



Autorzy: Dzmitry Fiodarau

# **Ocena ryzyka upadłości przedsiębiorstw na podstawie modeli mikroekonometrycznych**

Warszawa 2024.

# 1. Wprowadzenie

Niestabilność gospodarcza i powracające kryzysy finansowe na stałe wpisały się do makroekonomicznej rzeczywistości. Wahania na rynkach pociągają za sobą wiele ofiar w postaci upadających przedsiębiorstw. W niektórych kręgach jest to uznawane, za naturalny proces oczyszczania rynku. Poniższa praca skupi się na próbie odpowiedzi na pytanie o możliwości predykcji upadłości przedsiębiorstw wykorzystując techniki ekonometryczne. Na podstawie danych finansowych polskich spółek w latach 2008-2020 zostanie przeprowadzona analiza jakości prognoz modelu logitowego, oceniającego ryzyko upadłości firmy.

Dyskusja na temat upadłości przedsiębiorstw rozpoczęła się wraz z wybuchem wielkiej recesji w Stanach Zjednoczonych w pierwszej połowie XX w. Rozległe konsekwencje społeczne i gospodarcze rozbudziły trwające do dzisiaj rozważania dotyczące bankructw. Jako pierwszy wielowymiarową analizę dyskryminacyjną w tematyce upadłości przedsiębiorstw wykorzystał E.I. Altmana, którego praca stanowiła podstawę do tworzenia podobnych analiz w kolejnych latach. Do Polski temat ten zawitał ponad siedemdziesiąt lat później – na początku lat dziewięćdziesiątych XX w.<sup>1</sup>

Obecnie analiza upadłości firm cieszy się dużą popularnością w zakresie badań statystyczno-ekonometrycznych w tematyce finansów empirycznych. Skupiają się one głównie na przyczynach bankructwa. Lennox C. skupia się w swojej pracy na brytyjskich spółkach giełdowych. Stwierdza, że do najważniejszych determinantów upadłości należą rentowność, wykorzystanie dźwigni finansowej, wysokość przepływów pieniężnych, wielkość firmy, sektor, w którym działa spółka oraz aktualny etap cyklu gospodarczego. Dodatkowo, w przeciwieństwie do poprzednich badań, artykuł dowodzi, że dobrze określone modele logitowe i probitowe mogą identyfikować upadające firmy dokładniej niż analiza dyskryminacyjna. Badanie zostało przeprowadzone na dużej grupie (949 spółek) w okresie 8 lat działalności, dzięki czemu uniknięto problemu nadmiernego dopasowania (może się on pojawić w przypadku wykorzystania stosunkowo małych prób danych), a dodatkowo umożliwiło to wzbogacenie wyników o badanie wpływu sektora, wielkości firmy oraz roku upadłości. Testy na niewłaściwą specyfikację oraz testy heteroskedastyczności zastosowane, w tej pracy ujawniły, że przepływy pieniężne i dźwignia finansowa mają nieliniowy wpływ na prawdopodobieństwo upadłości, a włączenie tych efektów do modelu poprawiło jego dokładność predykcyjną<sup>2</sup> Kaiser U. analizując finanse 15 538 niemieckich spółek w latach 1994 – 1995 doszedł do wniosku, że zarówno wiek, jak i wielkość firmy mają istotny statystycznie wpływ na bankructwo. Kierunek tego efektu zależy jednak od stanu wyjściowego, więc nie można wyciągnąć ogólnych wniosków na ten temat. Spółki z ograniczoną odpowiedzialnością, które nie znajdują się w trudnej sytuacji finansowej, mają tendencję do przechodzenia do mniej pożądaných stanów finansowych częściej niż podmioty z nieograniczoną odpowiedzialnością. Co ciekawe, biorąc pod uwagę, że dana spółka znajduje się

---

<sup>1</sup> Gruszczyński M. (2005), Zalety i słabości modeli bankructwa, [w:] Kuciński K., Mączyńska E. (red) (2005), Zagrożenie upadłością, Materiały i Prace Instytutu Funkcjonowania Gospodarki Narodowej, Szkoła Główna Handlowa.

