



## Piotr Miszczyński

Uniwersytet Łódzki  
Wydział Ekonomiczno-Socjologiczny  
Katedra Badań Operacyjnych  
piotr.miszczynski@uni.lodz.pl

# WYKORZYSTANIE METAMODELU DO PROGNOZY RENTOWNOŚCI *EX ANTE* BANKOWEGO PROJEKTU INWESTYCYJNEGO

**Streszczenie:** Celem pracy jest przedstawienie wyników badań nad konstrukcją metamodelu jako narzędzia służącego do bieżącej oceny bankowego projektu inwestycyjnego. Głównym efektem inwestycji w nowy projekt bankowy jest tzw. portfel klientów, który cechuje się odpowiednią strukturą ryzyka i rentownością. Dzięki odpowiednio szybko i dokładnie działającemu narzędziu do szacowania rentowności *ex ante* można dokonywać bieżącej oceny rentowności nowo sprzedawanych produktów bankowych, w szczególności kredytów. Dokonywane na tej podstawie decyzje dotyczące parametrów cenowych i ryzyka pozwalają tworzyć odpowiednio rentowny portfel, co wpływa na wartość budowanego banku.

**Słowa kluczowe:** prognoza rentowności, wycena inwestycji, metamodel, ocena projektu bankowego.

**JEL Classification:** C61, C63, G17, G21, M13, M21.

## Wprowadzenie

Zagadnienie oceny projektów inwestycyjnych jest powszechnie i wieloaspektowo rozważane w literaturze. W klasycznym ujęciu inwestycję można zdefiniować jako wydatek kapitałowy w celu osiągnięcia pozytywnego efektu finansowego w określonym czasie. Organizację w celu osiągnięcia zamierzonego efektu w zamierzonym czasie określa się jako projekt, który można podzielić na etapy: przedinwestycyjny, realizacji i eksploatacji (efektu) [Manikowski, 2010, s. 7-17]. W niniejszej pracy uwaga została skupiona na budowaniu w fazie realizacji przyszłej wartości (efektu) inwestycji na gruncie ilościowych metod oceny

projektów inwestycyjnych. W projektach dotyczących ogólnie rozumianego sektora finansowego, a w szczególności w bankowości, rozważania na temat budowania wartości i oceny rentowności przedsięwzięć mają kluczowe znaczenie. Tworzenie wartości nowego projektu bankowego odbywa się m.in. przez budowanie tzw. portfela kredytowego [Marcinkowska, 2003].

Każdy udzielony kredyt charakteryzuje się innym ryzykiem i innym poziomem rentowności [Krysiak, Staniszewska, Wiatr, 2015]. Poprzez odpowiednią klasyfikację udzielonych kredytów z punktu widzenia parametrów cenowych oraz oceny ryzyka można oszacować potencjalne przychody i koszty z nimi związane. Powstałe w wyniku takiej analizy prognozy *ex ante* rentowności dla pojedynczych umów kredytowych są odpowiednio agregowane w celu oceny struktury nowej wiązki wchodzącej do portfela. Powstaje zatem narzędzie, dzięki któremu możliwe jest bieżące zarządzanie procesem budowania wartości portfela kredytowego, widzianego w tym przypadku jako efekt nowego projektu inwestycyjnego.

W niniejszej pracy przedstawiono narzędzia oceny finansowej nowo powstałych produktów kredytowych, a także praktyczny aspekt ich wykorzystania w podejmowaniu decyzji zarządczych. W pierwszej kolejności opisano założenia ogólnego modelu szacowania rentowności pojedynczego kredytu oraz jego parametry wejściowe i wyjściowe. Następnie opisano problemy związane z jego praktycznym zastosowaniem i wynikającą z tego konieczność zastosowania podejścia tzw. metamodelu w celu usprawnienia procesu dostarczania danych zarządczych. Opisano koncepcję działania metamodelu oraz porównano 4 warianty jego budowy w zależności od wykorzystanych metod estymacji, tj. drzewa decyzyjne, lasy losowe, regresja liniowa oraz sieci neuronowe. Ze względu na wymagania stawiane metamodelowi przy ocenie wariantów posłużono się specjalnie do tego celu skonstruowanymi miarami błędów.

