

Jędrzej Siciński*

Wybrane systemy wczesnego ostrzegania w predykcji upadłości europejskich linii lotniczych w latach 2009–2017

Wstęp

Lotnictwo to kluczowa gałąź przemysłu, bez udziału której rozwój globalnej gospodarki nie byłby możliwy. Komercyjny transport lotniczy stał się ważnym nośnikiem globalizacji i sprawił, że przemieszczanie osób oraz towarów stało się powszechne. Branża lotnicza zarazem pozostaje obszarem szczególnie wrażliwym na trudno przewidywalne, burzliwe otoczenie ekonomiczne. Wrażliwość ta uwarunkowana jest m.in. brakiem substytutów w stosunku do nafty lotniczej, której ceny podlegają silnym fluktuacjom, silną pozycją związków zawodowych oraz wysokim ryzykiem zróżnicowanych zdarzeń losowych. Czynniki pogodowe, katastrofy naturalne czy incydenty terrorystyczne potrafią zaburzyć potencjał nie tylko poszczególnych przewoźników, ale i całej branży.

Pogorszenie się kondycji finansowej i zagrożenie upadłością w branży lotniczej rodzi wiele kosztownych skutków sięgających znacznie poza granice upadającego przewoźnika. W opracowaniu tym poruszona została kwestia predykcji upadłości linii lotniczych przy wykorzystaniu wybranych systemów wczesnego ostrzegania opartych na danych zawartych w sprawozdaniach finansowych.

Celem artykułu jest analiza i ocena, czy tradycyjne systemy wczesnego ostrzegania, nieuwzględniające mierników zarezerwowanych dla branży lotniczej, są w stanie właściwie klasyfikować wybranych przewoźników pod względem zagrożenia upadłością. W celu realizacji powyższego wybrano czterech upadłych przewoźników oraz – dodatkowo – włączono do analizy przedsiębiorstwo zdrowe, o czołowej pozycji rynkowej w Polsce.

Badaniu podlegali wybrani europejscy przewoźnicy lotniczy, którzy ogłosili upadłość bądź znaleźli się w sytuacji wskazującej na jej wysokie ryzyko w latach 2009–2017. Analiza dotyczyła ostatnich czterech lat poprzedzających upadłość przewoźnika. Badanie oparto o model autorstwa E. Altmana, w modyfikacji ukierunkowanej na przedsiębiorstwa

* Mgr, Katedra Ekonomiki Przedsiębiorstw, Wydział Zarządzania, Uniwersytet Gdański, ul. Armii Krajowej 101, 81-824 Sopot, jedrzej-s@o2.pl

nieprodukcyjne. Pomocniczo w wybranych przypadkach wykorzystana została również formuła autorstwa J. Gajdki i D. Stosa. Dane finansowe niezbędne do przeprowadzenia analizy pozyskano ze sprawozdań dostarczanych przez przewoźników w oficjalnych raportach okresowych lub poprzez wykorzystanie baz danych przygotowanych przez dostawców informacji biznesowych¹.

Opracowanie to z założenia nie miało być pracą ukierunkowaną na szacowanie precyzyjnej zdolności klasyfikacyjnej poszczególnych modeli wczesnego ostrzegania przed upadłością. Świadczy o tym zawężony okres analizy i niewielka próba badawcza. Celem była jedynie próba zweryfikowania przypuszczenia jakoby skuteczność tradycyjnych systemów wczesnego ostrzegania w odniesieniu do przewoźników lotniczych mogła być ograniczona. Przypuszczenie to bywa bowiem artykułowane jako przesłanka do tworzenia modeli opartych o branżowe, lotnicze wskaźniki operacyjne zastępujące klasyczne mierniki analizy finansowej, które mogą zwiększyć zdolności predykcyjne ze względu na ukierunkowanie na branżę [Gudmundsson, 2002, s. 6–8]. Warunkowane jest to tym, iż biznes ten oferuje analitykom szereg dodatkowych mierników niefinansowych.

