



# **MODELE OCENY RYZYKA KREDYTOWEGO FIRM**

**LOGIT WOE + XGBOOST**

**MATEUSZ STASIAK  
CEZARY POLKOWSKI**



# PROBLEM & CEL PROJEKTU

**PROBLEM**



Ręczna ocena klientów jest czasochłonna, niespójna i trudna do skalowania. Potrzebujemy sposobu, który pozwoli szybko i precyjnie identyfikować ryzyko.

**ODPOWIEDŹ**



Chcemy podejmować decyzje w sposób obiektywny i powtarzalny. Inteligentny system ratingowy umożliwia szybkie decyzje nawet przy dużej liczbie wniosków.

**CELE**



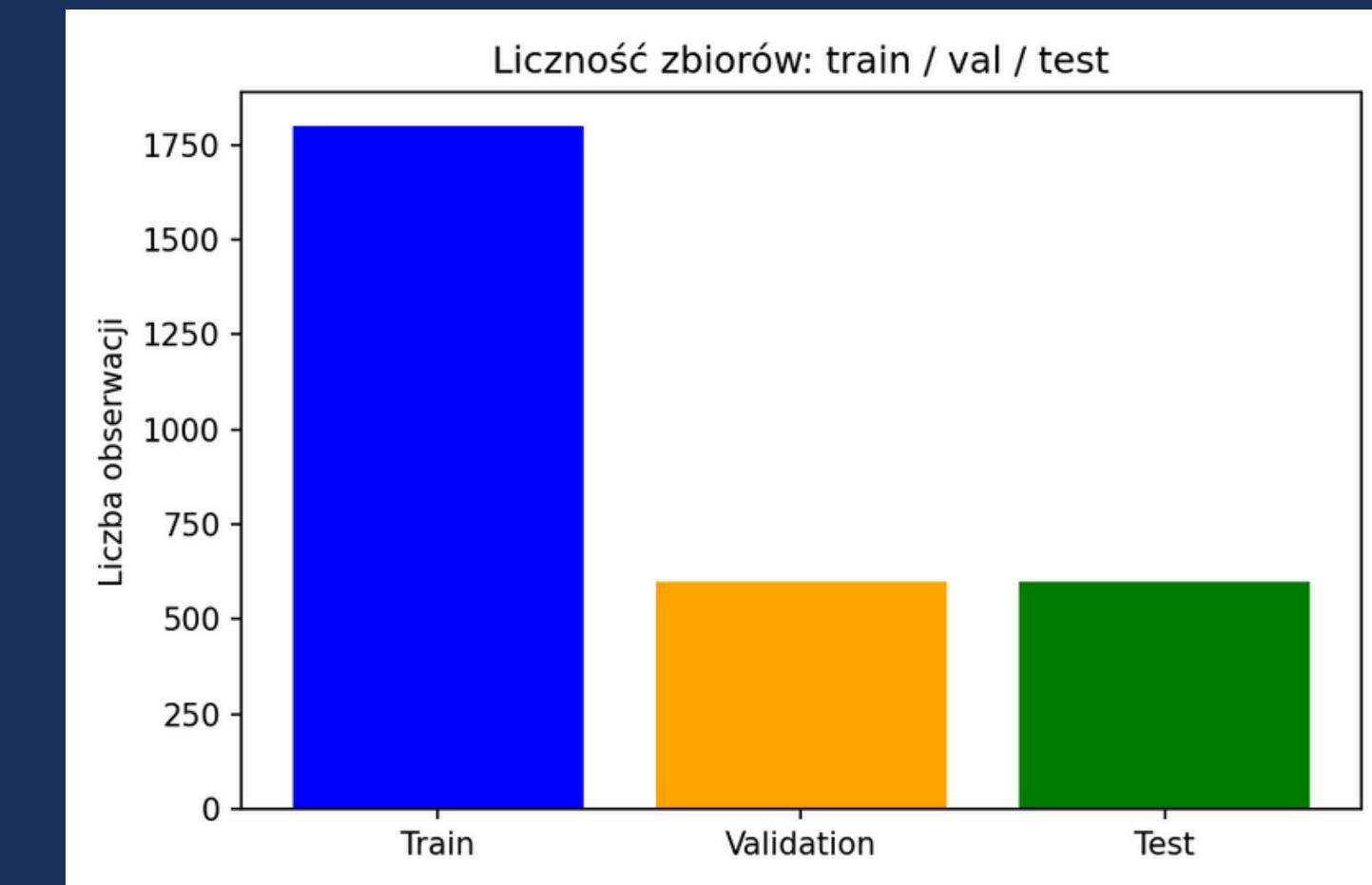
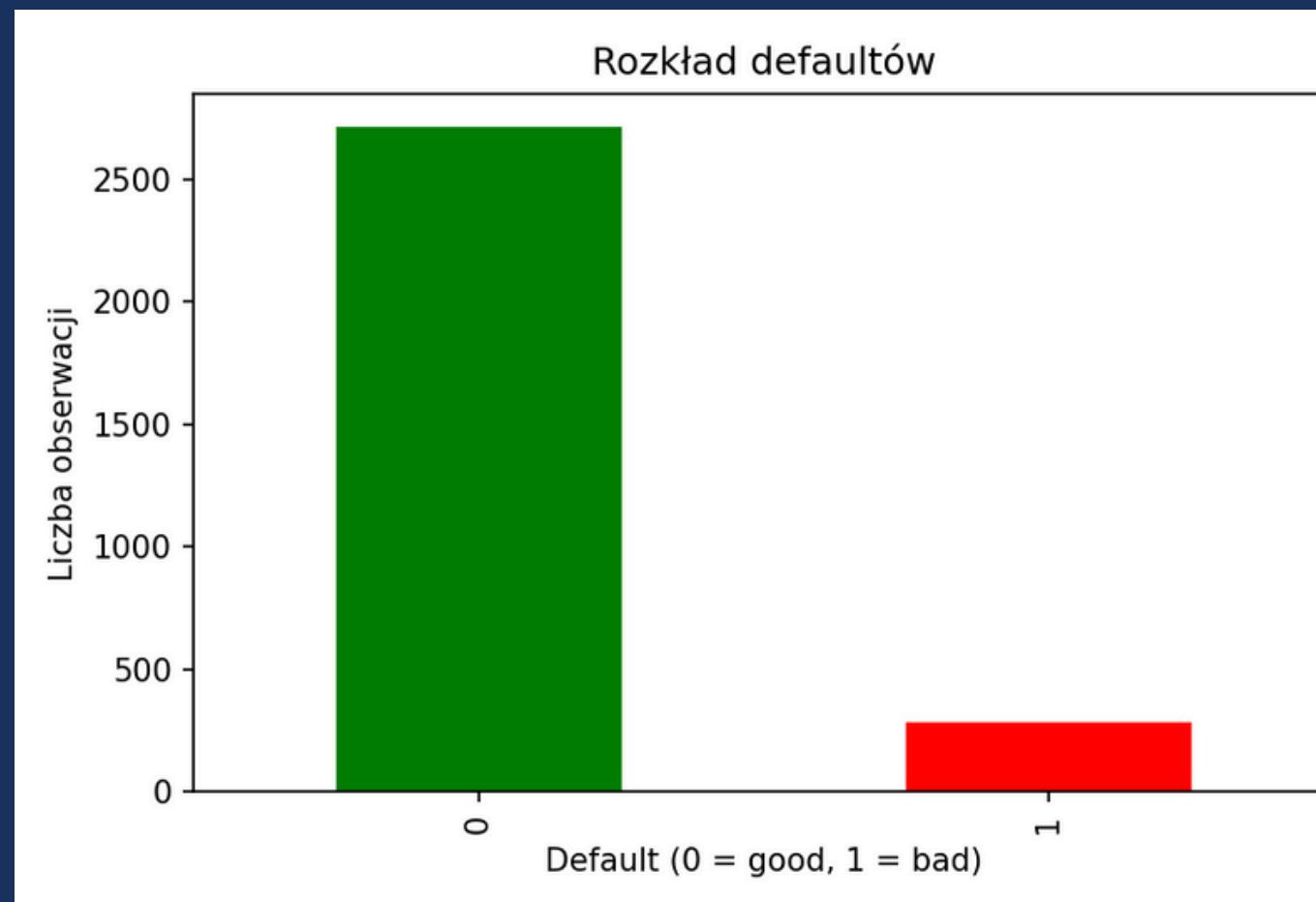
Stworzenie modelu PD o stabilnym działaniu. Zapewnienie interpretowalności (Logit WoE) oraz wysokiej jakości predykcji (XGBoost). Kalibracja PD do poziomu 4% oraz budowa ratingów i progów wspierających decyzje kredytowe.





# CHARAKTERYSTYKA DANYCH

Presentations are tools that can be used as lectures, speeches, reports, and more. It is mostly presented like before an audience. W projekcie wykorzystaliśmy rzeczywisty zbiór danych finansowych firm z sektora MŚP. Zbiór początkowo zawierał ponad 200 zmiennych, obejmujących zarówno informacje finansowe (np. aktywa, zobowiązania krótkoterminowe, rentowność sprzedaży, wskaźnik płynności bieżącej), jak i zmienne opisowe, takie jak wiek firmy czy kod PKD. Dane podzielono losowo i stratyfikowane na 60% train, 20% validation i 20% test, aby zapewnić rzetelną ocenę jakości modeli.