## 1. Stan badań

Badania związane z tematyką prezentowaną w niniejszym artykule podejmowane były, choć nie na szeroką skalę, zarówno w ośrodkach krajowych, jak i zagranicznych. Analizę i ocenę projektów inwestycyjnych prowadził m.in. A. Manikowski [2010]. M. Marcinkowska [2003] z kolei zajmowała się w swoich pracach problematyką oceny rentowności banków. Krysiak, Staniszewska i Wiatr [2015] analizowali stronę kosztowo-przychodową nowego projektu ban-

kowego. Natomiast badania związane ze stosowaniem metamodelowania prowadzone były m.in. przez Kamińskiego [2015a] oraz Bartona i State'a [2010].

## 2. Model szacowania rentowności

W rozważanym modelu wyliczana jest rentowność dla pojedynczych umów kredytowych. Model szacuje rentowność *ex ante* zarówno w całym okresie, jak i w poszczególnych podokresach (miesiącach, latach) trwania umowy. Kredyty startujące w danym okresie (zazwyczaj w danym miesiącu) tworzą tzw. wiązkę, której podstawowe parametry (np. kapitał należny bankowi z tytułu umowy kredytowej) są modelowane w kolejnych miesiącach aż do „wygaśnięcia” (wyzerowania) w kolejnych okresach. Przykładową wiązkę przedstawia rysunek 1.



Rys. 1. Przykład krzywej kapitału do spłaty dla pojedynczej umowy kredytowej

Źródło: Opracowanie własne w MS Excel.

### 2.1. Założenia

Model jest oparty na prognozie przyszłych przepływów pieniężnych wynikających z harmonogramu spłat, przychodów odsetkowych, zakładanych przychodów prowizyjnych, szacunkowych kosztów ryzyka w poszczególnych okresach oraz innych czynników wynikających z regulacji działalności bankowej, np. współczynnika wypłacalności<sup>1</sup>. Opisywany model ma charakter deterministyczny (brak składnika losowego powodujący powtarzalność wyników przy tych samych parametrach wejściowych), natomiast czynniki związane z ryzykiem (np. ryzykiem związanym z opóźnieniami w spłacie kredytu) są szacowane w innym (zewnętrznym) modelu i wkładane są do opisywanego modelu jako uśrednione parametry wejściowe. Opisywany model daje możliwość wyliczania rentowności dla pojedynczej umowy, jak i dla zagregowanej wiązki uruchomie-

<sup>1</sup> Więcej informacji nt. wymagań regulacyjnych dot. tzw. adekwatności kapitałowej zgodnie z reżimem Bazylejskim można znaleźć m.in. w: [Cicirko, 2012, s. 51-67].

niowej. Model został zaimplementowany w MS Excel ze względu na uniwersalność i powszechność tego narzędzia.

## 2.2. Parametry wejściowe

Dobór parametrów wejściowych do modelu wynika zarówno z charakteru działalności bankowej, która jest w dużej mierze w Polsce regulowana, jak również z uwarunkowań rynkowych oraz polityki w zakresie zarządzania kosztami ryzyka (aspekt zarządzania ryzykiem) i kosztami operacyjnymi (aspekt optymalizacji kosztów działania). Ogólnie parametry można podzielić na kilka grup, które mogą mieć różną ich liczbę w zależności od stopnia szczegółowości przyjętego modelu. I tak można wyróżnić grupę parametrów bezpośrednio związanych z daną umową kredytową, tj. podstawowe parametry dotyczące umowy kredytowej (kwota, czas trwania, oprocentowanie, prowizja, dodatkowe składniki prowizyjne). Kolejna grupa parametrów jest związana głównie z kosztami operacyjnymi w podziale np. na kanał sprzedaży. Kolejną grupę stanowią parametry związane z oceną ryzyka (np. kategoria score'ingowa klienta, zabezpieczenia). Mimo ogólnej klasyfikacji należy wspomnieć, że model działa wieloaspektowo i parametry z danej grupy mogą mieć wpływ na wiele składników modelu (np. kategoria score'ingowa nadana klientowi w procesie wnioskowym będzie miała wpływ zarówno na ocenę kosztów ryzyka, jak i koszty operacyjne związane z obsługą danej umowy kredytowej).