<sup>2</sup> Lennox C. (1999), Identifying failing companies: a reevaluation of the logit, probit and DA approaches, *Journal of Economics and Business*, 51, s.347-364.

już w "średniej" trudnej sytuacji, prawdopodobieństwo przejścia do stanu bez trudności finansowych jest znacznie większe w przypadku spółek z ograniczoną odpowiedzialnością niż w przypadku podmiotów z nieograniczoną odpowiedzialnością. Istnienie akcjonariuszy korporacyjnych zwiększa prawdopodobieństwo przejścia do bardziej korzystnych stanów finansowych, podczas gdy w przypadku relacji z wieloma wierzycielami jest dokładnie odwrotnie. Zróżnicowanie firm ma znaczący wpływ tylko na przejścia ze stanu "brak trudności finansowych". Wyniki estymacji wskazują, że dywersyfikacja zwiększa prawdopodobieństwo przejścia do gorszych stanów finansowych. Wreszcie, pozytywny rozwój makroekonomiczny zwiększa prawdopodobieństwo przejścia do lepszej sytuacji finansowej<sup>3</sup>

Analizowany problem jest szczególnie interesujący biorąc pod uwagę start-upy. Około 75% startupów upada w przeciągu pierwszych 10 lat działalności - liczba ta jest jednak trudna do zmierzenia, a według niektórych szacunków jest jeszcze większa. Ogólnie rzecz biorąc, można powiedzieć, że startup kończy się niepowodzeniem, gdy ostatecznie nie osiąga wyceny, która zapewniłaby zwrot wszystkim posiadaczom kapitału<sup>4</sup>. Cressy R. biorąc pod lupę start-upy utworzone w Wielkiej Brytanii dochodzi do wniosków, że firmy prowadzone przez właścicieli o wyższych dochodach przed rozpoczęciem działalności gospodarczej rzeczywiście rozwijają się szybciej niż inne start-upy, ale nie mają większych szans na przetrwanie, oraz firmy prowadzone przez dojrzałych właścicieli mają dłuższą żywotność. Dochodzi do wniosku, że cele w zakresie dochodów biznesowych w praktyce stanowią istotną motywację do rozwoju startupów, a kapitał ludzki reprezentowany przez wiek nie odgrywa dodatkowej roli<sup>5</sup>

## 2. Analiza danych

W celu przeprowadzenia analizy została utworzona próba danych, zawierająca informacje o spółkach upadłych oraz o spółkach znajdujących się w kondycji, którą można określić jako stabilna. Próba została zbudowana na podstawie sprawozdań finansowych pochodzących z okresu trwającego od 2010 roku do 2020 roku. Spółki wchodzące w próbę są polskimi spółkami notowanymi na Giełdzie Papierów Wartościowych (GPW) oraz na giełdzie wtórnego obrotu NewConnect. GPW jest publiczną instytucją mającą na celu zapewnienie możliwości obrotu papierami wartościowymi oraz innymi instrumentami finansowymi. Handel instrumentami finansowymi odbywa się w sposób elektroniczny, podczas gdy rynek NewConnect ma status alternatywnego systemu obrotowego prowadzonego przez władze GPW. Głównym celem alternatywnego rynku finansowego jest wsparcie małych i średnich przedsiębiorstw o wysokim potencjale wzrostu.

Sama definicja jednostki upadłej nie jest jednolita. Dlatego przed rozpoczęciem procesu doboru spółek do analizy warto określić jakie spółki można określić jako upadłe, a jakie w stabilnej

---

<sup>3</sup> Kaiser U.(2001), Moving in and out of financial distress: evidence for newly founded services sector firms, ZEW Discussion Paper Nr 01-09, Zentrum Fur Europäische Wirtschaftsforschung, Mannheim.

<sup>4</sup> Serwis Internetowy: [orggov.law.harvard.edu/2023/09/29/startup-failure/](http://orggov.law.harvard.edu/2023/09/29/startup-failure/), dostęp 20.04.2024.

