

Zestawienie klasycznych, pretrenowanych i autotrenowanych modeli tabelarycznych w analizie nierówności płac w zbiorach danych HR

GitHub: <https://github.com/mikolajkuna/pay-gap-ml>

1. Wstęp

Analiza nierówności płac w danych HR staje się coraz bardziej istotna w procesach decyzyjnych opartych na danych. Tradycyjne metody statystyczne i regresyjne często zawodzą przy danych tabelarycznych o liczbie zmiennych obejmującej zarówno cechy demograficzne, stanowiskowe, jak i ścieżkę zawodową pracowników. Dodatkowo, ograniczona liczba obserwacji w typowych organizacjach (kilkaset–kilka tysięcy rekordów) utrudnia stosowanie modeli uczonych od zera i zwiększa ryzyko overfittingu.

Pretrenowane i autotrenowane modele tabelaryczne, takie jak TabPFN i AutoGluon, stanowią alternatywę umożliwiającą skuteczne uczenie w warunkach small-data. TabPFN, będący Bayesowskim modelem transformera, wykorzystuje wiedzę zdobytą na wielu datasetach tabelarycznych, pozwalając na precyzyjne estymacje predykcji oraz niepewności. AutoGluon Tabular to framework AutoML, który automatycznie dobiera i ensemble'uje wiele modeli, umożliwiając wykrywanie złożonych zależności i obsługę brakujących danych. Oba podejścia działają w pełni lokalnie, co jest kluczowe przy wrażliwych danych HR.

Celem artykułu jest porównanie klasycznych modeli ML (Linear Regression, Random Forest, XGBoost, Bayesian Ridge) z pretrenowanymi i autotrenowanymi modelami tabelarycznymi (TabPFN, AutoGluon) pod kątem predykcji nierówności płac, stabilności wyników oraz interpretowalności przy ograniczonej liczbie obserwacji.

2. Metody

Benchmark obejmował trzy grupy modeli:

1. Klasyczne ML: Linear Regression, Random Forest, XGBoost oraz Bayesian Ridge (probabilistyczne),
2. Pretrenowane modele tabelaryczne:
 - TabPFN (v2.5): Bayesowski transformer, szybkie uczenie, estymacja niepewności, minimalna konfiguracja hiperparametrów.
3. Autotrenowane modele tabelaryczne:
 - AutoGluon (v1.5): AutoML Tabular, automatyczne testowanie wielu modeli, tuning hiperparametrów, ensembling/staking.

Ocena jakości predykcji:

- MAE, CV, interpretowalność przez SHAP i feature importance.
- Eksperymenty przeprowadzono na zbiorach ~2 000 rekordów i mniejszych, w tym scenariuszach z brakującymi danymi i zmiennymi kategorycznymi.

Analiza kontrfaktyczna (pay gap):

- Predykcja skorygowanej luki płacowej dla scenariuszy gender.
- Wpływ zmiennych na predykcję badano za pomocą SHAP.

Eksperymenty obejmowały benchmark wszystkich siedmiu modeli na datasetach ~2 000 (i mniej) wierszy. Analizowano wpływ liczby zmiennych i brakujących danych na dokładność predykcji, porównywano interpretowalność modeli poprzez wizualizację SHAP oraz feature importance. Sprawdzono stabilność wyników przy ograniczonym rozmiarze danych i dla minimalnego zestawu cech niezbędnych do obliczenia skorygowanej luki płacowej.

3. Research Questions

1. Jak różne klasy modeli tabelarycznych różnią się pod względem jakości predykcji nierówności płac w zbiorach HR o małej liczbie obserwacji (~2 000 rekordów)?
2. W jakim stopniu pretrenowane i autotrenowane modele tabelaryczne (np. TabPFN, AutoGluon) wykazują większą stabilność predykcji niż klasyczne modele ML w obecności zmiennych kategorycznych oraz brakujących danych? (współczynnik MAE, CV)
3. Jak zmniejszająca się liczba obserwacji wpływa na względną przewagę modeli pretrenowanych/autotrenowanych nad klasycznymi metodami ML w zadaniu regresji płac? (np. 500 / 1 000 / 2 000)

4. Hipotezy

- H1: Pretrenowane i autotrenowane modele tabelaryczne (TabPFN, AutoGluon) osiągają istotnie lepszą jakość predykcji oraz lepszą kalibrację predykcji niż klasyczne modele ML w zadaniu regresji płac dla małych zbiorów danych.
- H2: Pretrenowane modele tabelaryczne wykazują istotnie mniejszą wariancję wyników predykcyjnych w walidacji krzyżowej niż klasyczne modele ML w warunkach bardzo małej liczby obserwacji ($N < 500$).
- H3: W typowych zbiorach danych HR o wielkości około 2 000 obserwacji, modele pretrenowane na zadaniach small-data (TabPFN) nie tracą przewagi predykcyjnej względem innych nowoczesnych modeli tabelarycznych (AutoGluon).