## 2.3. Wskaźnik rentowności jako kryterium decyzyjne

Rentowność może być badana na różnych poziomach w zależności od informacji, jaką chce uzyskać decydent. Każdy kolejny składnik brany pod uwagę przy ocenie rentowności może niepotrzebnie zniekształcić informację. I tak możemy rozpatrywać rentowności na pierwszym poziomie – NIM (*Net Interest Margin* – marża netto), czyli tę wynikającą bezpośrednio z przychodów i kosztów odsetkowych i prowizyjnych. Następny poziom uwzględnia koszty ryzyka – COR (*Costs of Risk*), wynikające z regulacji krajowych oraz przyjętej przez bank polityki zarządzania ryzykiem. Kolejny poziom, ROA (*Return on Assets*), pozwala ocenić rentowność po uwzględnieniu kosztów działania tzw. OPEX (*Operational Expenditures*). Ostatni poziom – ROE (*Return on Equity*) – wyraża rentowność po uwzględnieniu wszystkich wymienionych składników oraz wy-

mogą kapitałowego wynikającego bezpośrednio z regulacji i polityki wewnętrznej banku. Warto w tym miejscu wspomnieć, że wymóg kapitałowy jest różny w zależności od przeznaczenia kredytu i ewentualnego zabezpieczenia. Poniższy schemat obrazuje kolejne poziomy badania rentowności kredytów.

Przychody odsetkowe
– Koszty odsetkowe
Marża odsetkowa :: NIM ( <i>Net Interest Margin</i> ) :: POZIOM 1
+ Przychody prowizyjne
– Koszty prowizyjne
Marża odsetkowa i prowizyjna :: NRM ( <i>Net Result Margin</i> ) :: POZIOM 2
– Koszty ryzyka – COR ( <i>Costs of Risk</i> )
Marża po kosztach ryzyka :: RAM ( <i>Risk Adjusted Margin</i> ) :: POZIOM 3
– Koszty działania – OPEX ( <i>Operational Expenditures</i> )
ROA ( <i>Return on Assets</i> ) :: POZIOM 4
× dźwignia kapitałowa
<b>ROE (<i>Return on Equity</i>)*</b> :: POZIOM 5

\* Stosuje się tutaj opisane szeroko w literaturze podejście RAMP (*Risk Adjusted Performance Measurement*), które wskazuje na korektę o ryzyko licznika i/lub mianownika wskaźnika ROE. Prezentowane w niniejszej pracy podejście zawiera korektę ryzyka, jednak ze względu na brak jednoznacznego nazewnictwa w literaturze pozostawiono nazwę wskaźnika ROE oddającą jego istotę, por. Marcinkowska [2003, s. 345-353] oraz Krysiak, Staniszevska i Wiatr [2015, s. 151-162].

### Schemat 1. Poziomy badania rentowności

Źródło: Opracowanie na podstawie: Marcinkowska [2003, s. 119-130].

## 3. Szacowanie rentowności za pomocą metamodelu

Koncepcja metamodelu w dużym skrócie polega na stworzeniu modelu alternatywnego do modelu pierwotnego, który na podstawie tych samych danych wsadowych, już użytych w modelu pierwotnym, będzie generował bardzo zbliżone wyniki do tych generowanych przez model pierwotny. Do estymacji parametrów metamodelu należy wykorzystać dane wejściowe i wynikowe z modelu pierwotnego [Barton, State, 2010; Kamiński, 2015a] Schemat 2 obrazuje proces wyliczania rentowności bez wykorzystania koncepcji metamodelu.

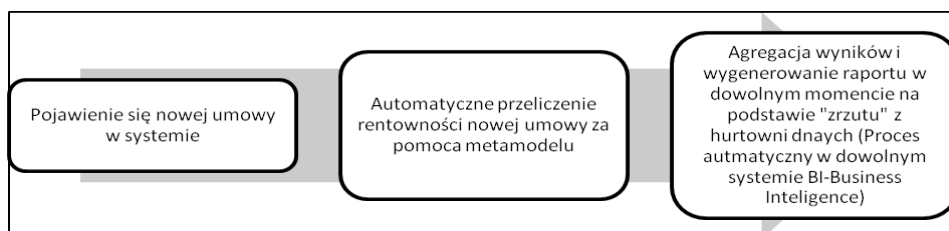


**Schemat 2.** Proces wyliczania rentowności *ex ante* dla wiązki umów kredytowych z danego okresu

Źródło: Opracowanie własne.