<sup>5</sup> Cressy, R. Pre-entrepreneurial income, cash-flow growth and survival of startup businesses: Model and tests on U.K. data. Small Bus Econ 8, 49–58 (1996). <https://doi.org/10.1007/BF00391975>

kondycji. W pracy przyjęto, że spółka liczona jako upadła posiada status „Upadłość likwidacyjna/ liquidation bankruptcy” w bazie mikro danych, lub w bazie zawarta jest informacja o złożeniu wniosku o upadłość likwidacyjną. Wyłącznie ten rodzaj upadłości jest potrzebny dla przeprowadzenia dalszego eksperymentu. Do zbioru spółek o stabilnej sytuacji można zaliczyć większość spółek nieupadłych. Jednak, w niniejszej pracy, do zbioru „dobrych” spółek zaliczono takie spółki, które wykazały się wyższymi rocznymi wynikami finansowymi, niż było to oczekiwane, bądź spółki charakteryzujące wysokim zyskiem i niskim poziomem zadłużenia od dłuższego czasu. Sama metodologia budowy próby jest następująca: pobierane są dane finansowe upadłych spółek, pewnej branży, za rok poprzedzający rok ogłoszenia upadłości likwidacyjnej. Z 9 różnych sektorów pobrano dane finansowe 40 spółek notowanych na Giełdzie Papierów Wartościowych oraz 10 spółek notowanych na rynku NewConnect. Następnie pobierana jest informacja o nieupadłych spółkach z tego samego roku i z takiego samego sektora.

### **Dobieranie zmiennych objaśniających**

Dobór właściwego zestawu zmiennych objaśniających jest kolejnym z problemów występującym podczas budowy modelu mikroekonometrycznego, bo jest on zazwyczaj arbitralny. W większości badań zbiór zmiennych objaśniających składa się z wskaźników finansowych. Wskaźniki finansowe dobierane są z różnych kategorii: zadłużenie, rentowość, aktywność itd. W tej pracy zostaną wykorzystane współczynniki, które są szeroko wykorzystywane w literaturze naukowej skupiającej się wokół podobnej tematyki oraz współczynniki, które dawały najlepiej dopasowane wyniki prognozowania w innych analizach.

### **Rentowość**

$$ROA = \text{zysk netto} / \text{aktywa ogółem}$$

Wskaźnik rentowości aktywów to stosunek zysku netto do wartości jej aktywów. Informuje o zdolności przedsiębiorstwa do wypracowywania zysków oraz efektywności gospodarowania jej majątkiem. Spółka znajdująca się w dobrej kondycji finansowej cechuje się wysokim wskaźnikiem ROA. Wskaźnik jest istotny dla instytucji finansowych, rozważających udzielenie kredytu oraz instytucji badających możliwości spłaty kredytu.

### **Wskaźnik rotacji zobowiązań**

$$WRZ = \text{Zobowiązania krótkoterminowe} / \text{koszty działalności operacyjnej}$$

Wartość wskaźnika określa długość średniego cyklu regulowania zobowiązań krótkoterminowych. Pozwala również na określenie stopnia wiarygodności podmiotu na rynku finansowym.

### **Wskaźnik ogólnego zadłużenia**

$$OZ = \text{zobowiązanie ogółem} / \text{aktywa ogółem}$$

Wskaźnik pokazuje relację zobowiązań do aktywów przedsiębiorstwa. Z punktu widzenia kredytorów stanowi bardzo cenną informację, mówiącą o tym, w jakim stopniu ich wierzytelności są zabezpieczone majątkiem firmy. Im większa jest wartość tego wskaźnika tym wyższe ryzyko ponosi kredytodawca. Przyjmuje się, że wartości tego wskaźnika powyżej 0,6 wskazują nadmierne ryzyko kredytowe. Z drugiej strony niski poziom wskaźnika świadczy o samodzielności finansowej firmy.

### **Wskaźnik obsługi zadłużenia**

$$WOZ = \text{Zysk z działalności operacyjnej} + \text{amortyzacja} / \text{koszty finansowe}$$

Dany wskaźnik określa skłonność firmy do pokrycia kosztów finansowych z dochodów (Zysk z działalności operacyjnej wraz z amortyzacją). Za pomocą tego wskaźnika, można łatwo podzielić spółki na te znajdujące się w dobrej oraz złej sytuacji finansowej. Przyjmuje się, że optymalna wartość wskaźnika wynosi 1. Jeśli wynik okazał się mniejszy od 1, to wtedy mówimy o spółce, z wysokim poziomem zadłużenia. Jednakże większa wartość wskaźnika wskazuje na spółkę posiadającą nadwyżkę finansową.