# MODELE

## REGRESJA LOGISTYCZNA

Logit z transformacją Weight of Evidence to klasyczny model ryzyka kredytowego stosowany powszechnie w instytucjach finansowych.

Zapewnia pełną interpretowalność – dokładnie wiemy, jak każda zmienna wpływa na prawdopodobieństwo niewypłacalności firmy.

### METRYKI (ZBIÓR TESTOWY):

**ROC AUC: 0.7430**

**GINI: 0.4861**

**PR AUC: 0.2385**

**KS: 0.3917**

**BRIER SCORE: 0.0799**

## XGBOOST

XGBoost to nowoczesny model uczący się poprzez wzmacnianie błędów.

Przechwytuje złożone zależności, interakcje między cechami oraz nieliniowości, często osiągając wyższą skuteczność predykcji niż modele liniowe.

### METRYKI (ZBIÓR TESTOWY):

**ROC AUC: 0.7652**

**GINI: 0.5304**

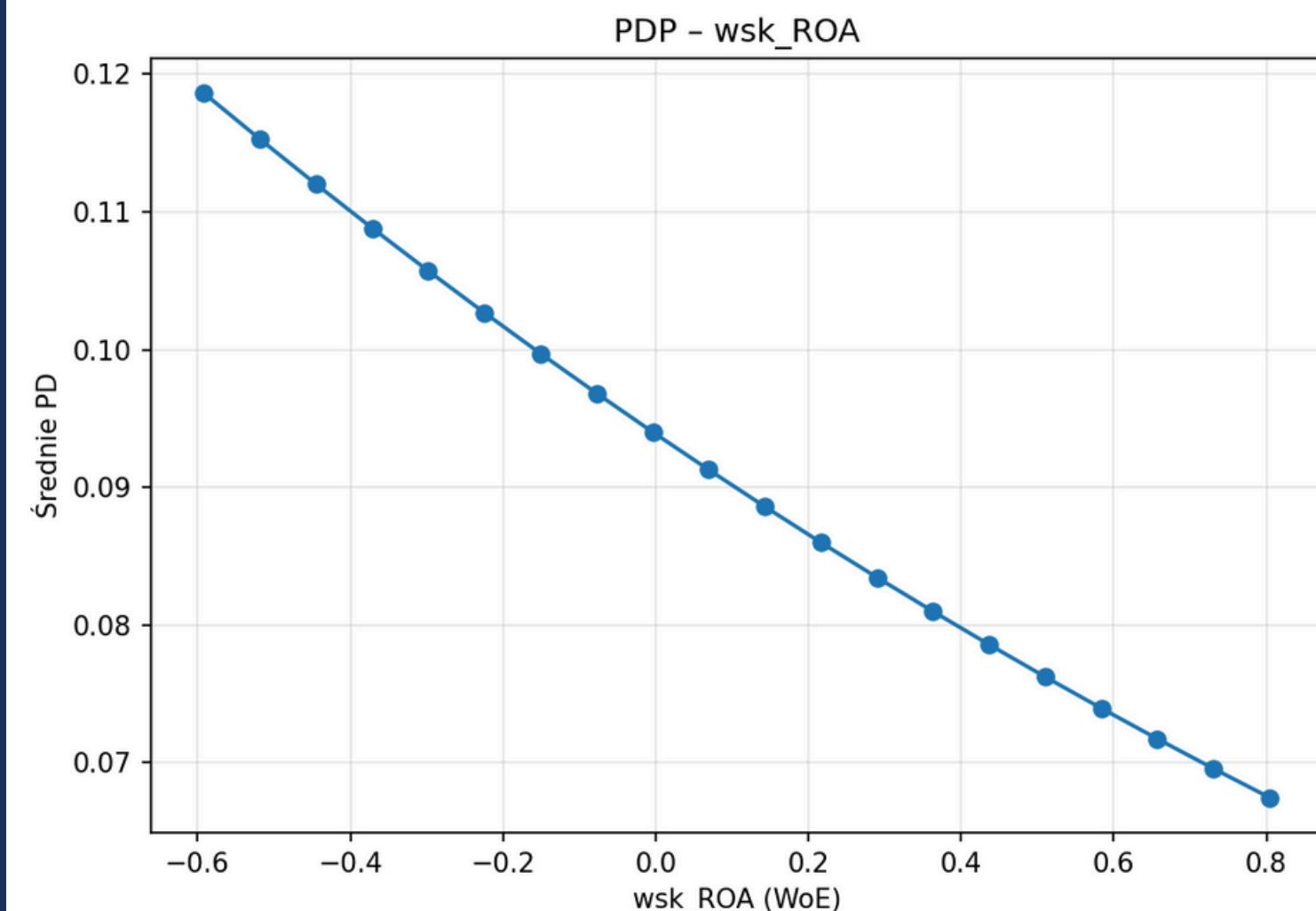
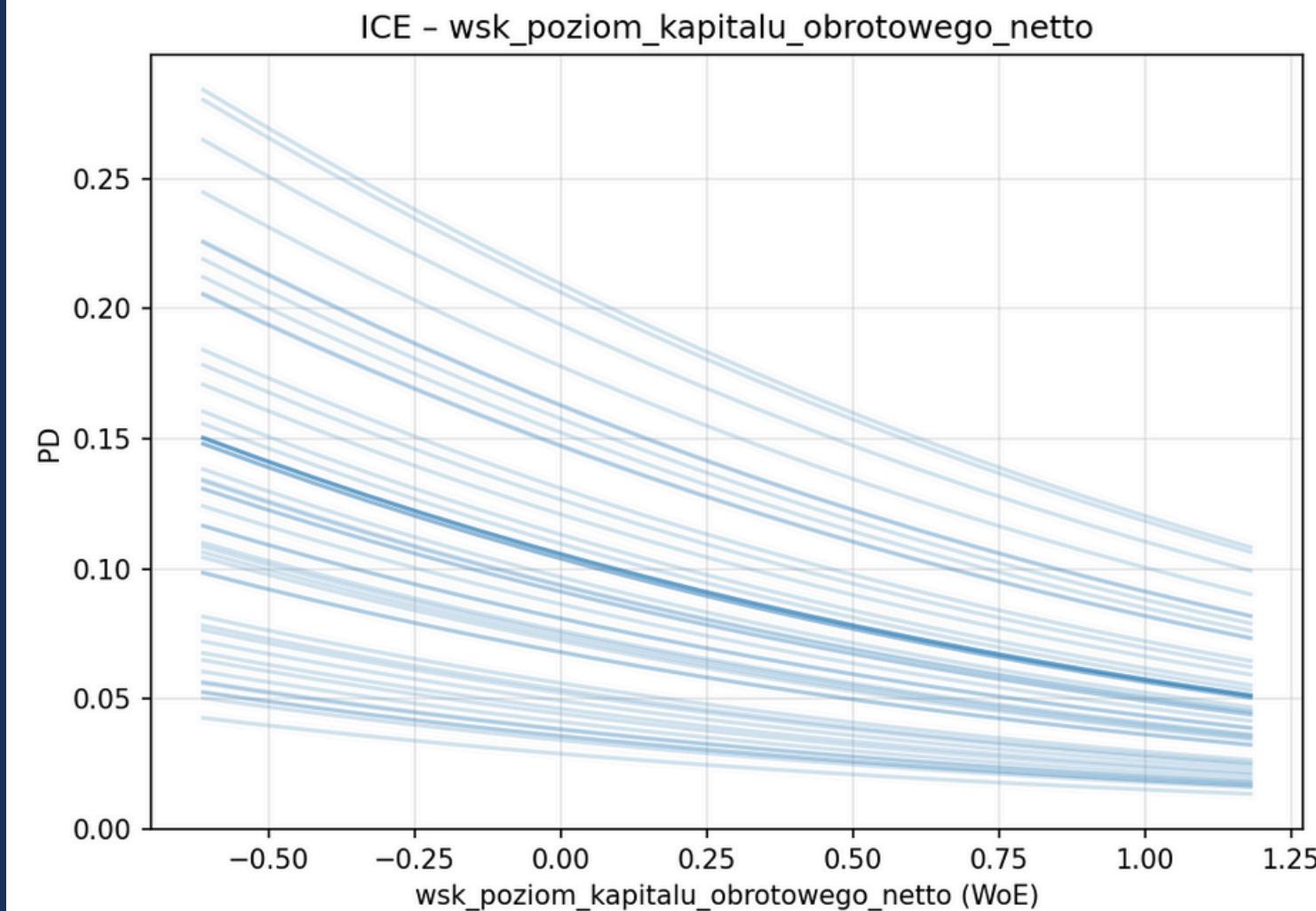
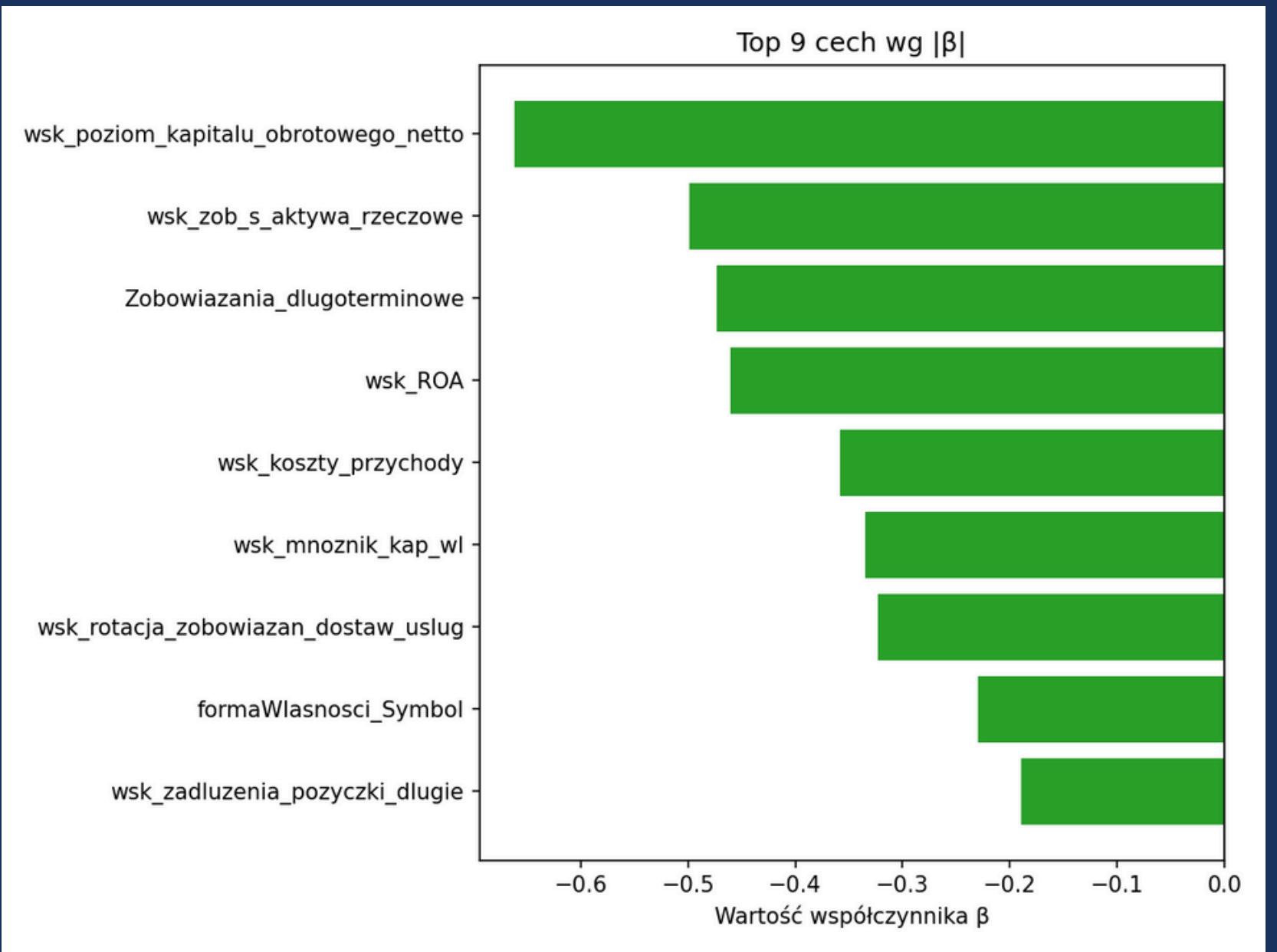
**PR AUC: 0.2928**