### 3.1. Przyczyny zastosowania metamodelu

Głównymi przyczynami wykorzystania koncepcji metamodelu jest znaczące przyspieszenie procesu obliczeniowego oraz automatyzacja procesu obliczeniowego na poziomie bazy danych. Proces obliczeniowy z wykorzystaniem „dużego” modelu pierwotnego jest procesem pracochłonnym i dużym stopniu angażującym pracę analityka. Przeliczenie rentowności ok. 900 umów kredytowych w jednym z „zaprzyjaźnionych” banków w Polsce trwało 1 godz. pracy nowoczesnego komputera (Intel® Core™ i7-6700 CPU @ 3.40 GHz, 16 GB RAM). W zależności od wielkości sprzedaży (liczby przeliczanych umów kredytowych) proces może trwać od kilku do kilkunastu godzin. Do tego wymagana jest praca analityka, który musi częściowo ręcznie zasilć model danymi i opracować gotowy wynik, co zajmowało przynajmniej 4-8 godzin pracy. Ponadto ze względu na ograniczenia MS Excel, w którym model pierwotny jest zaimplementowany, okazuje się to trudne do zautomatyzowania na poziomie bazy danych. Schemat procesu wyliczania rentowności, który może być znacznie bardziej wydajny dzięki zastosowaniu metamodelu, przedstawia schemat 3.



**Schemat 3.** Proces bieżącego wyliczania rentowności *ex ante* dla pojedynczej umowy kredytowej z wykorzystaniem metamodelu

Źródło: Opracowanie własne.

### 3.2. Różne podejścia do budowy metamodelu

Koncepcja metamodelu nie narzuca ani postaci, ani metod estymacji przy jego tworzeniu. W toku prac nad wdrożeniem koncepcji metamodelu rozważano dwa różne podejścia (opisane poniżej). Ze względu na podstawowy cel niniejszej pracy, jakim jest wskazanie nowego zastosowania dla koncepcji metamodelu, starano się jak najbardziej uprościć obliczenia. Dlatego na potrzeby niniejszej pracy zrezygnowano z wyczerpującego opisu metod, przyjmując, że zastosowano powszechnie znane i opisane w literaturze najprostsze, klasyczne warianty proponowanych metod.

Pierwsze podejście zostało roboczo nazwane: „magiczna formuła”, w założeniu oparto je na prostym/prostych równaniu/równaniach do wyliczania parametrów wejściowych. Do realizacji tego podejścia wykorzystano metodę regresji wielorakiej oraz metodę sieci neuronowych. Testując różne postaci i warianty proponowanych metod, ostatecznie posłużono się najprostszym jednorównaniowym modelem regresyjnym, którego parametry były szacowane za pomocą klasycznej metody najmniejszych kwadratów. Natomiast przy testowaniu różnych wariantów sieci neuronowych ostatecznie zdecydowano się na wielowarstwową sieć jednokierunkową z liniową funkcją aktywacji [Gajda, 2001, s. 215-224; Ripley, Venables, 2016, s. 4].

Drugie podejście zostało roboczo nazwane „tabelką” klasyfikacyjną, rozumianą jako zbiór reguł, dzięki którym można klasyfikować pojedyncze umowy kredytowe do danego przedziału rentowności na podstawie wartości parametrów wejściowych. Do realizacji tego podejścia zastosowano metodę drzewa klasyfikacyjnego [Therneau, Atkinson, 2017] oraz będącą jej rozwinięciem metodę lasów losowych [Liaw, Wiener, 2015]. Metodę lasów losowych, polegającą *de facto* na wygenerowaniu kilkuset drzew decyzyjnych na podstawie losowo dobieranych próbek i parametrów wejściowych, można było zastosować dzięki dużej wielkości próby i dużej liczby parametrów wejściowych [Williams, 2009, s. 50].

### 3.3. Kryteria oceny wyników estymacji

Kolejnym niezwykle istotnym etapem wdrażania koncepcji metamodelu było opracowanie odpowiednich metod oceny praktycznej przydatności różnych podejść. W tym celu prócz klasycznych metod oceny poszczególnych modeli opracowano dodatkowe kryteria porównawcze dla wyników modeli uzyskanych

za pomocą różnych metod. Ostatecznie posłużono się czterema kryteriami oceny, tj.:

- Minimalizacja maksymalnego odchylenia dla pojedynczego przypadku:

$$K_1 \rightarrow \min, \quad K_1 = \max |y_n - \hat{y}_n| \quad (1)$$

- Minimalizacja liczby odstających przypadków [Kamiński, 2015b]:

$$K_2 \rightarrow \min, \quad K_2 = \sum_n f(y_n), \quad f(y_n, \hat{y}_n) = \begin{cases} 1 & \text{dla } |y_n - \hat{y}_n| \geq \delta \\ 0 & \text{dla } |y_n - \hat{y}_n| < \delta \end{cases} \quad (2)$$

- Minimalizacja średniego przeciętnego błędu absolutnego [Gajda, 2004]:

$$K_3 \rightarrow \min, \quad K_3 = \frac{1}{N} \sum_n |y_n - \hat{y}_n| \quad (3)$$

- Kontrolnie obserwacja ostających przypadków modułów reszt, gdzie:

$\hat{y}_n$  – wartość wynikowa dla metamodelu;

$y_n$  – wartość wynikowa dla modelu pierwotnego.

Zastosowanie kryterium minimalizacji maksymalnego odchylenia dla pojedynczego przypadku wynika z charakteru i przeznaczenia obliczeń. Ważne jest, aby metamodel dawał porównywalne wyniki do modelu pierwotnego dla każdego pojedynczego przypadku. Na potrzeby analiz decyzyjnych wyniki estymacji mogą być agregowane w wielu płaszczyznach i w różnym stopniu, dlatego ewentualne zbyt duże rozbieżności dla pojedynczego przypadku mogą istotnie zniekształcić obraz. Równie ważne jest, aby zbyt duża liczba przypadków nie odchyłała się od wskazanej akceptowalnej wartości odchylenia, stąd zastosowanie kryterium minimalizacji liczby odstających przypadków. Zastosowanie pozostałych dwóch kryteriów ma charakter kontrolny.

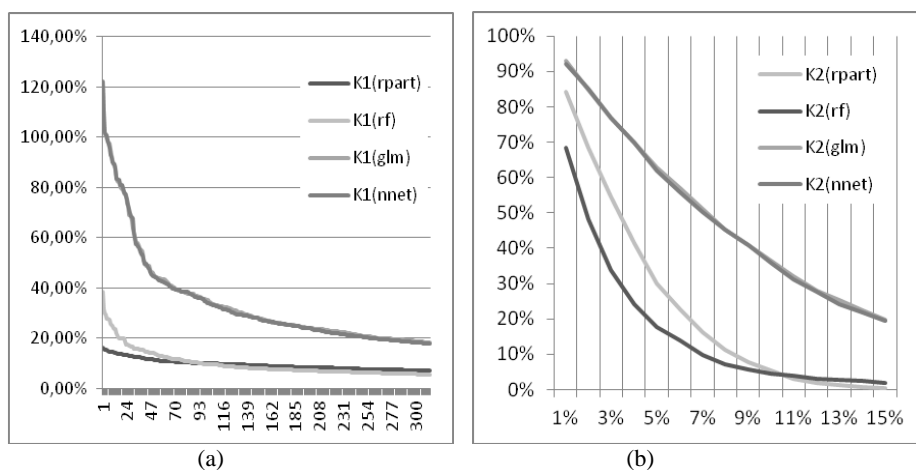
#### 4. Obliczenia i uzyskane wyniki

Obliczenia wykonano w programie R za pomocą dodatku Rattle [Williams, 2009] oraz zaimplementowanych w tym dodatku bibliotek programu R [Rakotomalala, 2011], m.in. Package ‘rpart’ [Therneau, Atkinson, Ripley, 2017], ‘Party’ [Hornik, Zeileis, 2015], Package ‘party’ [Hothorn, Hornik, Zeileis, 2015], Package ‘ctree’ [Hothorn, Hornik, Zeileis, 2010], Package ‘randomForest’ [Liaw, Wiener, 2015], Package ‘nnet’ [Ripley, Venables, 2016]. Wyniki estymacji prze-



niesiono również do programu Excel i porównano wyniki uzyskane za pomocą różnych metod.