### **Wskaźnik wydajności operacyjnej majątku ogółem**

$$WO = \text{przepływy z działalności operacyjnej ogółem} / \text{aktywa ogółem}$$

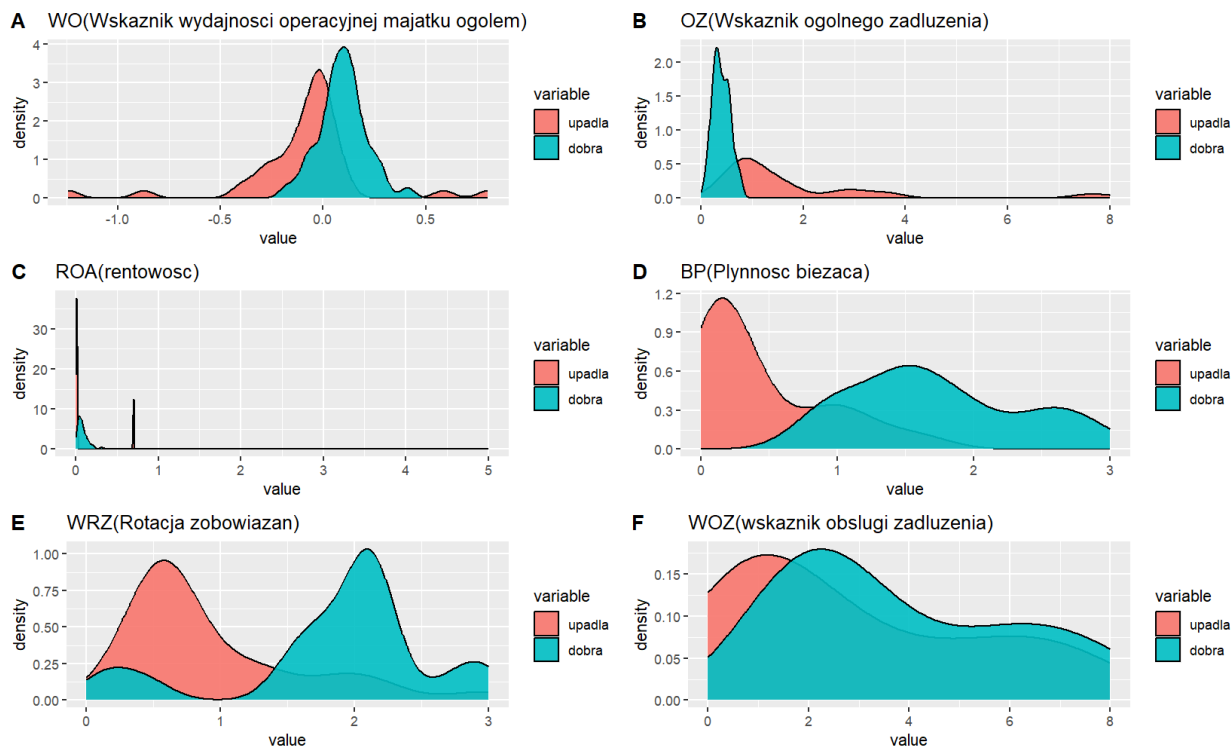
Wskaźnik gotówkowej wydajności majątku informuje o stopniu uzyskanej gotówki z działalności operacyjnej przez aktywa ogółem. Również informuje on o efektywności gotówkowej majątku. Wzrost wartości tego wskaźnika powoduje wzrost wydajności gotówkowej majątku. Optymalną sytuacją jest obserwowalny wzrost tego wskaźnika w czasie.