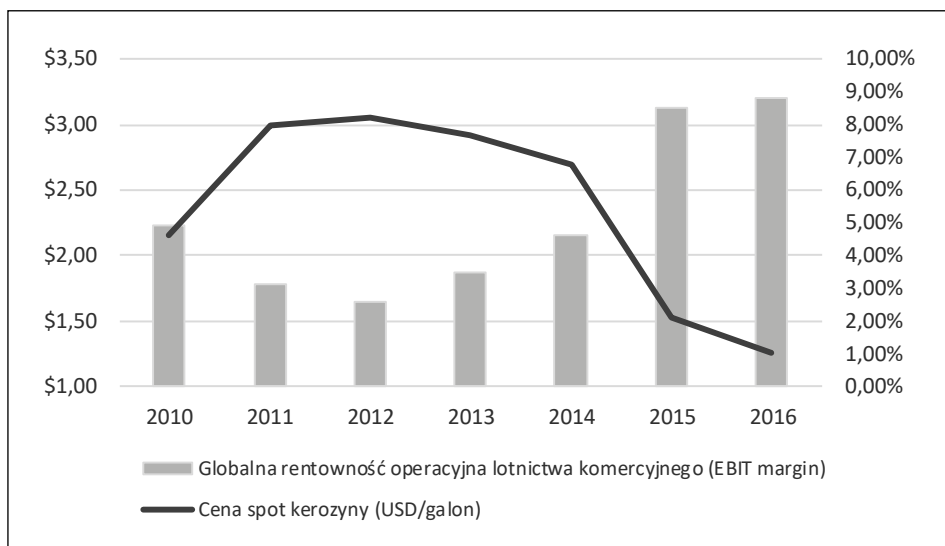
Zagraniczni autorzy w innych opracowaniach podejmowali w przeszłości zbliżone działania dla warunków amerykańskich czy też rynku indyjskiego, opierając się na niewielkiej liczbie prób obejmujących kilka wybranych upadłości lotniczych [szerzej w m.in. Stepanyan, 2014, s. 16–23].

1. Podstawowe uwarunkowania działalności linii lotniczych

Branża komercyjnych przelotów lotniczych charakteryzuje się specyficznym zestawem uwarunkowań, które decydują o możliwości przetrwania przewoźnika w turbulentnym otoczeniu. Ważnym czynnikiem kształtującym kondycję finansową tych przedsiębiorstw są rynkowe ceny ropy naftowej. Mimo iż linie lotnicze mają w zwyczaju stosować narzędnia, których celem jest ograniczenie ryzyka z tym związanego (np. transakcje hedgingowe) to zmienność cen kerozyny, czyli popularnego paliwa używanego do zasilania jednostek odrzutowych (*Jet Fuel-Kerosene*) odciska piętno na globalnej rentowności branży. Relację tą przedstawia rysunek 1.

¹ Część danych finansowych pozyskano z płatnych baz i raportów finansowych dostawcy: [<http://www.infoveriti.pl>].

Rysunek 1. Globalna rentowność lotnictwa komercyjnego (EBIT Margin) a cena spot nafty lotniczej (kerozyny) w dolarach amerykańskich za galon w latach 2010–2016



Źródło: Opracowanie własne na podstawie [<https://www.eia.gov>; <http://www.iata.org>].

Bieżąca działalność operacyjna przewoźników związana jest ponadto ściśle z przestrzeganiem wymogów bezpieczeństwa oraz koniecznością poszanowania zasad ochrony środowiska naturalnego [Ruciński, Madej, 2016, s. 33]. Szczególny wpływ na branżę generowany jest przez dwie składowe otoczenia dalszego (makrootoczenia), a dokładniej: obszar polityczno-prawny oraz technologiczny. Pierwszy z nich wymaga od przewoźników lotniczych pozostawania w ciągłej gotowości na konieczne zmiany w warunkach świadczenia swoich usług. Jednymi z nich są rządowe interwencje związane z niwelowaniem efektów zewnętrznych w postaci nakładania restrykcji na operacje nocne [<https://www.lotnisko-chopina.pl>, dostęp: 25.10.2017] lub zmiany w rygorze polityki bezpieczeństwa. Jednym z przykładów zwiększania restrykcji przewozowych są postępująco ograniczenia dążące do całkowitego zakazu przewozu komputerów przenośnych, również w lukach bagażowych [<https://www.bloomberg.com>, dostęp: 25.10.2017]. Kwestia ta staje się poważnym wyzwaniem dla przewoźników i barierą w pozyskiwaniu klienta biznesowego.