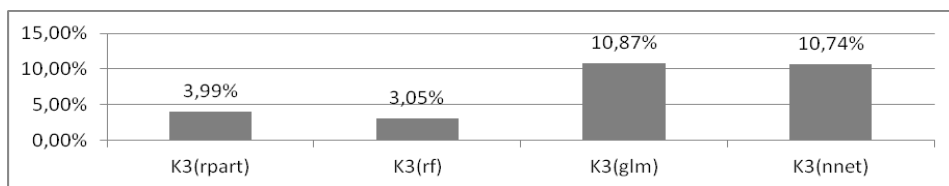
Porównanie za pomocą 4 kryteriów wskazuje znacznie lepszą dokładność metod klasyfikacyjnych (klasycznego drzewa klasyfikacyjnego oraz lasów losowych). Wykres pierwszy pokazuje odchylenia wyników dla pojedynczych obserwacji uszeregowanych malejąco zgodnie z pierwszym kryterium oceny. Drugi wykres, zgodnie z drugim kryterium oceny, pokazuje strukturę próby ze względu na wielkość odchylenia. Znacznie niższe położenie krzywych dla metod klasyfikacyjnych na wykresie 1 i 2 wskazuje większą dokładność tych metod. Na wykresie 1 można odczytać, że największe odchylenie dla metody drzewa klasyfikacyjnego (rpart) wynosi ok. 18%, co jest zdecydowanie lepszym wynikiem niż dla pozostałych metod. Na wykresie 2 widać, że jedynie 20% wyników uzyskanych za pomocą metody lasów losowych (rf) odchyła się więcej niż 5%.



**Wykres 1.** Porównanie za pomocą kryteriów minimalizacji maksymalnego odchylenia dla pojedynczego przypadku oraz minimalizacji liczby odstających przypadków

Źródło: Opracowanie własne.

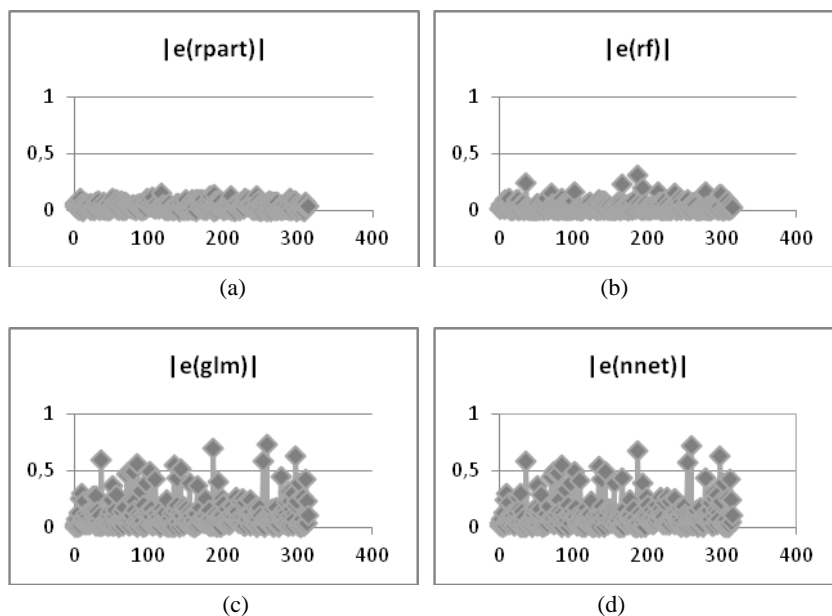
Porównanie za pomocą kryterium średniego przeciętnego błędu absolutnego wskazuje ponad dwukrotnie lepszą wartość wskaźnika dla metod klasyfikacyjnych (wykres 2). Wskazanie za pomocą tego kryterium pokrywa się z poprzednimi wynikami, co sugeruje poprawność wskazań pierwszych dwóch kryteriów.



**Wykres 2.** Porównanie za pomocą wskaźnika MAPE

Źródło: Opracowanie własne.