### **Wskaźnik bieżącej płynności finansowej**

$$BP = \text{Aktywa obrotowe} / \text{zobowiązania krótkoterminowe}$$

Ten wskaźnik pozwala na sprawdzenie możliwości spłaty zobowiązań za pomocą pozbycia się aktywów obrotowych. Im wyższe wartości przyjmuje wskaźnik, tym lepsza jest ocena płynności finansowej firmy. Optymalne wartości tego wskaźnika wahają się w przedziale od 1.2 do 2. Jeżeli wartość wskaźnika wynosi poniżej 1, to wskazuje na możliwość utraty płynności finansowej. W przypadku gdy, wartości wynosi powyżej 2, to można wyciągnąć wniosek o nadpłynności. Optymalny poziom wskaźników płynności zależy również od prowadzonej przez przedsiębiorstwo działalności – dla różnych sektorów w tych wartościach występują znaczące różnice. W niniejszym badaniu, wykorzystano wskaźniki finansowe, obliczone na podstawie danych, podanych przez firmę Equity RT w rocznym raporcie finansowym. Wskaźniki zostały wybrane w sposób pozwalający opisać zjawisko upadłości. Przygotowano wykresy gęstości dla zmiennych użytych w prognozie.

**Rysunek 2.1 Wykresy gęstości.**



Źródło: Opracowanie własne w programie RStudio.

Przy pomocy wykresów można analizować pełną zależność otrzymanych wyników. Wykresy potwierdzają wszystkie wymienione wzory i stwierdzenia.

**Tabela2.1 Macierz korelacji Pearsona**

	Y	ROA	OZ	WO	WOZ	BP	WRZ
Y	1	-0.5288	0.1842	-0.37757	-0.1569	-0.6775	0.0017
ROA	-0.528	1	-0.4635	0.31301	-0.0774	0.4265	-0.0481
OZ	0,18	-0.4635	1	-0.12	-0.0206	-0.1753	0.4897
WO	0.37	0.31	-0.1293	1	0.01552	0.2551	-0.07
WOZ	-0.157	-0.077	-0.0206	0.0155	1	0.15473	0.0413
BP	-0.677	0.4265	-0.1753	0.25514	0.1547	1	-0.075
WRZ	0.0017	-0.0481	0.4897	-0.007	0.0413	-0.0759	1

Źródło: Opracowanie własne.

Na podstawie analizy macierzy korelacji Pearsona możemy zaobserwować wysoki poziom ujemnej korelacji pomiędzy zmiennymi OZ (ogólne zadłużenie) i ROA (rentowość). Z tego względu zmienna ROA zostanie wyłączona z analizy, aby uniknąć potencjalnego ryzyka wystąpienia problemu współliniowości. Można zaobserwować również znaczącą ujemną korelację pomiędzy BP (bieżąca płynność) i Y (zmienna zależna zero-jedynkowa) oraz pomiędzy ROA (rentowość) i Y (zmienna zależna zero-jedynkowa).

### 3. Wybór modelu oraz interpretacja wyników

Analiza wyboru modeli była przeprowadzona na próbie bazowej, która jest podzielona na spółki upadłe oraz nieupadłe w liczbie 41 jednostek dla każdej kategorii. W tej pracy, budowa modeli będzie koncentrować się na modelu regresji logarytmowej, ponieważ według dostępnej ten temat literatury (wymienionej w pierwszym rozdziale pracy) jest on bardziej precyzyjny w modelowaniu upadłości spółek. Wpierw warto oszacować model LMP. W przypadku modeli LMP dużym wyzwaniem jest przygotowanie modelu wolnego od problemu heteroskedastyczności. W oszacowanym, w ramach tej pracy modelu problem, zgodnie z przewidywaniami, pojawia się. Dodatkowo warto dodać, że zmienna objaśniana w modelach LMP może przyjmować wartości spoza przedziału  $[0,1]$ , a z tego względu nie można traktować otrzymanych wyników jako poprawne. Model LMP został oszacowany w celu zbadania kierunków zależności pomiędzy zmiennymi objaśniającymi oraz zmienną objaśnianą. Wyniki otrzymanych oszacowań znajdują się w tabeli 3.1, a modele LMP oznaczone zostały jako (1) oraz (2). Ze względu na wymienione niedogodności związane z modelami LMP, w następnej części pracy szacowane są modele logitowe.

Tabela3.2 Oszacowania modeli.