**KS: 0.4267**

**BRIER SCORE: 0.0778**

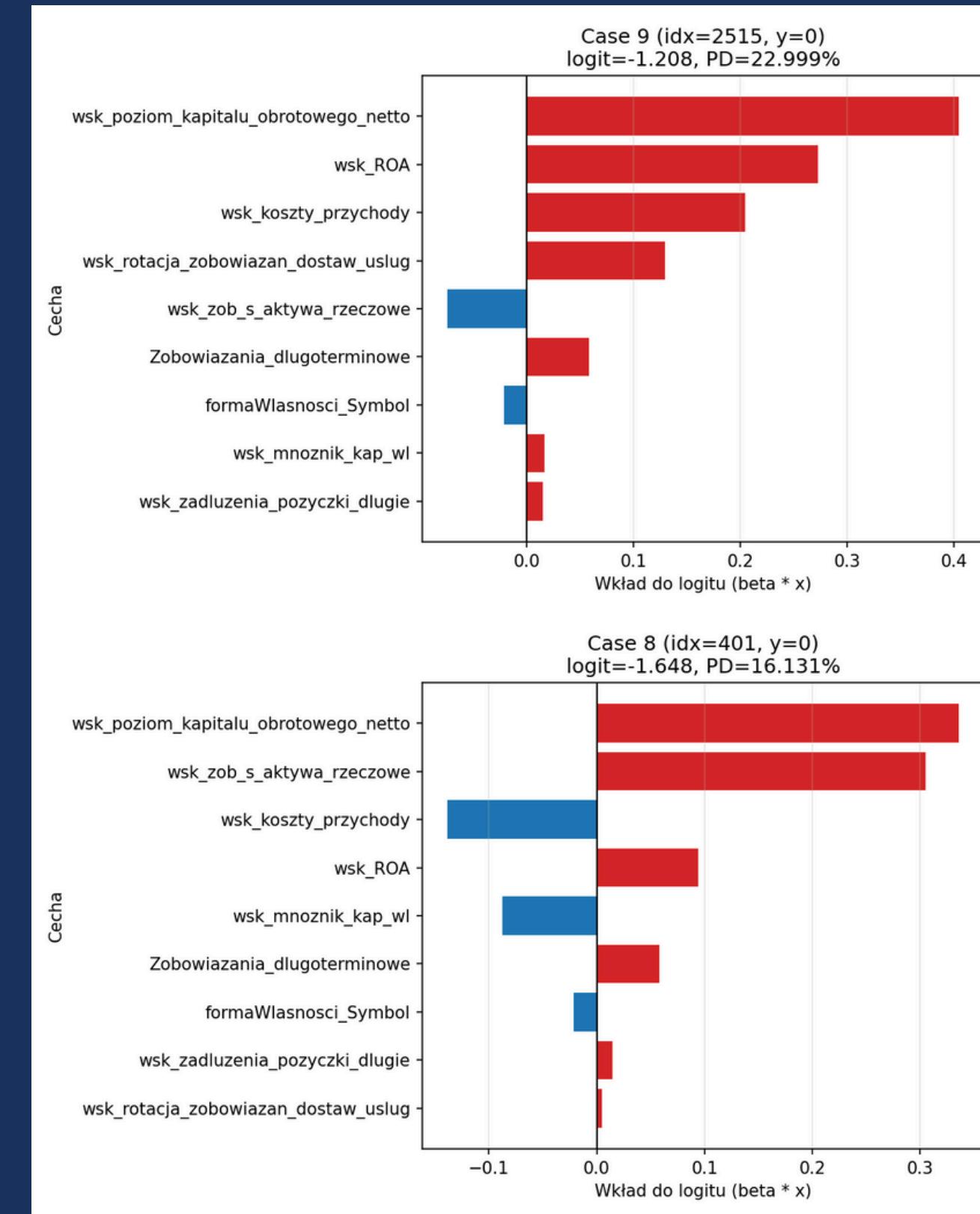
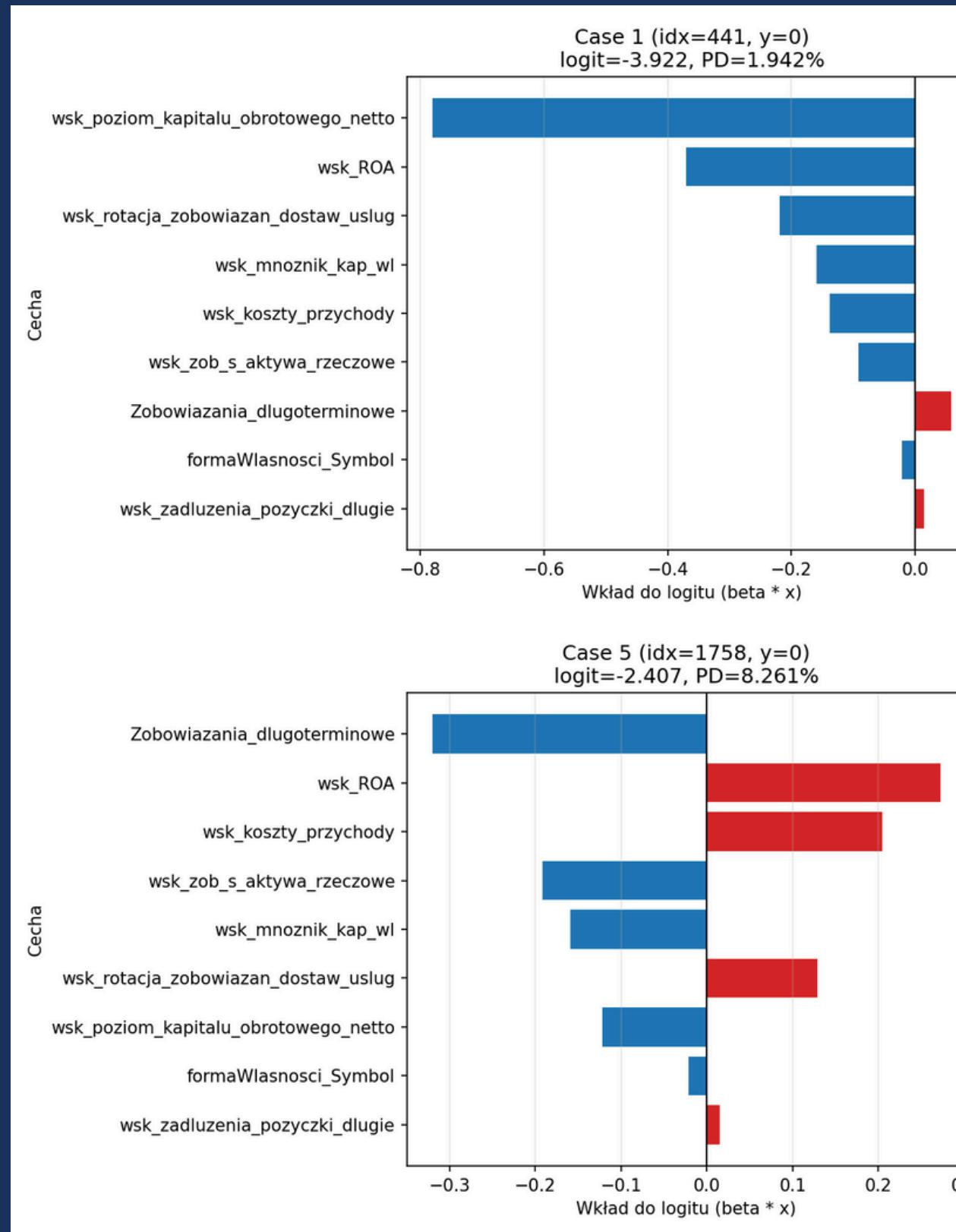