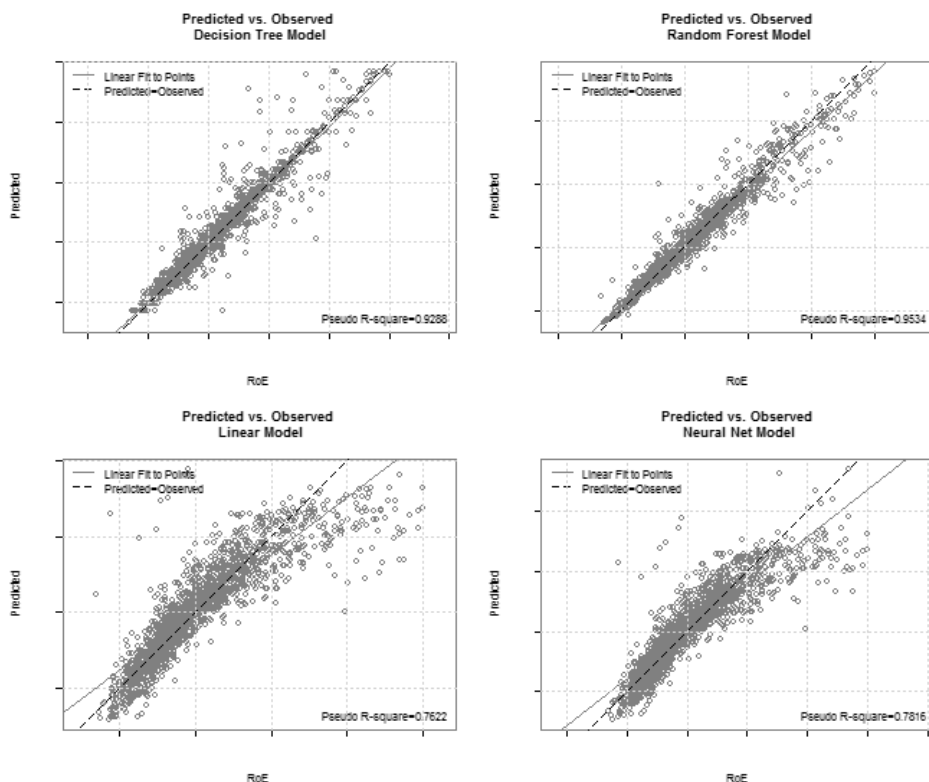
Wykresy modułów reszt również wskazują większą dokładność metod klasyfikacyjnych. Na poniższych wykresach (wykres 3) wyraźnie widać mniejszą liczbę odstających przypadków i mniejsze odchylenia dla metody drzewa decyzyjnego (rpart) i metody lasów losowych (rf).



**Wykres 3.** Moduły reszt dla 4 porównywanych metod

Źródło: Opracowanie własne.

Na koniec w celu lepszego zobrazowania większej dokładności metod klasyfikacyjnych przedstawiono wykresy dopasowania (wykres 4) wyników modelu pierwotnego i metamodelu uzyskanego za pomocą 4 sprawdzanych metod.



**Wykres 4.** Wykresy dopasowania danych z metamodelu i modelu pierwotnego

Źródło: Opracowanie własne w programie R.

## Podsumowanie

W niniejszym opracowaniu z powodzeniem udało się zastosować koncepcję metamodelu, co istotnie przyspieszyło proces wyliczania rentowności dla pojedynczych umów kredytowych. Późniejsza agregacja wyników pozwala w sposób szczegółowy i wieloaspektowy dokonywać analizy efektu projektu inwestycyjnego, jakim jest budowa odpowiednio rentownego portfela kredytowego.

Mimo że otrzymane wyniki należy uznać za zadowalające, jednak okazują się nadal wskazywać na potrzebę poprawy dokładności metamodelu, aby wyniki analiz za pomocą metamodelu miały podobną dokładność, jak wyniki modelu pierwotnego. W ramach prac przyjęto, że do zastosowań praktycznych wymagana jest maksymalnie pięcioprocentowa różnica między wynikami metamodelu i modelu pierwotnego. Oczywiście nie jest to ściśle określona granica akcepto-

walności i może być różnie interpretowana ze względu na dookreślenie kryterium oceny. Jednak w świetle przyjętych w pracy kryteriów otrzymane wyniki wskazują potrzebę dalszych prac nad metodami estymacji metamodelu.

W niniejszej pracy skupiono się na przedstawieniu koncepcji rozwiązania problemu. Kolejnym krokiem, pozwalającym wykorzystać zaproponowane podejście w praktyce, będzie poszukiwanie nowych, bardziej dokładnych metod estymacji. Ciekawym sposobem rozwiązania tego problemu może być wykorzystanie krigingu stochastycznego zaproponowanego w pracy B. Kamińskiego [2015a]. Wyzwaniem jest uzyskanie zadowalającej dokładności na wszystkich poziomach badanych wskaźników rentowności. Do wyzwań należy zaliczyć również potrzebę sprawnej rekalkulacji parametrów metamodelu w przypadku zmian w modelu pierwotnym ciągnących za sobą zmianę wartości zmiennych wynikowych.