Typ	(1) LMP	(2) LMP	(3) Logitowy	(4) Logitowy
Wskaźnik rotacji zobowiązań	-0.0015 (0.0044)	-0.0002 (0.003)	-0.42 (0.21)	
Wskaźnik ogólnego zadłużenia	-0.0011 (0.0026)		12.51* (6.37)	10.236** (5.018)
Wskaźnik bieżącej płynności finansowej	-0.1746*** (0.03)	-0.075* (0.0304)	-4.58* (2.13)	-4.001* (1.768)
Wskaźnik wydajności operacyjnej majątku ogółem	-0.3302* (0.163)	-0.1199 (0.17)	-9.24* (4.92)	-7.625* (3.954)
Wskaźnik obsługi zadłużenia	-0.001 (0.0008)			
Rentowność	-0.272** (0.0094)	-0.142** (0.168)		
Zlogarytmizowany wskaźnik ogólnego zadłużenia		0.14* (0.062)		
Zlogarytmizowany wskaźnik obsługi zadłużenia		-0.078** (0.026)		
Stała	0.7217*** (0.067)	0.669*** (1.2e-13)	-0.98 (2.73)	-1.124 (2.584)
Liczba obserwacji	82	68	66	66
R <sup>2</sup>	0.566	0.68		
Pseudo R <sup>2</sup>			0.8051	0.78
AIC			27.829	27.613
BIC			38.774	36.37

Błędy standardowe: \*p<0,1; \*\*p<0,5;\*\*\*p<0,01

Źródło: Opracowanie własne.

Widzimy również, że wartość R<sup>2</sup> jest stosunkowo mała i wynosi 0,566 Jest to zgodne z artykułem Cox i Wermuth (1992), którzy udowodnili, że gdy prawdopodobieństwa nie osiągają wartości ekstremalnych, to wartość R<sup>2</sup> ogranicza się do tych bliskich zeru. Fakt ten nie wyklucza możliwości poprawności modelu.

Za pomocą zlogarytmizowania zmiennych WOZ oraz OZ udało się oszacować model (2) o większym współczynniku R<sup>2</sup> w porównaniu do modelu (1). Kierunek zależności pomiędzy zmienną objaśnianą, a zmiennymi objaśniającymi jest w większości zgodny z intuicją, a zwłaszcza na zmiennych istotnych statystycznie. Na przykład wraz ze wzrostem wskaźnika zadłużenia o jeden procent, zwiększa się możliwość ogłoszenia upadłości o 0,14 jednostek



ceteris paribus. Dodatkowo wraz ze wzrostem wskaźnika wydajności operacyjnej o jeden procent, zmniejsza się możliwość upadłości o 0,12 jednostek ceteris paribus. Wartość wskaźnika VIF wskazuje, że nie występuje problem współliniowości pomiędzy zmiennymi w oszacowanym modelu (2). W celu oszacowania modeli logitowych dokonano podziału losowego firm na „próbę uczącą”, zawierającą 66 obserwowanych jednostek oraz „próbę testową” z 16 obserwowanymi jednostkami. Wyniki oszacowań uzyskanych przy pomocy regresji logistycznej widoczne są w tabeli 3.1 oraz oznaczone są jako modele (3) oraz (4).

W modelu logitowym (3) można zauważyć, że zmienne WRZ jest nieistotna statystycznie, a na poziomie istotności wynoszącym 5% nie mamy podstaw do odrzucenia hipotezy zerowej o nieistotności. Natomiast przyjmując poziom istotności na poziomie 15%, zmienna WRZ jest istotna statystycznie.

Interpretacja ilorazu szans dla zmiennych WRZ, BP i WO jest następująca: Wraz ze zwiększeniem wartości wskaźnika płynności bieżącej zmniejsza się szansa spółki na bankructwo o 99%. Wraz ze zwiększeniem wskaźnika rotacji zobowiązań o jedną wartość iloraz szans spółki na bankructwo zmniejsza się o 34,3%. Wraz ze zwiększeniem wskaźnika wydajności operacyjnej majątku ogółem o jedną jednostkę szansa spółki na bankructwo zmniejsza się prawie o 100%. Następnie możemy zinterpretować obliczone efekty krańcowe dla wszystkich zmiennych: Każda dodatkowa wartość wskaźnika rotacji zobowiązań zmniejsza około 0,014 prawdopodobieństwo tego, że spółka zbankrutuje. Każda dodatkowa wartość wskaźnika płynności bieżącej zmniejsza około 0,19 prawdopodobieństwo tego, że spółka zbankrutuje. Każda dodatkowa wartość wskaźnika wydajności operacyjnej majątku ogółem zmniejsza około 0,4 prawdopodobieństwo tego, że spółka zbankrutuje. Każda dodatkowa wartość wskaźnika ogólnego zadłużenia zwiększa około 0,533 prawdopodobieństwo tego, że spółka zbankrutuje.