# INTERPRETACJA GLOBALNA LOGIT



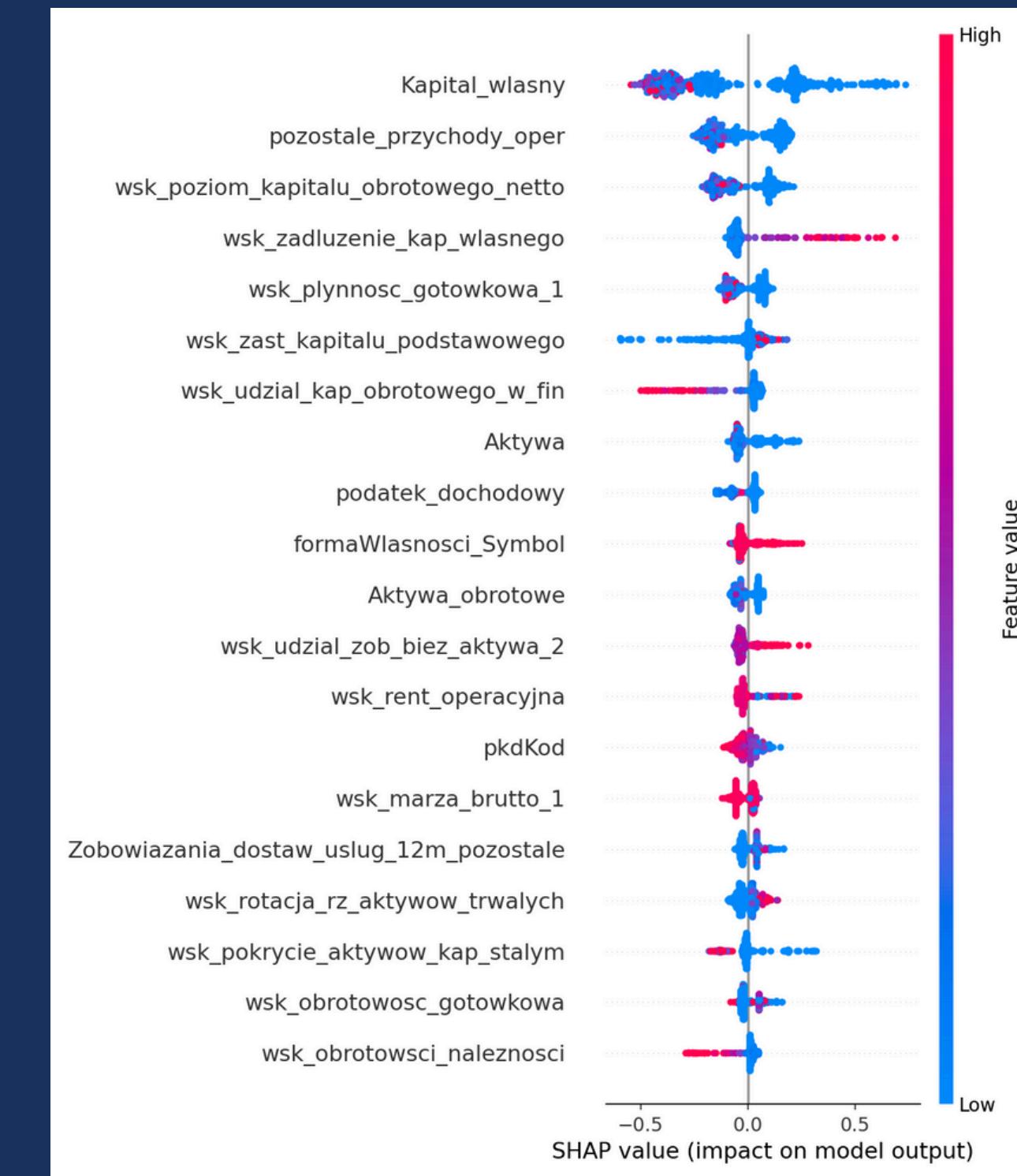
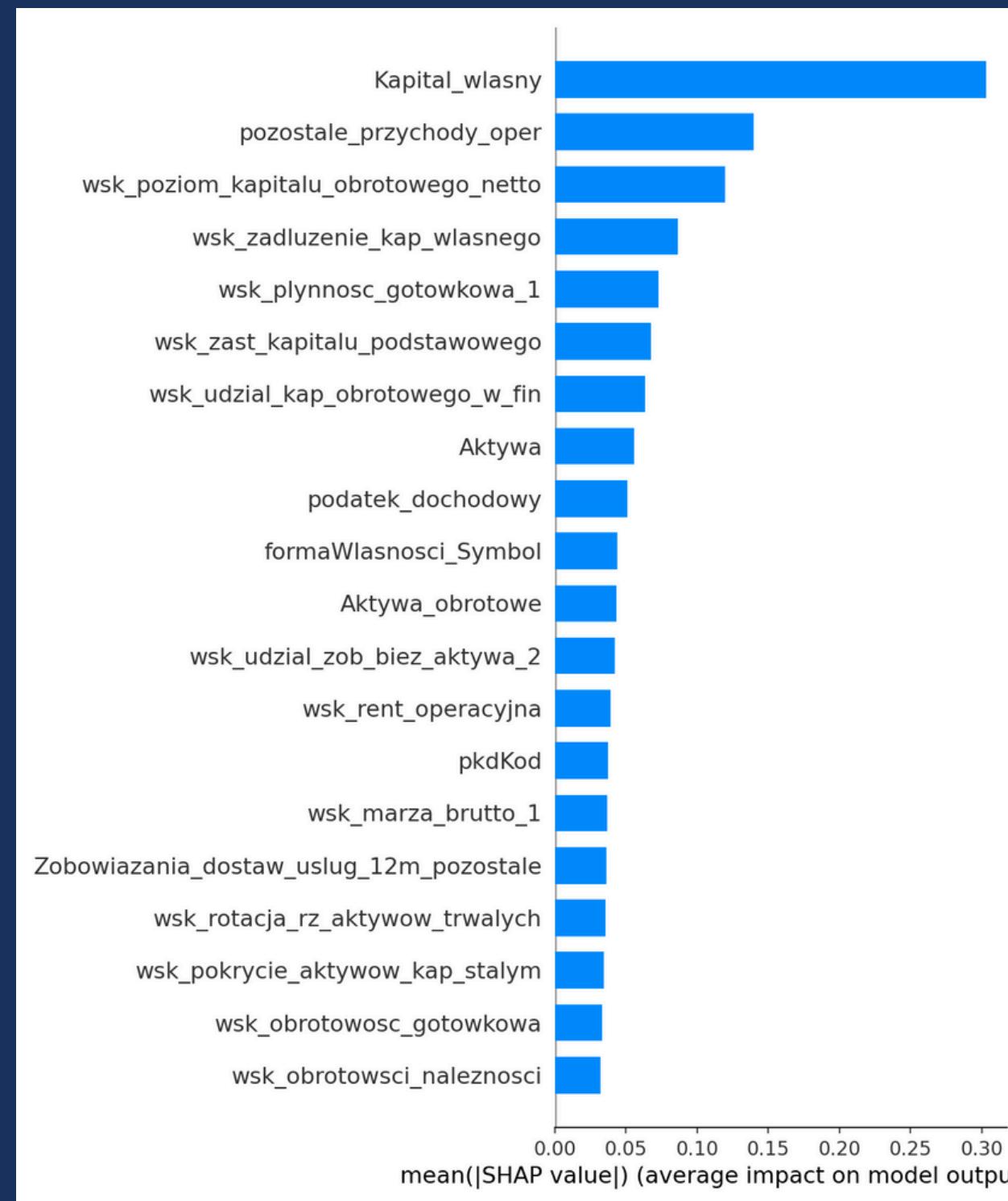