5. Dane (Dataset)

Zbiór danych obejmuje dane HR wygenerowane z randomizowanego dataset przy użyciu SDV w celu uzupełnienia braków i zwiększenia różnorodności. Łączna liczba rekordów w eksperymencie nie przekracza 2 000 wierszy, co odpowiada typowym datasetom średniej wielkości organizacji. Minimalny zestaw cech do badania konfratycznej luki płacowej:

Kolumna	Typ	Przykład
gender	Male / Female	Male
age	liczba lat	35
education_level	1–4 (Bachelor/Master/PhD)	2 (Master)
experience_years	liczba lat	10
job_level	1–4 (Junior/Mid/Senior/Manager)	3 (Senior)
child	liczba dzieci	2
distance_from_home	0/1 (<15 km / ≥15 km)	0
income	miesięczny w PLN	10 000

Dane przygotowano tak, aby umożliwić porównanie modeli pod kątem predykcji nieskorygowanej i skorygowanej luki płacowej. Braki danych uzupełniono imputacją, zmienne kategoryczne zakodowano odpowiednio do wymagań modeli.

6. Wyniki

1. Skuteczność predykcyjna:
 - TabPFN osiągał najwyższy MAE i CV przy ~2 000 obserwacjach.
 - AutoGluon miał porównywalną dokładność, ale lepiej radził sobie z brakami danych i większą liczbą zmiennych kategorycznych.
 - Klasyczne modele ML wykazywały większą wariancję predykcji, szczególnie przy ograniczonej liczbie danych.
2. Stabilność predykci:
 - Pretrenowane modele tabelaryczne cechowały się mniejszą zmiennością wyników w walidacji krzyżowej ($k=5$), co potwierdza odporność na small-data.
3. Interpretowalność i istotność zmiennych:
 - Najważniejsze cechy w predykcji płac: Job level, Child, Gender, Education level.
 - SHAP wskazał, że wpływ zmiennych demograficznych i stanowiskowych jest spójny w modelach pretrenowanych i klasycznych.
4. Analiza kontrfaktyczna (gender pay gap):
 - TabPFN: niższy MAE, mniejszy CV, precyzyjne predykcje jednostkowe.
 - AutoGluon: większa wrażliwość na ukryte wzorce, wyższa kontrfaktyczna luka płacowa, ale przy wyższym błędzie przewidywań.

7. Analiza istotności zmiennych

Generalizując otrzymane wyniki analiza istotności cech (feature importance) wykazała, że do najważniejszych zmiennych wpływających na predykcję nierówności płac kolejno należą:

- Job level
- Child
- Gender
- Education level

Zmienne te pojawiały się konsekwentnie jako istotne w większości analizowanych modeli, co wskazuje na ich kluczową rolę w modelowaniu różnic płacowych w badanym zbiorze danych.