W modelu logitowym (4) udało się osiągnąć istotność wszystkich zmiennych na poziomie istotności 5%. Interpretacja ilorazu szans dla zmiennych BP i WO jest następująca: Wraz ze zwiększeniem wartości wskaźnika płynności bieżącej zmniejsza iloraz szans spółki na bankructwo o prawie 100%. Wraz ze zwiększeniem wskaźnika wydajności operacyjnej majątku ogółem o jedną wartość szansa spółki na bankructwo zmniejsza się prawie o 100%. Interpretacja efektów krańcowych dla wszystkich zmiennych prezentuje się następująco: Każda dodatkowa wartość wskaźnika wydajności operacyjnej majątku ogółem zmniejsza około 0,35 prawdopodobieństwo tego, że spółka zbankrutuje.

Każda dodatkowa wartość wskaźnika płynności bieżącej zmniejsza około 0,19 prawdopodobieństwo tego, że spółka zbankrutuje.

Każda dodatkowa wartość wskaźnika ogólnego zadłużenia zwiększa około 0,48 prawdopodobieństwo tego, że spółka zbankrutuje.

Dodatkowo warto zauważyć, że wartość Pseudo  $R^2$  jest dosyć wysoka, co może świadczyć o lepszym dopasowaniu modelu.

W następnej kolejności wykonano testy ilorazu wiarygodności, na których podstawie, można stwierdzić, że na poziomie istotności 5% model rozszerzony (3) jest gorszy od zredukowanego (4).

Dodatkowo, porównując kryteria informacyjne AIC oraz BIC nie można jednoznacznie powiedzieć, który model wypada lepiej. Model (3) posiada niższą wartość kryterium AIC, natomiast dla modelu (4) lepiej wypada wartość BIC.

W tabeli 3.2 oraz 3.3 zaprezentowano wyniki oszacowań w tablicy trafności dla modelu (4) (ze względu na wcześniejsze stwierdzenie, że model zredukowany jest lepszy od modelu rozszerzonego).

**Tabela 3.3** Tablica trafności dla modelu logitowego (3) dla próby uczącej.

Empiryczne/Prognostowane	Y=0	Y=1	Razem
Y=0	32	3	35
Y=1	1	30	31
Razem	33	43	66

Źródło: Opracowanie własne.

Z powyższych wyników wynika, że model logitowy na próbie uczącej prawidłowo sklasyfikował 32 przypadki jako prawdziwe negatywy i 30 przypadków jako prawdziwe pozytywy. Błędnie sklasyfikowano 3 przypadki jako fałszywe pozytywy i 1 przypadek jako fałszywe negatywy. Wskaźnik trafności na próbie uczącej wynosi: 0,9394

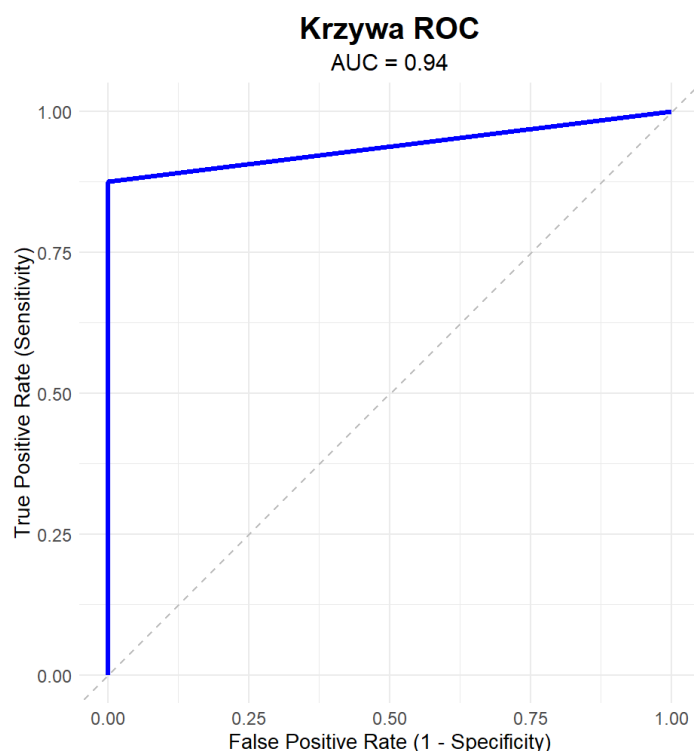
**Tabela 3.4** Tablica trafności dla modelu logitowego (3) dla próby testowej.