# INTERPRETACJA LOKALNA LOGIT



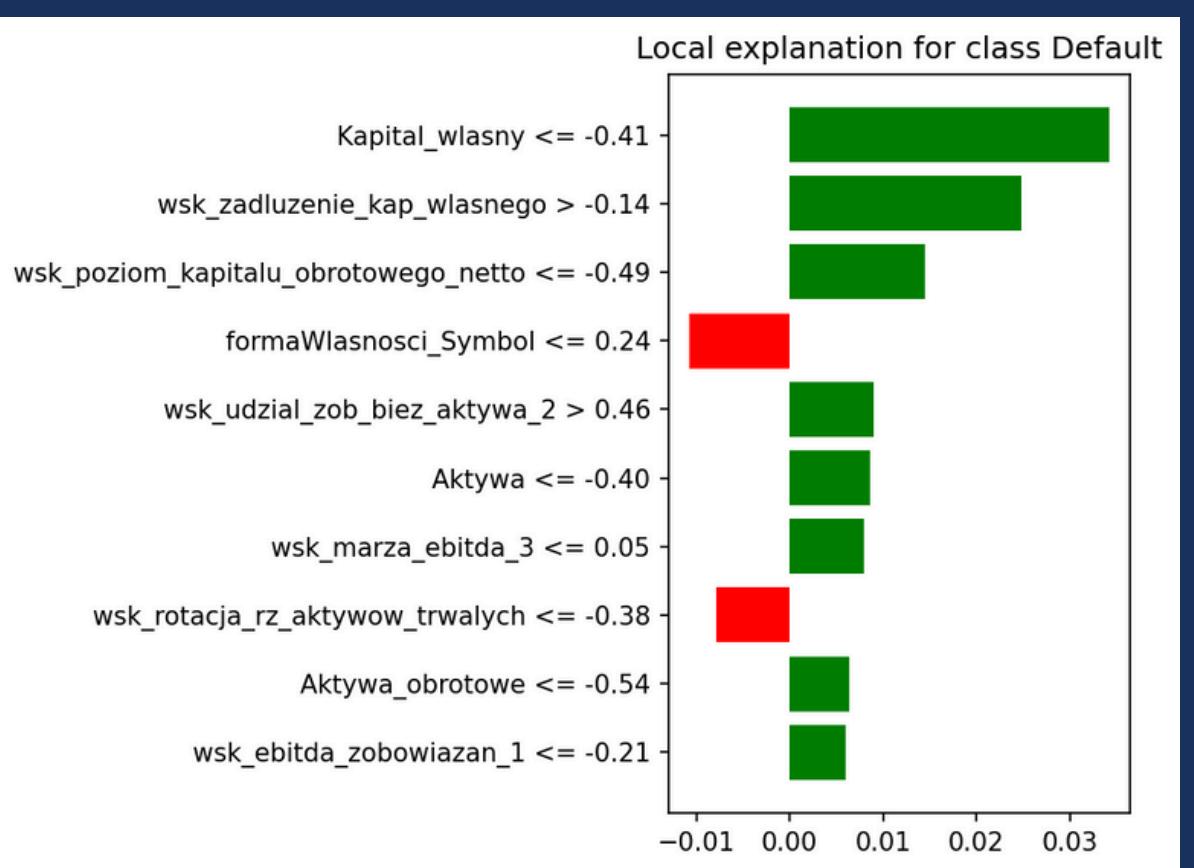
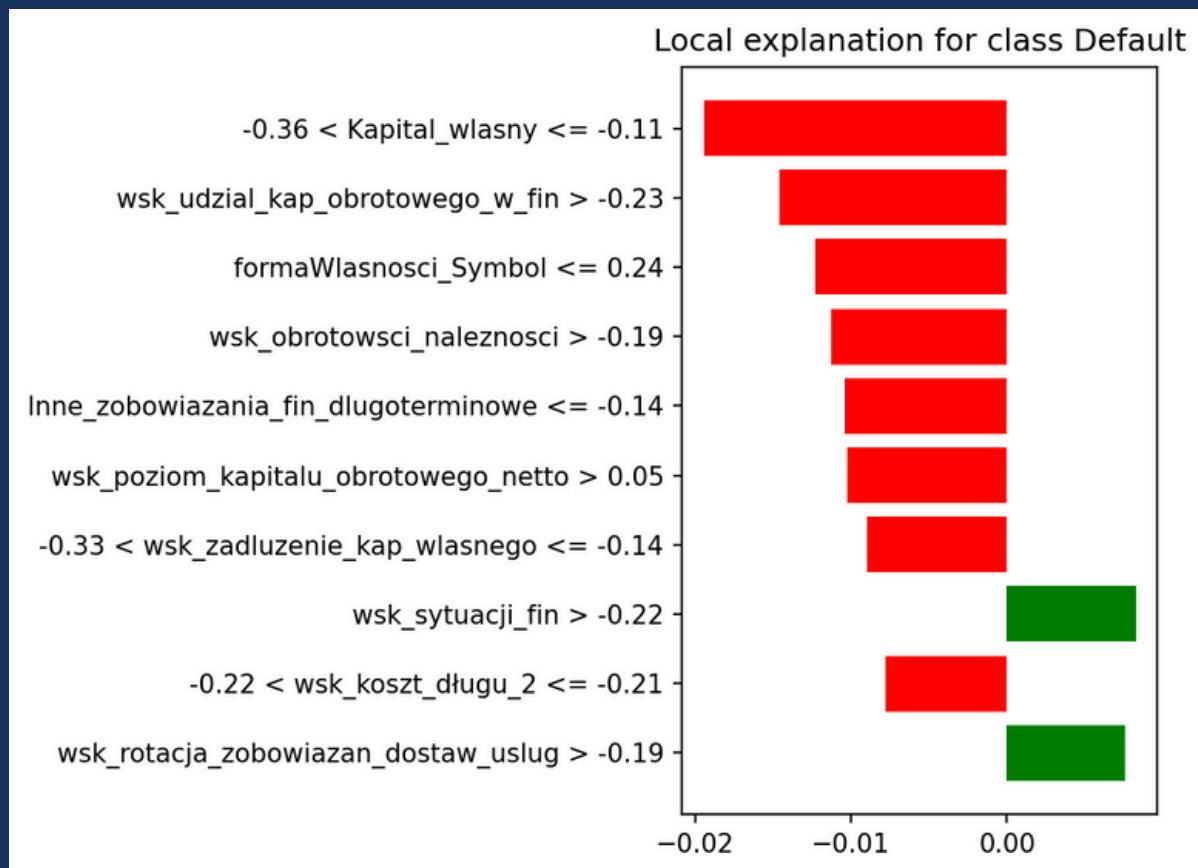
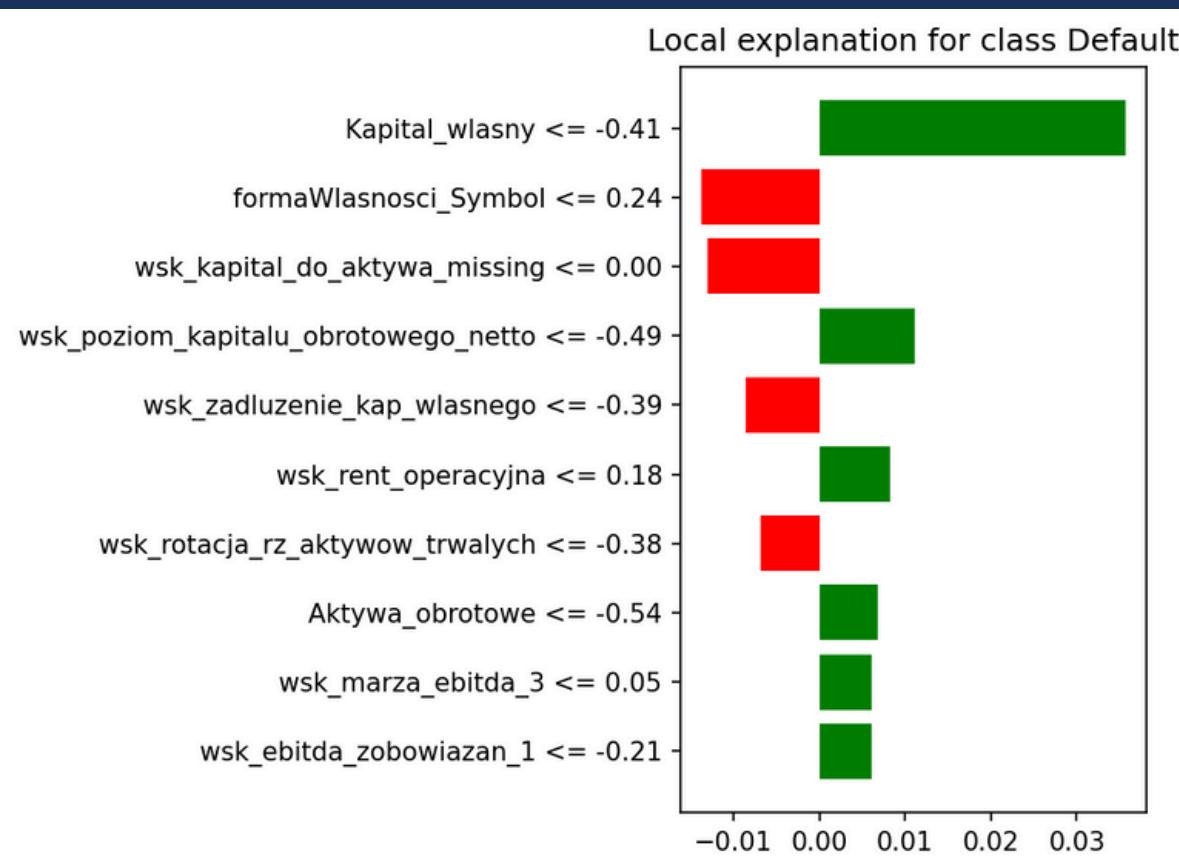
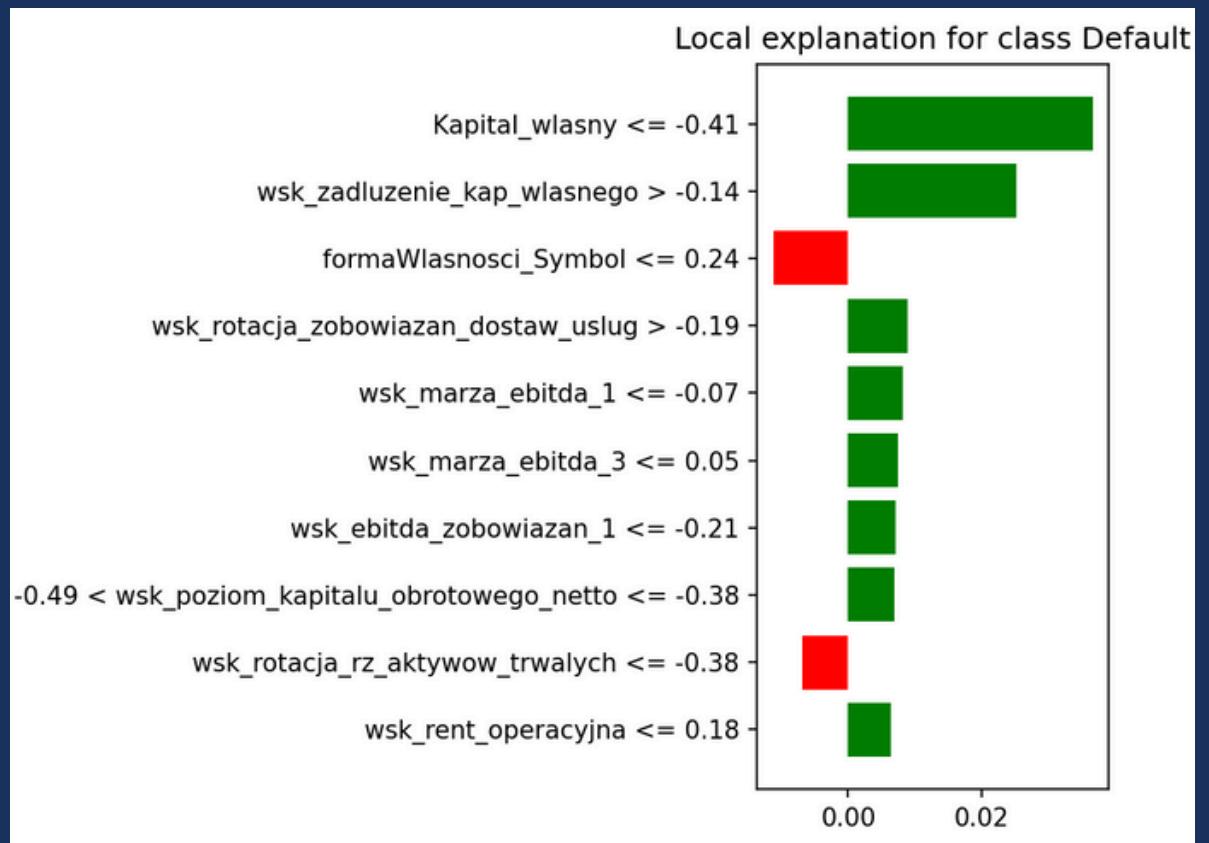