Obszar technologiczny jako składowa makrootoczenia to kolejny element determinujący działalność komercyjnych linii lotniczych. System sprzedaży biletów uległ praktycznie całkowitej migracji z kas lotniskowych do sieci internetowej. Identyczna prawidłowość dotyczy również szerokiego spektrum usług i procesów mających miejsce przed zrealizowaniem

przelotu, poczynając od wyboru miejsc do wykonania odprawy internetowej – coraz częściej pozostaje to w gestii klienta. Uznać można to z jednej strony za element odchudzania organizacji i oszczędność zasobów, a z drugiej – dostrzec w tym należy konieczność ciągłego doskonalenia rozwiązań technologicznych w zakresie obsługi pasażera. Przewoźnicy, u których szeroko rozumiany rozwój technologiczny (szczególnie w zakresie mobilnej obsługi pasażera) odbiega od tych oferowanych przez konkurencję, liczyć się muszą z możliwością utraty udziału w rynku.

Cechą szczególną branży komercyjnych linii lotniczych jest bardzo silne natężenie konkurencji i obecność wojen cenowych. Zjawisko to zostało spotęgowane przez szereg liberalizacji w zakresie barier wejścia do branży oraz wypracowaniem zasad koncepcji LCC (*Low Cost Carriers*) [Olipra, 2011, s. 371–373]. Celem tej koncepcji jest ograniczenie bezpłatnych usług dodatkowych i sprzedaż biletów, których istota opiera się jedynie na samej usłudze przelotu [Gillen, Lall, 2004]. Wszystkie inne świadczenia dostępne są za opłatą, na żądanie pasażera. Konstrukcja takiego modelu biznesowego doprowadziła do podziału przewoźników na „tanich”² oraz tradycyjnych. Nie jest jednak możliwe hermetyczne odseparowanie tych dwóch grup z wyłączeniem wzajemnego wpływu. Przeciwnie, zauważalna jest pewna dyfuzja biznesowa – przewoźnicy tradycyjni często modyfikują swoje oferty, czerpiąc z założeń koncepcji LCC, tak by zachować zdolność do konkurencji na rynku. Nasilenie działań konkurencyjnych, które związane są z rozwojem LCC, skutkuje częstszymi upadłościami w branży i poszukiwaniem rozwiązań, których celem jest konsolidacja przewoźników [Pijet-Migoń, 2012, s. 41–43] lub powoływanie spółek zależnych, których model biznesowy nawiązuje do LCC (np. Air France-Joon). Jedną z większych konsolidacji w branży, jaka miała miejsce na terenie Europy, było powstanie holdingu Air France-KLM.

2. Wybrane systemy wczesnego ostrzegania w predykcji upadłości przedsiębiorstw

Wczesna predykcja zagrożenia upadłością jest tym bardziej pożądana, im więcej kosztochłonnych skutków przynieść może upadek danego przedsiębiorstwa. Branża komercyjnych przewozów lotniczych należy do tych, gdzie skutki potencjalnej upadłości obejmować będą wiele obszarów. Przewoźnicy, oferując swoje usługi, pozwalają na nabycie biletów ze znacznym wyprzedzeniem, sięgającym nawet 1 roku. Każda wykonana

² „Tanimi” przewoźnikami lotniczymi żargonowo nazywa się linie działające w myśl koncepcji LCC. Nie ma to bezpośredniego nawiązania do oferowanej ceny biletów, bo kwestia porównywania stawek za inny rodzaj produktu w stosunku do oferty przewoźników tradycyjnych pozostaje subiektywna.

rezerwacja detaliczna na przelot, by być wiążącą, wymaga natychmiastowego opłacenia w całości, co równoznaczne jest z tym, iż dla znakomitej większości transakcji sprzedaży przewozów pasażerskich okres inkasa należności dla przewoźnika wyniesie 0. Fakt ten jest korzystny z finansowego punktu widzenia, szczególnie w obrębie kształtowania struktury majątku obrotowego przedsiębiorstwa. Z drugiej strony w przypadku potencjalnej upadłości znacząco rozszerza to grupę wierzycieli, a ewentualne nagłe zaprzestanie operacji lotniczych dodatkowo generuje problem przetransportowania osób i towarów do docelowego miejsca przeznaczenia. Skrajnym, lecz regularnie występującym przypadkiem powyższego jest problem powrotów pasażerów do krajów zamieszkania, jeśli ich podróż pokrywała się z zaprzestaniem operacji lotniczych przewoźnika. Szereg kosztów z tym związanych często finalnie obciąża budżety krajowe. W związku z tym wczesne wykrywanie zagrożenia upadłością staje się wyjątkowo uzasadnione w branży przelotów komercyjnych.

