modelu. W tym celu przeanalizowano rezultaty uzyskane dla poszczególnych ramek danych i na ich podstawie wybrano zestaw konfiguracji, który dawał **najlepszy średni wynik spośród wszystkich zestawów hiperparametrów**. Tym samym domyślny zestaw hiperparametrów reprezentuje uśrednioną, najbardziej efektywną konfigurację spośród analizowanych przypadków.

Wszystkie **zestawy najlepszych i domyślnych hiperparametrów** zostały zapisane w pliku Pythonowym `tunning_all_models.ipynb`.

## 4 Analiza tunowalności modeli

### 4.1 Metodyka

W celu oceny **tunowalności** modeli zastosowano podejście oparte na analizie różnic wyników jakości predykcji (ROC AUC) pomiędzy zestawami dobranych hiperparametrów a zestawem domyślnym. Dla każdego modelu oraz każdej ramki danych (zestawu cech) obliczano różnicę pomiędzy wartością ROC AUC uzyskaną dla danego zestawu hiperparametrów a wartością osiągniętą przy zastosowaniu zestawu domyślnego:

$$\Delta AUC_{m,r,p} = AUC_{m,r,p} - AUC_{m,r,\text{default}},$$

gdzie  $m$  oznacza model,  $r$  – ramkę danych, a  $p$  – zestaw hiperparametrów.

Tak wyznaczone różnice  $\Delta AUC$  zebrano w jedną ramkę danych i posłużyły one do dalszej analizy. Wyniki zaprezentowano w formie wykresów typu *heatmap* oraz *boxplot*, które przedstawiają

rozkład wartości  $\Delta AUC$  dla każdego modelu oraz metody strojenia hiperparametrów (*Random Search* oraz *Bayesian Search*). Wykresy pudełkowe umożliwiają ocenę **rozrzutu wyników**, **median**, **wartości skrajnych** oraz **obecności obserwacji odstających**, co pozwala oszacować, jak silnie wynik modelu zależy od zastosowanego zestawu hiperparametrów. Wysoka zmienność (szerokie pudełka i długie wąsy) wskazuje na dużą **tunowalność** modelu, natomiast niewielki rozrzut sugeruje, że model jest stabilny i mniej podatny na zmianę parametrów.

## 4.2 Wizualizacja wyników

Wykresy pudełkowe oraz heatmap'y dla poszczególnych modeli oraz metody strojenia hiperparametrów zostały przedstawione w załączniku.

Załącznik 3: tunowalnosc.pdf

## 4.3 Wnioski

- **XGBoostClassifier** – model o najwyższej tunowalności. Mediana  $\Delta AUC$  jest dodatnia, a rozrzut szeroki, co wskazuje, że tuning hiperparametrów zazwyczaj poprawia wynik modelu. XGBoost silnie reaguje na zmiany parametrów, co pozwala uzyskać istotne zyski w jakości predykcji przy odpowiednim dostrojeniu.
- **RandomForestClassifier** – tunowalność umiarkowana i niestabilna. Duży rozrzut wartości  $\Delta AUC$  oraz mediana bliska zera świadczą o tym, że efektywność strojenia zależy od konkretnego zestawu danych, a tuning nie zawsze prowadzi do poprawy wyniku.
- **LogisticRegression** – model o najniższej tunowalności. Wartości  $\Delta AUC$  skupiają się w pobliżu zera, a rozrzut jest niewielki, co oznacza, że zmiana hiperparametrów ma ograniczony wpływ na skuteczność klasyfikacji. Model jest mało podatny na tuning.

## 4.4 Wpływ techniki losowania punktów na ocenę tunowalności

Porównanie wyników uzyskanych dla metod *Random Search* oraz *Bayesian Search* (Załącznik 3.) nie wskazuje na istotne różnice w rozkładzie wartości  $\Delta AUC$  pomiędzy tymi podejściami. Dla wszystkich analizowanych modeli mediany oraz rozrzuty wyników są zbliżone, co sugeruje, że sposób próbkowania punktów w przestrzeni hiperparametrów nie wpływa znacząco na końcową ocenę tunowalności modeli.

W szczególności, dla modeli *XGBoostClassifier* oraz *RandomForestClassifier* obie metody generują podobne rozkłady różnic AUC, a niewielkie odchylenia można uznać za wynik losowości procesu strojenia, a nie systematycznego błędu (biasu). Dla modelu *LogisticRegression* różnice między metodami są minimalne, co potwierdza jego niską wrażliwość na tuning hiperparametrów.

**Podsumowując**, nie zaobserwowano efektu *sampling bias* – technika losowania punktów nie zmienia istotnie wniosków dotyczących tunowalności algorytmów. Oznacza to, że oba podejścia prowadzą do spójnych ocen wpływu hiperparametrów na jakość modeli.

## 5 Analiza stabilności wyników tuningu w zależności od podziału danych

Dodatkowo przeanalizowano stabilność wyników modeli w zależności od podziału danych treningowych i testowych (*splitów*) oraz zastosowanej metody strojenia hiperparametrów. W tym celu porównano wartości metryki ROC AUC uzyskane w kolejnych podziałach dla modeli dostrojonych metodami *Random Search* oraz *Bayesian Search*. Wyniki zostały przedstawione na wykresach w załączniku:

### Załącznik 4: stabilnosc.pdf

Analiza wykazała, że wyniki modeli pozostają generalnie stabilne pomiędzy kolejnymi podziałami danych, co świadczy o dobrej powtarzalności procesu trenowania.

- **RandomForestClassifier** okazał się modelem o największej zmienności wyników (choć i tak nie bardzo dużej). Oznacza to, że stabilność lasu losowego lekko zależy od charakterystyki danych wejściowych.
- **XGBoostClassifier** oraz **LogisticRegression** wykazały wysoką stabilność, z niewielkimi odchyleniami pomiędzy splitami. Dla tych modeli zarówno metoda losowa, jak i bayesowska dawały bardzo zbliżone wyniki w kolejnych podziałach danych.

## 6 Ewaluacja modeli na zbiorze testowym

W celu oceny jakości modeli po dostrojeniu hiperparametrów przeprowadzono testowanie na niezależnym zbiorze testowym. Dla każdego modelu (**Logistic Regression**, **Random Forest**, **XGBoost**) oraz każdego zbioru danych (*depression*, *diabetes*, *loan*, *weather*) obliczono wartość metryki **ROC-AUC**.

Wyniki uzyskane dla najlepszych zestawów hiperparametrów (metoda **RandomizedSearch**) przedstawiono w załączniku:

### Załącznik 5: testowy.png

### 6.1 Wnioski

Wyniki testowe potwierdzają wysoką skuteczność i dobrą generalizację dostrojonych modeli.

- Wszystkie modele osiągnęły **wysokie wartości ROC-AUC**, co potwierdza skuteczność tuningu.
- **XGBoost** uzyskał najwyższe wyniki, zwłaszcza dla zbiorów *Diabetes* i *Loan* ( $AUC > 0.97$ ).
- **Random Forest** był stabilny i zbliżony do XGBoost, a **Logistic Regression** uzyskiwała konkurencyjne rezultaty mimo prostszej struktury.
- Niższe wyniki dla *Depression* wynikają z trudniejszej charakterystyki danych.