# INTERPRETACJA GLOBALNA XGBOOST



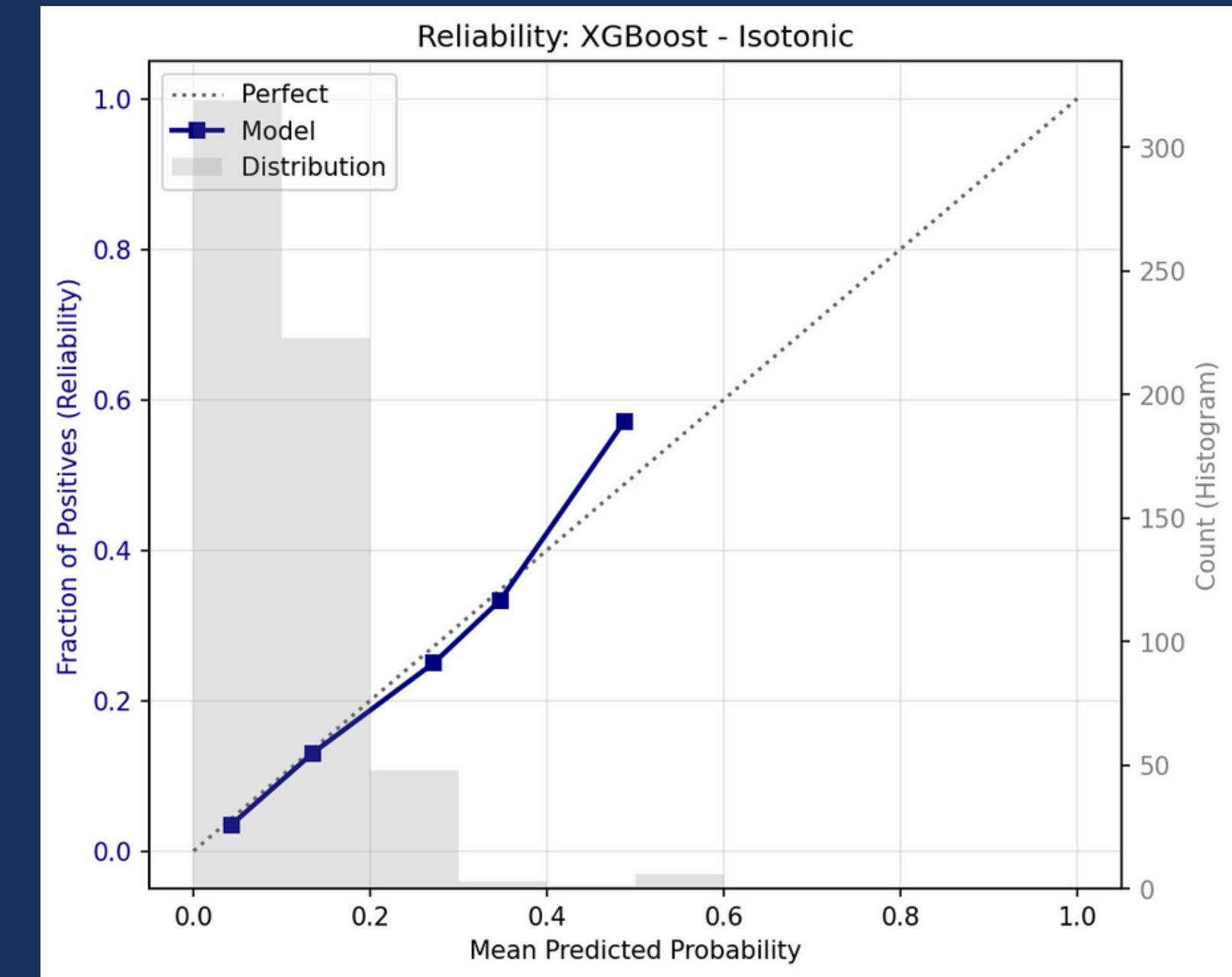
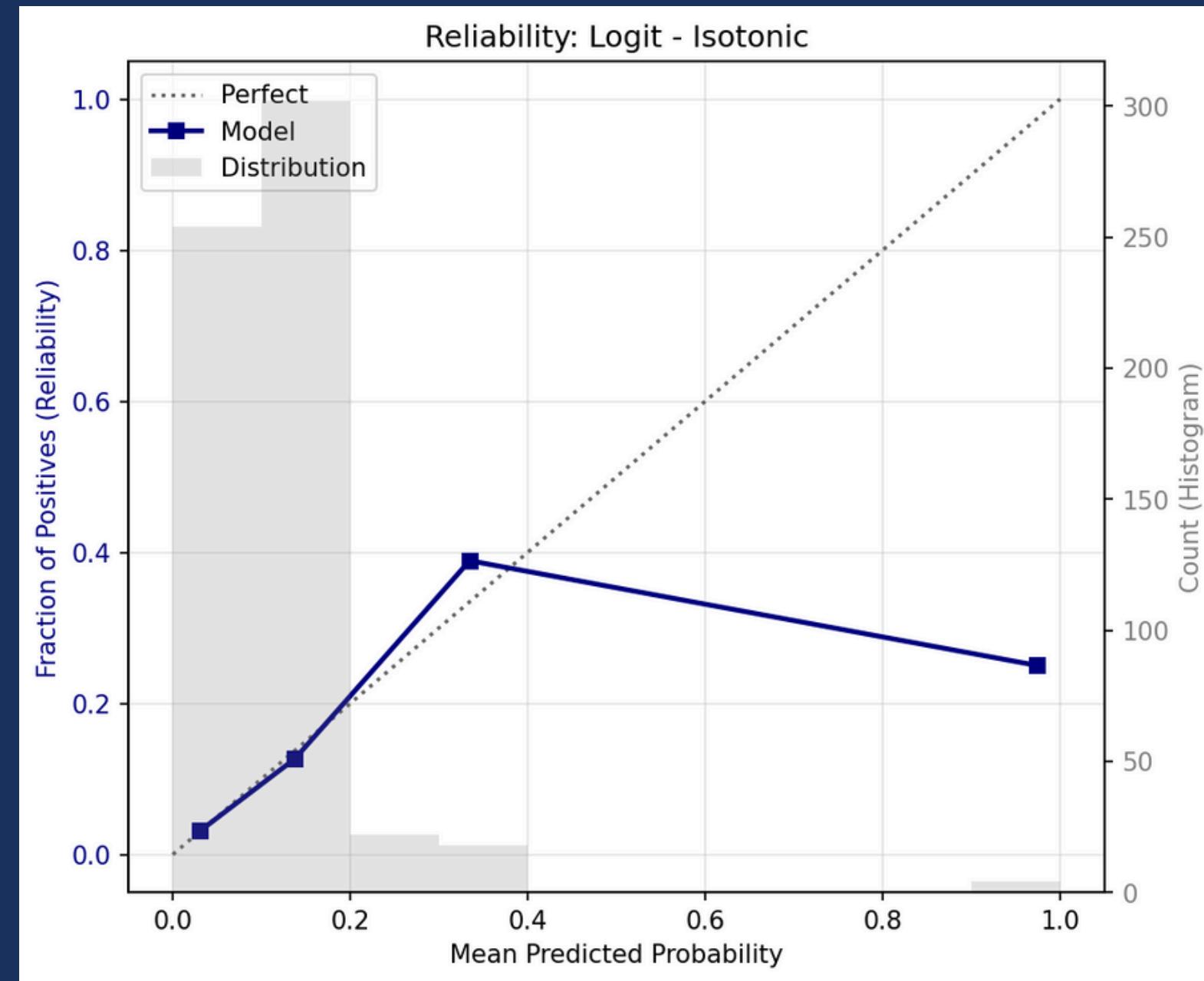