Praktyka budowy systemów wczesnego ostrzegania sugeruje rozwiązania oparte na [Pociecha i inni, 2014, s. 8]:

- analizie dyskryminacyjnej,
- modelach logitowych z dychotomiczną zmienną zależną,
- sieciach neuronowych,
- drzewach klasyfikacji.

Każda z metod doczekała się wielu publikacji i praktycznych prób zastosowania we wczesnym ostrzeganiu przed upadłością. W świetle różnych badań autorzy formułują mocne i słabe strony poszczególnych modeli [szerzej w: Ptak-Chmielewska, 2013]. Budowa modeli w oparciu o analizę dyskryminacyjną mimo wymogu spełniania szeregu warunków statystycznych w celu zapewniania należytej trafności klasyfikacji wydaje się być optymalnym kompromisem pomiędzy metodami wymagającymi większego nakładu (sieci neuronowe) a metodami relatywnie mniej złożonymi (modele logitowe) [Ptak-Chmielewska, 2013 s. 44–46]. Systemy wczesnego ostrzegania oparte o tę metodykę to funkcje wykorzystujące mierniki finansowe bazujące na sprawozdaniach finansowych, pochodzące najczęściej z następujących obszarów analizy finansowej:

- rentowności i zyskowności³,
- płynności finansowej,
- sprawności działania,
- zadłużenia.

³ W wielu publikacjach dostrzec można równorzędne traktowanie pojęć „zyskowność” oraz „rentowność”. Rentowność jednak odnosić należy do zasobów (kapitał i majątek), a zyskowność do strumieni, a więc np. przychodów.

Miernikami szczególnie ważnymi w predykcji upadłości są wskaźniki reprezentujące płynność finansową. Ważny wkład w konstrukcję systemów wczesnego ostrzegania mają również mierniki zyskowności oraz rentowności, bowiem zwyczajowo pogarszają się one w pierwszej fazie kryzysu w organizacji. Badania na próbie 2739 spółek upadłych w Polsce w latach 2007–2013 przeprowadzone przez P. Antonowicza wykazały postępującą tendencję pogarszania się miar płynności finansowej z każdym kolejnym rokiem przybliżającym spółkę do upadłości [Antonowicz, 2015, s. 190–193].

Modele oparte na analizie dyskryminacyjnej poprzez wartości wynikowe i oszacowane poziomy graniczne pozwalają klasyfikować obiekty do wcześniej znanych grup [Wojnar, 2015, s. 202]. W przypadku predykcji upadłości te grupy to spółki zagrożone i niezagrożone upadłością.

Historycznie rzecz biorąc, przełomem w ilościowym podejściu do modelowania upadłości okazały się prace E. Altmana [Mączyńska, Zawadzki, 2006, s. 4]. W 1968 r. opracował on pierwszą formułę na podstawie analizy dyskryminacyjnej, w której wyselekcjonował pięć mierników finansowych pozwalających klasyfikować przedsiębiorstwa do odpowiedniej grupy z dużą skutecznością [Altman, 1968].

Globalny rozwój ilościowego podejścia do predykcji upadłości zapoczątkowany przez prekursorskie badania E. Altmana stał się czynnikiem sprawczym intensyfikacji prac nad polskimi systemami wczesnego ostrzegania. Ważny wkład w rozwój polskiej szkoły modelowania upadłości należy przypisać pracom prowadzonym w Instytucie Ekonomicznym PAN pod kierunkiem E. Mączyńskiej. Inne znane modele opracowane przez polskich badaczy to m.in. model J. Gajdki i D. Stosa, A. Hołdy, B. Prusaka, D. Appenzeller i K. Szarzec. W badaniach prowadzonych w oparciu o polskie systemy wczesnego ostrzegania najwyższą skuteczność wśród modeli krajowych uzyskały te opracowane w PAN oraz formuła J. Gajdki i D. Stosa [Kisielińska, Waszkowski, 2010, s. 29]. Nawiązując jednak do istoty badań mających na celu ocenić zdolność klasyfikacyjną modeli na danych testowych, należy podkreślić, iż skuteczność pojedynczych formuł ściśle uwarunkowana jest od tego jakie spółki wchodziły w skład badanej próby. Dzieje się tak, ponieważ część systemów wczesnego ostrzegania charakteryzuje się adaptacją do branż i rozróżnieniem kwestii notowania przedsiębiorstwa na giełdzie, co różnicuje ich skuteczność.