Empiryczne/Prognostowane	Y=0	Y=1	Razem
Y=0	8	1	9
Y=1	0	7	7
Razem	8	8	16

Źródło: Opracowanie własne.

Na podstawie wyników w tabeli 3.4 widać, że model logitowy na próbie testowej prawidłowo sklasyfikował 8 przypadków jako prawdziwe negatywy i 7 przypadków jako prawdziwe pozytywy. Błędnie sklasyfikowano 1 przypadek jako fałszywy pozytywny i nie było fałszywych negatywów. Wskaźnik trafności na próbie testowej wynosi: 0,9375

**Rysunek 3.2** Krzywa ROC



Źródło: Opracowanie własne.

Rysunek 3.2 przedstawia krzywą ROC dla modelu logitowego z wartością AUC równą 0.94, co świadczy o wysokiej zdolności modelu do rozróżniania pomiędzy klasami.

Krzywa ROC ilustruje zależność między czułością (sensitivity) a 1-specyficznością (1-specificity) dla różnych progów.

## 4. Zakończenie

W ramach przeprowadzonego badania zbadano możliwości predykcyjne modeli logitowych w oszacowaniu, czy badane przedsiębiorstwo zbankrutuje. Udało się oszacować modele, których właściwości predykcyjne można ocenić jako dobre, jednak należy pamiętać, że badanie zostało przeprowadzone na stosunkowo małej próbie. Zwiększenie próby oraz dokładniejsza analiza, np. z podziałem na sektory firm mogłaby przynieść zdecydowane korzyści w możliwościach wykorzystania modelu. Praktyczne zastosowanie modelu mogłoby skupić się wokół udostępnienia narzędzia dla firm, w szczególności banków, podejmujących decyzje kredytowe lub oceniający potencjalnych kontrahentów. Zanim mogłoby dojść do ewentualnego praktycznego zastosowania narzędzia, z całą pewnością warto byłoby sprawdzić możliwości predykcji z wykorzystaniem drzew decyzyjnych, czy lasów losowych. Dodatkowo, warto byłoby rozszerzyć pakiet zmiennych o takie spoza kategorii finansowych, które dostępne są dla firm notowanych na giełdzie, jednak zdobycie danych finansowych o mniejszych spółkach mogłoby okazać się dla wielu potencjalnych użytkowników narzędzia kłopotliwe.

## 5. Bibliografia

1. Cressy, R. Pre-entrepreneurial income, cash-flow growth and survival of startup businesses: Model and tests on U.K. data. *Small Bus Econ* 8, 49–58 (1996). <https://doi.org/10.1007/BF00391975>
2. Gruszczyński M. (2005), Zalety i słabości modeli bankructwa, [w:] Kuciński K., Mączyńska E. (red) (2005), Zagrożenie upadłością, Materiały i Prace Instytutu Funkcjonowania Gospodarki Narodowej, Szkoła Główna Handlowa.
3. Kaiser U.(2001), Moving in and out of financial distress: evidence for newly founded services sector firms, ZEW Discussion Paper Nr 01-09, Zentrum Fur Europäische Wirtschaftsforschung, Mannheim.
4. Lennox C. (1999), Identifying failing companies: a reevaluation of the logit, probit and DA approaches, *Journal of Economics and Business*, 51, s.347-364.
5. Serwis Internetowy: [orpgov.law.harvard.edu/2023/09/29/startup-failure/](https://orpgov.law.harvard.edu/2023/09/29/startup-failure/), dostęp 20.04.2024.