# INTERPRETACJA LOKALNA XGBOOST



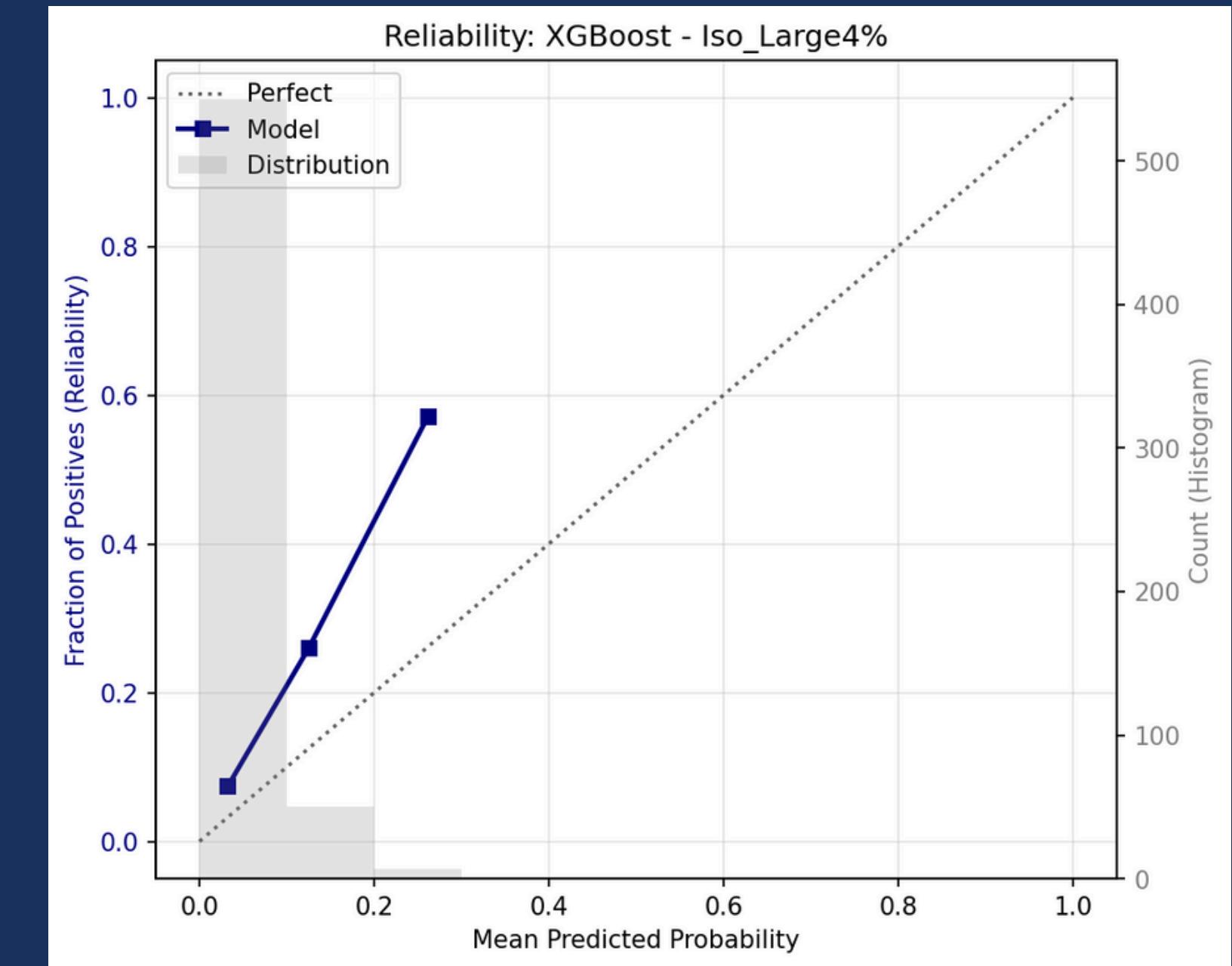
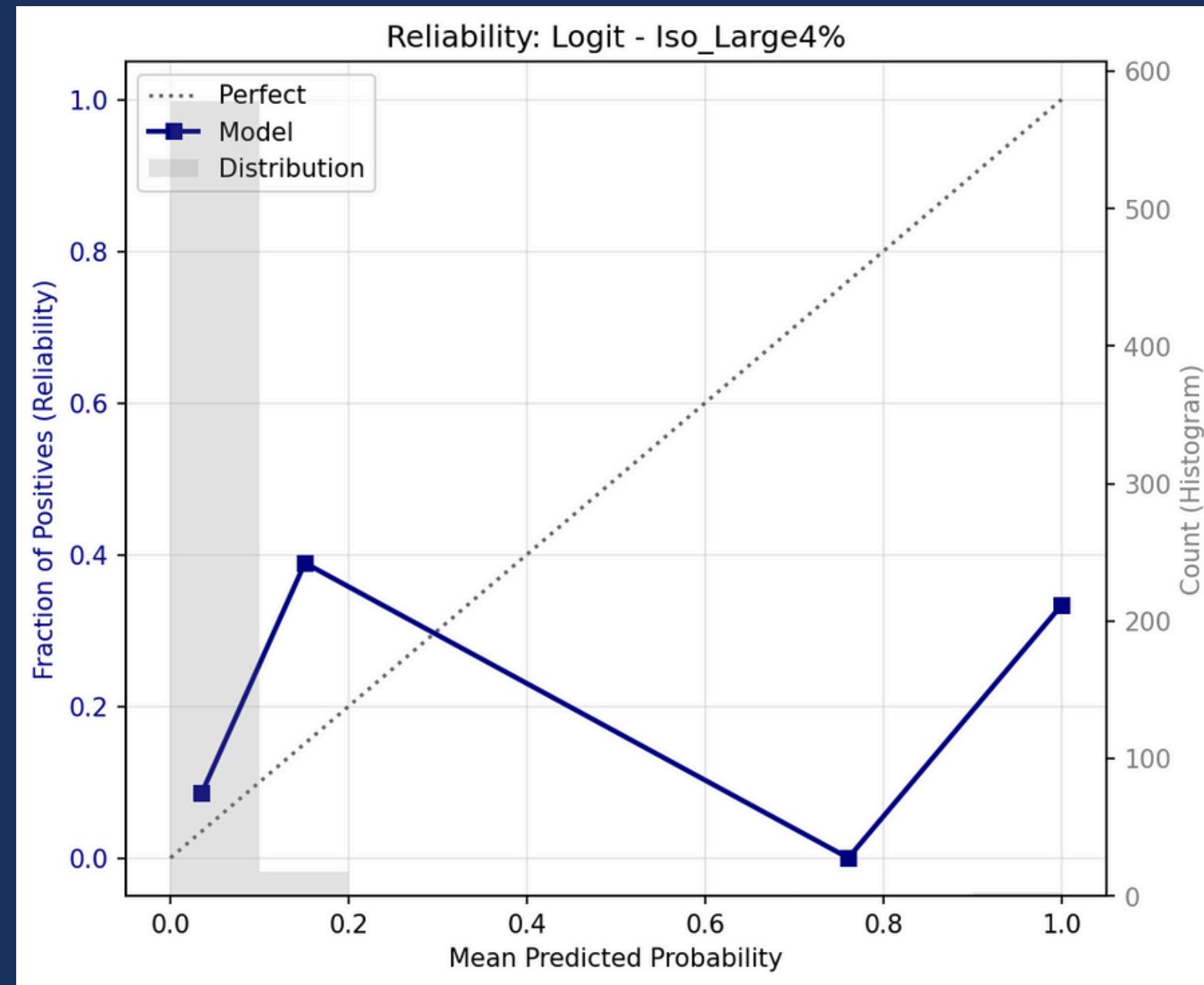