3. Wykorzystanie systemów wczesnego ostrzegania w predykcji upadłości wybranych linii lotniczych

Cel postawiony przed artykułem zrealizowany został w oparciu o badanie pięciu europejskich przewoźników. Do grupy przedsiębiorstw upadłych zaliczone zostały⁴:

- Air Berlin,
- Monarch Airlines,
- Polskie Linie Lotnicze LOT,
- Centralwings.

Analizę rozszerzono dodatkowo o przedsiębiorstwo „zdrowe”, za które uznano przewoźnika Ryanair. Wybór ten uwarunkowany był dobrymi wynikami finansowymi i zdolnością do wzrostu w rozpatrywanym okresie⁵.

Procedura badawcza oparta została o model Z'' Altmana oraz formułę autorstwa J. Gajdki i D. Stosa. Pierwszy z wyżej wymienionych systemów zastosowany został w wersji zmodyfikowanej, zogniskowanej na przedsiębiorstwa nieprodukcyjne. Argumentem przemawiającym za tym wyborem jest fakt stosowania tej modyfikacji przez Amerykańskie Biuro Statystyk Transportowych [Gritta i inni, 2006, s. 5]. Modyfikacja ta w stosunku do modelu pierwotnego wykorzystuje cztery mierniki finansowe i zastępuje rynkową wartość przedsiębiorstwa księgową wartością kapitału własnego. Model ten ma następującą postać [Altman, 2013, s. 22]:

$$Z'' = 6,56x_1 + 3,26x_2 + 6,72x_3 + 1,05x_4 \quad (1)$$

gdzie:

x_1 – kapitał obrotowy netto / aktywa razem

x_2 – zyski zatrzymane / aktywa razem

x_3 – EBIT / aktywa razem

x_4 – wartość księgowa / zobowiązania razem

Wyniki funkcji Z'' przekraczające 2,6 pozwalają klasyfikować przedsiębiorstwo jako „zdrowe”. Wartości poniżej 1,1 to z kolei silne zagrożenie upadłością.

⁴ Linie Air Berlin złożyły wniosek o upadłość 15 sierpnia 2017 r. Monarch Airlines ogłosiły upadłość i zaprzestały operacji lotniczych 2 października 2017 r. Przewoźnik Centralwings ogłosił upadłość 9 czerwca 2009 r. i zaprzestał operacji lotniczych. Na potrzeby opracowania jako spółkę upadłą na koniec roku 2012 przyjęto Polskie Linie Lotnicze LOT. Według Najwyższej Izby Kontroli Polskie Linie Lotnicze na przełomie jesieni i zimy 2012 r. były przedsiębiorstwem niezdolnym do samodzielnego przetrwania. Przekazana pomoc publiczna zapobiegła finalnej upadłości przewoźnika i umożliwiła dalsze wykonywanie operacji lotniczych [www.nik.gov.pl, dostęp: 24.10.2017].

⁵ Ryanair przy stanie na rok 2017 jest piątą największą linią lotniczą świata pod względem liczby przewiezionych pasażerów [https://centreforaviation.com, dostęp: 25.10.2017]. W latach 2004–2016 przewoźnik nie odnotował straty netto w ujęciu rocznym [https://investor.ryanair.com, dostęp: 25.10.2017].

Model J. Gajdki i D. Stosa wykorzystany został jako dodatkowy do analizy wybranych przewoźników upadłych, których dane z raportów finansowych pozwoliły na jego implementację⁶. Zamierzeniem było skonfrontowanie wyników, ale również dlatego, że jedno z przedsiębiorstw upadłych to przewoźnik krajowy. Model ten według badań cechuje się wysoką skutecznością klasyfikacji [Godlewska, 2010, s. 705].