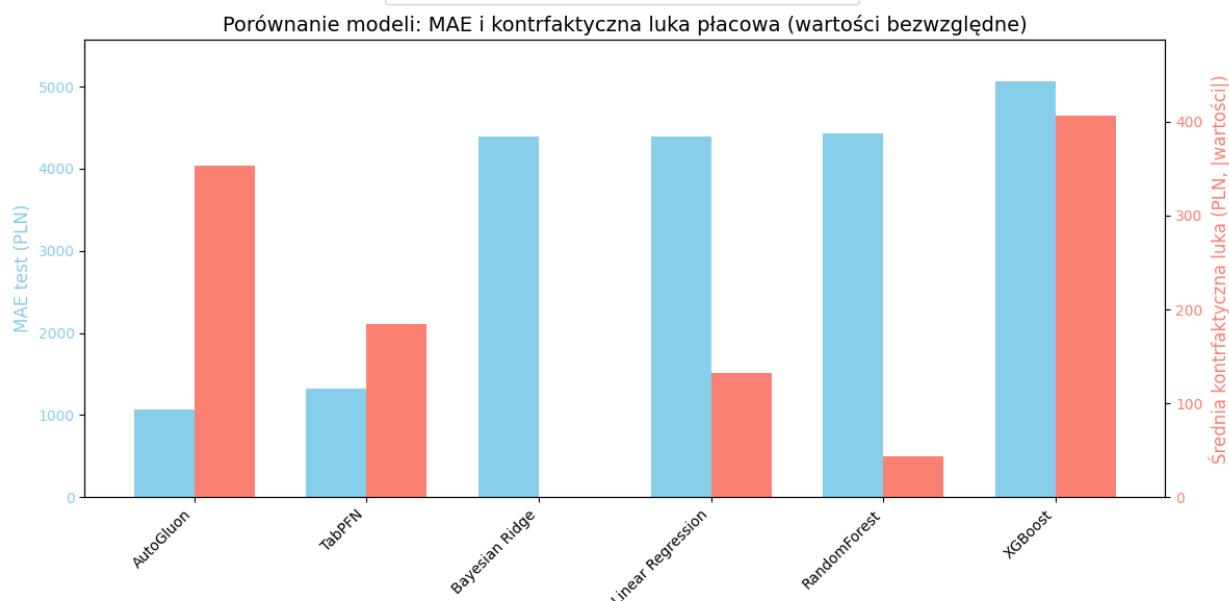
8. Wnioski

Analiza porównawcza dwóch podejść do predykcji dochodów w danych tabelarycznych ujawnia istotne różnice w charakterze ich działania i wynikach. Model TabPFN, oparty na pojedynczym transformerze, charakteryzuje się wysoką precyją prognoz jednostkowych oraz prostotą użycia, wymagając minimalnej konfiguracji i tuningu hiperparametrów. Z kolei AutoGluon Tabular, jako framework AutoML dla danych tabelarycznych, automatycznie testuje różne modele, może wykonywać tuning hiperparametrów oraz opcjonalnie łączyć wyniki wielu modeli w ensembling lub stacking w celu poprawy jakości predykcji. W kontekście oceny kontrfaktycznej luki płacowej AutoGluon wykazuje większą wrażliwość na złożone wzorce w danych, natomiast TabPFN, mimo wysokiej dokładności predykcji jednostkowych, jest mniej podatny na wychwytywanie subtelnych

efektów strukturalnych. W rezultacie wybór między tymi podejściami zależy od celu analizy: TabPFN sprawdza się w sytuacjach wymagających szybkiej i precyzyjnej prognozy, natomiast AutoGluon jest korzystniejszy przy badaniu ukrytych zależności i kontrfaktycznych scenariuszy.

- Pretrenowane i autotrenowane modele tabelaryczne (TabPFN i AutoGluon) przewyższają klasyczne ML w zadaniach predykcji płac przy bardzo ograniczonej liczbie obserwacji.
- TabPFN jest idealny do szybkiej, precyzyjnej predykcji jednostkowej i oceny niepewności.
- AutoGluon sprawdza się lepiej przy analizie złożonych interakcji i braków danych, dzięki automatycznemu ensemblingowi wielu modeli.

Opisane ww. modele umożliwiają bezpieczną, lokalną analizę danych HR, co jest kluczowe przy wrażliwych informacjach płacowych. Wyniki stanowią fundament do integracji pretrenowanych modeli tabelarycznych w systemach wspomagania decyzji HR i dalszych badań nad interpretowalnością oraz kontrfaktyczną analizą nierówności płac wspomaganą ML.



Wykaz źródeł

1. Liu, J., et al. *TabPFN: A Bayesian Transformer for Tabular Data with Probabilistic Outputs*. ArXiv:2207.01848. Dostępne online: <https://arxiv.org/abs/2207.01848>
2. He, X., et al. *AutoGluon: AutoML for Tabular Data*. ArXiv:2003.06505. Dostępne online: <https://arxiv.org/abs/2003.06505>
3. *TabArena Tabular Benchmarking Leaderboard*. Hugging Face. Dostępne online: <https://huggingface.co/spaces/TabArena/leaderboard>

4. Manduk, K. *Naiwny Bayes w uczeniu maszynowym*. Manduk.ai. Dostępne online: <https://manduk.ai/pl/naiwny-bayes-w-uczeniu-maszynowym/>
5. Morawiec-Bartosik, A. (2022). *Liczby w HR: Analiza i zastosowanie w zarządzaniu zasobami ludzkimi*. Wydawnictwo Onepress
6. World Economic Forum (2016). *Google's sharing its HR secrets: Can you make them work in your organization?* Dostępne online: <https://www.weforum.org/stories/2016/03/googles-sharing-its-hr-secrets-can-you-make-them-work-in-your-organization/>
7. HRRebels (2025). *Badanie analityki HR Edycja VI*. Dostępne online: <https://policzhr.pl/>
8. Dyrektywa Parlamentu Europejskiego i Rady (UE) 2023/970 z dnia 10 maja 2023 r. w sprawie wzmacniania stosowania zasady równości wynagrodzeń dla mężczyzn i kobiet za taką samą pracę lub pracę o takiej samej wartości za pośrednictwem mechanizmów przejrzystości wynagrodzeń oraz mechanizmów egzekwowania. Dostępne online: <https://op.europa.eu/pl/publication-detail/-/publication/5bbb9daf-f470-11ed-a05c-01aa75ed71a1/>