# KALIBRACJA MODELI





# KALIBRACJA MODELI DO 4%





# RATINGI RYZYKA KREDYTOWEGO

Aby ułatwić interpretację wyników modeli, przekształciliśmy przewidywane PD w 7 klas ratingowych:

AAA, AA, A, BBB, BB, B, CCC – gdzie AAA oznacza najniższe ryzyko, a CCC najwyższe.  
Progi ratingów zostały wyznaczone na podstawie kwantyli PD na zbiorze treningowym, dzięki czemu klasy są stabilne i reprezentatywne.

Dla każdego ratingu obliczyliśmy statystyki: liczebność, udział defaultów oraz średnie PD.

Ratingi umożliwiają:

- łatwiejsze podejmowanie decyzji kredytowych,
- tworzenie polityk ryzyka opartych na klasach,
- porównywanie jakości portfela na przestrzeni czasu,
- komunikację z kadrą zarządczą bez konieczności używania technicznych miar modeli.



# MINIMALIZACJA STRAT

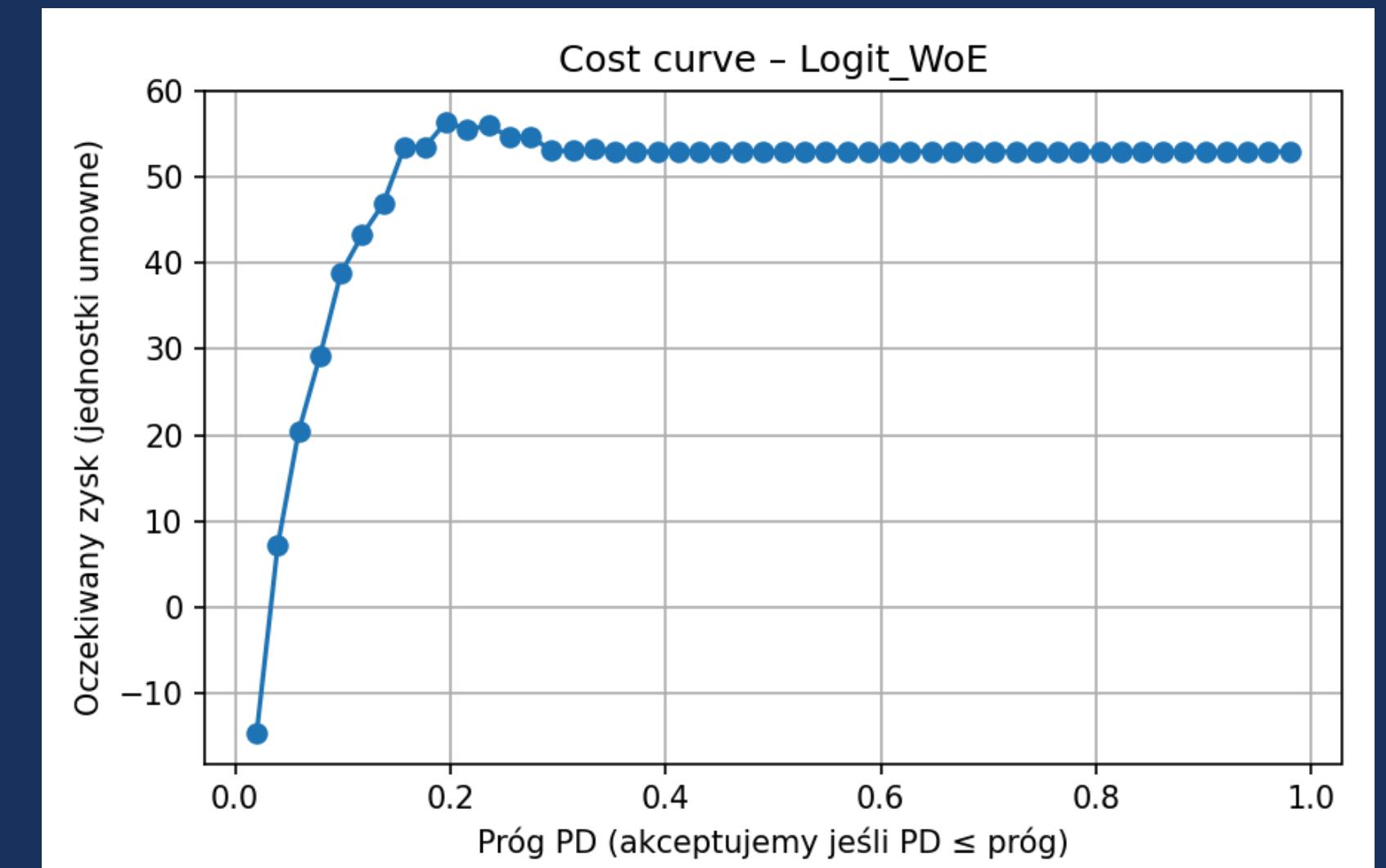
Aby określić najbardziej opłacalny próg PD, zbudowaliśmy macierz kosztów, która odzwierciedla rzeczywiste konsekwencje decyzji kredytowych.

Przyjęliśmy:

- +15% – zysk na dobrze udzielonym kredycie (TP)
- -50% – strata na źle udzielonym kredycie (FP)
- -6% – koszt odrzucenia dobrego klienta (FN)
- +20% – korzyść z odrzucenia ryzykownego klienta (TN)

Dla każdego progu PD policzyliśmy oczekiwany zysk portfela.

Analiza pokazuje, że zbyt niski próg prowadzi do dużej liczby stratnych kredytów, a zbyt wysoki – do odrzucania klientów, na których bank mógłby zarobić. Najwyższy oczekiwany zysk pojawia się w przedziale PD  $\approx 0.2$





## RYZYKA, OGRANICZENIA I REKOMENDACJE

Modele PD, mimo dobrej skuteczności, mają naturalne ograniczenia. Ich wyniki zależą od jakości danych finansowych, warunków makroekonomicznych oraz stabilności zachowania klientów. Możliwy jest drift danych, czyli sytuacja, w której profil firm lub gospodarki zmienia się na tyle, że model zaczyna działać gorzej. XGBoost jako model złożony może być trudniejszy do wyjaśnienia, a decyzje oparte wyłącznie na nim są ryzykowne. Logit jest w pełni interpretowalny, ale ma niższą skuteczność i ograniczoną zdolność do uchwycenia zależności nieliniowych.

Dlatego rekomendujemy:

- regularny monitoring jakości modeli (AUC, KS, Brier, kalibracja),
- miesięczną kontrolę stabilności danych (PSI),
- kwartalną rewizję progu decyzyjnego i jakości portfela,
- wykorzystanie Logitu jako modelu referencyjnego, a XGBoosta jako modelu operacyjnego,



DZIĘKUJEMY  
za uwagę