Formuła ta ma następującą postać:

$$Z = -0,3342 - 0,0005x_1 + 2,0552x_2 + 1,726x_3 + 0,11555x_4 \quad (2)$$

gdzie:

x_1 – średnioroczne zobowiązania krótkoterminowe / koszt wytworzenia produkcji sprzedanej \times 360

x_2 – zysk netto / średnioroczne aktywa razem

x_3 – zysk brutto / przychody netto ze sprzedaży

x_4 – aktywa ogółem / zobowiązania ogółem

Wartości wynikowe modelu (2) $Z < 0$ wskazują na zagrożenie przedsiębiorstwa upadłością. Wskaźniki analizy finansowej wykorzystane w modelach obliczone zostały z uwzględnieniem prawidłowej metodyki uśredniania, zalecanej przez P. Antonowicza [Antonowicz, 2015, s. 187]. W tablicy 1 zestawiano wyniki generowane przez modele wczesnego ostrzegania dla Monarch Airlines.

Tablica 1. Wartość wskaźnika Z'' Altmana oraz Z-score J. Gajdki i D. Stosa dla Monarch Airlines

Lata	Z'' Altmana	Z J. Gajdki i D. Stosa
2013	-0,82	-0,23
2014	-11,88	-2,01
2015	-5,49	-0,03
2016	-14,23	-3,12

Źródło: Opracowanie własne.

Obydwa zastosowane modele właściwie klasyfikowały Monarch Airlines już na cztery lata przed upadłością jaka miała miejsce w 2017 r. Oprócz niewielkiej poprawy wskaźnika w roku 2015 r. obydwie formuły sugerowały pogłębiający się kryzys przewoźnika, przyjmując najniższe wartości w roku 2016. Kolejnymi objętymi analizą są linie lotnicze Air Berlin, które złożyły wniosek o upadłość w 2017 r. Wartości wynikowe funkcji Z'' dla tej spółki przedstawia tablica 2.

⁶ Wybrana formuła J. Gajdki i D. Stosa w niektórych publikacjach funkcjonuje również jako rewizja druga, bowiem autorzy w ramach prowadzonych badań opublikowali dwa modele.

Tablica 2. Wartość wskaźnika Z'' Altmana dla Air Berlin

Lata	Z'' Altmana
2013	-3,83
2014	-5,15
2015	-7,67
2016	-12,52

Źródło: Opracowanie własne.

Model Z'' klasyfikował przewoźnika jako przedsiębiorstwo zagrożone już na 4 lata przed jego upadłością. Kierunek zmian miernika właściwie obrazuje zbliżającą się upadłość i pogłębiający się kryzys. Na jeden rok przed upadłością miernik przyjął wartość na poziomie -12,52. Taką samą procedurą objęto Centralwings w latach 2006–2009 (tab. 3).

Tablica 3. Wartość wskaźnika Z'' Altmana dla Centralwings

Lata	Z'' Altmana
2006	-35,78
2007	-30,54
2008	-110,78
2009	-440,89

Źródło: Opracowanie własne.

Model Z'' Altmana w przypadku Centralwings informował o zagrożeniu upadłością na cztery lata przed jej wystąpieniem. Wskaźnik charakteryzował się dynamicznym spadkiem z roku na rok, właściwie obrazując pogarszającą się sytuację przewoźnika. Kolejny przewoźnik objęty analizą to Polskie Linie Lotnicze LOT. Wyniki analizy za lata 2010–2015 przedstawia tablica 4.

Tablica 4. Wartość wskaźnika Z'' Altmana oraz Z-score J. Gajdki i D. Stosa dla Polskich Linii Lotniczych LOT

Lata	Z'' Altmana	Z J. Gajdki i D. Stosa
2010	+0,08	-0,33
2011	-1,14	-0,42
2012	-2,57	-0,76
2013 (pomoc publiczna)	-1,11	-0,27
2014	-0,27	-0,59
2015	-0,47	-0,68

Źródło: Opracowanie własne.