## Literatura

- Barton R., State P. (2010), *Metamodel-Based Optimization*, NSF Workshop on Simulation Optimization.
- Cicirko T. (2012), *Efektywne zarządzanie kapitałem banku komercyjnego w Polsce w świetle standardów adekwatności kapitałowej*, Oficyna Wydawnicza SGH, Warszawa.
- Gajda J.B. (2001), *Prognozowanie i symulacja a decyzje gospodarcze*, Wydawnictwo C.H.Beck, Warszawa.
- Gajda J.B. (2004), *Ekonometria. Wykład i łatwe obliczenia w programie komputerowym!* Wydawnictwo C.H.Beck, Warszawa.
- Hornik K., Zeileis A. (2015), *Partykit: A Toolkit for Recursive Partytioning*, <https://cran.r-project.org/web/packages/partykit/vignettes/partykit.pdf> (dostęp: 15.03.2017).
- Hothorn T., Hornik K., Zeileis A. (2010), *Package 'ctree': Conditional Inference Trees*, <https://cran.r-project.org/web/packages/partykit/vignettes/ctree.pdf> (dostęp: 15.03.2017).
- Hothorn T., Hornik K., Zeileis A. (2015), *Package 'party'. A Laboratory for Recursive Partytioning*, <https://cran.r-project.org/web/packages/party/party.pdf> (dostęp: 15.03.2017).
- Kamiński B. (2015a), *A Method for the Updating of Stochastic Kriging Metamodels*, "European Journal of Operational Research", Vol. 247, s. 859-866.
- Kamiński B. (2015b), *Interval Metamodels for the Analysis of Simulation Input-Output Relations*, "Simulation Modelling Practice and Theory", Vol. 54, s. 86-100.

- Krysiak A., Staniszevska A., Wiatr M.S. (2015), *Zarządzanie portfelem kredytowym banku*, Oficyna Wydawnicza SGH, Warszawa.
- Liaw A., Wiener M. (2015), *Package 'randomForest' – Breiman and Cutler's Random Forests for Classification and Regression*, <https://cran.r-project.org/web/packages/randomForest/randomForest.pdf> (dostęp: 15.03.2017).
- Manikowski A. (2010), *Ilościowe metody wspomagania ocen projektów gospodarczych*, Wydawnictwo Naukowe Wydziału Zarządzania Uniwersytetu Warszawskiego, Warszawa.
- Marcinkowska M. (2003), *Wartość banku*, Wydawnictwo Uniwersytetu Łódzkiego, Łódź.
- Rakotomalala R. (2011), *TANAGRA: Data Mining with R – The Rattle Package*, [https://eric.univ-lyon2.fr/~ricco/tanagra/fichiers/en\\_Tanagra\\_Rattle\\_Package\\_for\\_R.pdf](https://eric.univ-lyon2.fr/~ricco/tanagra/fichiers/en_Tanagra_Rattle_Package_for_R.pdf) (dostęp: 15.03.2017).
- Ripley B., Venables W. (2016), *Package 'nnet' – Feed-Forward Neural Networks and Multinomial Log-Linear Models*, <https://cran.r-project.org/web/packages/nnet/nnet.pdf> (dostęp: 15.03.2017).
- Therneau T., Atkinson B., Ripley B. (2017), *Package 'rpart' – Recursive Partitioning and Regression Trees*, <https://cran.r-project.org/web/packages/rpart/rpart.pdf> (dostęp: 15.03.2017).
- Therneau T., Atkinson E.J. (2017), *An Introduction to Recursive Partitioning Using the RPART Routines*, <https://cran.r-project.org/web/packages/rpart/vignettes/longintro.pdf> (dostęp: 15.03.2017).
- Williams G.J. (2009), *Rattle: A Data Mining GUI for R*, “The R Journal”, Vol. 1/2, s. 45-55.

#### USE OF METAMODEL FOR *EX ANTE* PROFITABILITY FORECAST OF BANK INVESTMENT PROJECT

**Summary:** The aim of this paper is to present the results of research on the metamodel as a tool for ongoing evaluation of a bank investment project. The main result of investment in a new banking project is the so-called a customer portfolio that has a suitable risk structure and profitability. Thanks to the fast and accurate *ex ante* profitability tool, an ongoing assessment of the profitability of new banking products, especially loans, is possible. On this basis, price and risk pricing decisions allows to create a reasonably profitable portfolio that affects the value of the bank being built.

**Keywords:** profitability prognosis, investment valuation, metamodel, bank project evaluation.