W przypadku polskich narodowych linii lotniczych obydwie wykorzystane modele informują o zagrożeniu upadłością począwszy od 2010 r. Należy podkreślić, że oba wskaźniki sugerują pogłębiający się kryzys aż do roku 2012, czyli do momentu, gdy przewoźnik znalazł się na skraju upadłości. Przekazana pomoc publiczna pozwoliła na nieznaczne poprawienie mierników, lecz spółka do roku 2015 klasyfikowana pozostaje jako zagrożona upadłością. Wniosek ten jest zbieżny z wnioskami z raportu przygotowanego przez Najwyższą Izbę Kontroli, której zdaniem zagrożenie upadłością LOT-u nie zostało w całości zażegnane [<https://www.nik.gov.pl>, dostęp: 26.10.2017]. W ostatnim kroku jako przedsiębiorstwo niezagrożone wybrano przewoźnika mającego największy udział w polskim rynku przelotów lotniczych – spółkę Ryanair. Wartości wynikowe funkcji Z'' Altmana dla Ryanair przedstawione zostały w tablicy 5.

Tablica 5. Wartości wskaźnika Z'' Altmana dla Ryanair

Lata	Z'' Ryanair
2013	+3,38
2014	+2,91
2015	+3,20
2016	+3,10

Źródło: Opracowanie własne.

Ryanair, jako przewoźnik „zdrowy”, o dobrej kondycji finansowej, sklasyfikowany był trafnie jako niezagrożony. Wartości wskaźnika na poziomie przekraczającym 2,9 przez cały badany okres, z niewielkimi odchyleniami, pozwalają ocenić sytuację finansową jako stabilną, z niewielkim ryzykiem upadłości.

Konkludując, wybrane systemy wczesnego ostrzegania właściwie sklasyfikowały przewoźników upadłych. Zarówno Z'' Altmana, jak i model J. Gajdki i D. Stosa informowały o zagrożeniu upadłością z wyprzedzeniem na poziomie czterech lat. Ponadto obydwie formuły wykazywały w większości właściwy kierunek zmian miernika, przyjmując coraz niższe wartości na skutek zbliżania się do daty upadłości. Ten stan rzeczy pozwala twierdzić, iż w przypadku wybranych europejskich przewoźników modele te okazały się skutecznym systemem wczesnego ostrzegania.

4. Potencjalne kierunki adaptacji systemów wczesnego ostrzegania dla branży lotniczej

Najpopularniejszym kierunkiem adaptacji systemów wczesnego ostrzegania do branży lotniczej są próby dołączania mierników niefinansowych reprezentujących potencjał operacyjny przewoźnika. Wybrane wskaźniki,

najczęściej pojawiające w innych opracowaniach ze względu na przydatność we wczesnym ostrzeganiu, to m.in.:

- współczynnik wypełnienia samolotu oraz jego dynamika (*Load factor*),
- ASK (*Avalaible seat kilometers*) – iloczyn łącznie wykonanego dystansu tras w kilometrach oraz dostępnych miejsc pasażerskich; w modelach niefinansowych wykorzystuje się również jego analogi reprezentujące sam dystans przebyty,
- przeciętny wiek posiadanej floty samolotów,
- liczba pilotów przypadająca na jeden samolot.

Modele, które zostały opracowane z myślą o gałęzi lotniczej, opierają się w całości na wskaźnikach niefinansowych lub są ich kombinacją wraz z tradycyjnymi miernikami finansowymi. Wyniki prowadzonych badań w tym kierunku pozwoliły sformułować m.in.:

- Model Gudmundssona – logitowa funkcja w całości oparta o mierniki niefinansowe,
- regresję logistyczną Pilarski P-Score – funkcje oparte o mierniki finansowe dopasowane charakterem do potrzeb lotnictwa;
- Air-Score autorstwa R. Gritty, G. Chowa oraz E. Luenga – model dyskryminacyjny, o mieszanym charakterze, gdzie wykorzystano kombinację mierników finansowych i niefinansowych.

Skuteczność tych modeli i ich ewentualna wyższość nad uniwersalnymi systemami wczesnego ostrzegania w odniesieniu do lotnictwa komercyjnego nie jest jednoznacznie zweryfikowana. Badania prowadzone przez S. Gudmundssona wykazały, że modele niefinansowe były skuteczniejsze pod kątem wcześniejszego ostrzegania – trafność klasyfikacji na 2–3 lata przed upadłością była nieznacznie wyższa niż w systemach tradycyjnych [Gudmundsson, 2010, s. 135]. Model opracowany przez S. Gudmundssona zawiera jedną, szczególnie interesującą z perspektywy branży zmienną. To zmienna dychotomiczna, reprezentująca możliwy wpływ rządu na sytuację finansową przewoźnika (0 – brak wpływu, 1 – obecny wpływ rządu). W praktyce rozsądne wydaje się być założenie, iż wszystkie narodowe linie lotnicze powinny być klasyfikowane w jej ujęciu jako „1”, czyli z potencjalnie silnym wpływem organów państwa. Taki stan rzecz tłumaczony jest przypadkami, w których państwo stosuje szereg narzędzi mających ochronić przewoźnika przed skrajną niewypłacalnością i upadkiem⁷. Interwen-

⁷ Przykładem takiego działania oprócz pomocy publicznej kierowanej w kilku transzach do Polskich Linii Lotniczych Lot są czynności podejmowane przez rząd włoski w stosunku do narodowej linii lotniczej Alitalia, której przyznano pożyczki rządowe przekraczające 600 milionów euro w roku 2017 [https://www.bloomberg.com, dostęp: 25.10.2017].

cja taka umożliwia długoterminowe przetrwanie przedsiębiorstwa mimo alarmujących sygnałów płynących z systemów wczesnego ostrzegania.

Ważny wkład w obszar systemów wczesnego ostrzegania w lotnictwie komercyjnym wniosła ponadto praca analizująca rynek lotniczy w latach 1980–2005 autorstwa R. Gritty, B. Adrangi, S. Davalosa oraz D. Brighta. W opracowaniu tym przedstawione wnioski ukazują wysoką skuteczność modelu Altmana, w jego pierwotnej formie. System ten okazał się skuteczny we wczesnym ostrzeganiu wybranych linii lotniczych zagrożonych upadłością, a także prawidłowo klasyfikował przewoźników o stabilnej sytuacji finansowej. Model ten zachował skuteczność nawet kilka lat przed upadłością [Gritta i inni, 2006]. Ponadto wykorzystanie modelu Altmana w rewizji dla przedsiębiorstw nieprodukcyjnych pozwoliło na uzyskanie zadowalających wyników we wczesnym ostrzeganiu w analizie upadłych indyjskich przewoźników [Vasantha, Dhanraj, 2013].

Sformułowanie wniosków końcowych dotyczących tej części opracowania wymaga krótkiego omówienia przyczyn ponadczasowości modelu Z-Altmana. Popularność tej formuły determinowana jest nie tylko wysoką skutecznością klasyfikacji, ale również dlatego, że jest to narzędzie przystępne dla wielu odbiorców. Mierniki finansowe wykorzystane we wszystkich rewizjach tej formuły są ogólnodostępne, a podstawowa interpretacja wyników nie stanowi bariery dla większości odbiorców. Połączenie tego faktu wraz z brakiem jednoznacznych dowodów zdecydowanie potwierdzających wyższość modeli niefinansowych nad formułami tradycyjnymi w lotnictwie sprawia, że klasyczne, uniwersalne systemy wczesnego ostrzegania używane są często w praktyce branży lotniczej [Gritta i inni, 2006]. Potwierdza to między innymi fakt wykorzystywania formuły Z''-Altmana przez Amerykańskie Biuro Statystyk Transportowych.

Istotną wadą modeli niefinansowych oraz mieszanych jest trudność w ich praktycznym zastosowaniu dla większości odbiorców. Duża część zmiennych leży poza zasięgiem osób niemających wglądu do wysoce sprofilowanych danych lotniczych. Zadowalająca skuteczność tradycyjnych systemów wczesnego ostrzegania (w szczególności formuły Z''-Altmana) wraz z szerokim dostępem do danych finansowych przewoźników w opinii autora wydaje się kierunkować adaptację na pozostanie w klasycznych, finansowych modelach upadłości.

Kierunek rozwoju w tym obszarze mógłby polegać na kontynuowaniu analiz sprawozdań okresowych przewoźników lotniczych w celu wyłonienia innych, finansowych determinant upadłości o istotnej mocy dyskryminacyjnej lub/i ewentualnych modyfikacji ocen wag w otrzymanej funkcji w stosunku do wag obecnych w uniwersalnych modelach upadłości.

Zakończenie

W świetle uzyskanych wyników stwierdzić można, iż wybrane modele okazały się skuteczne w predykcji upadłości wybranych przewoźników. Modele właściwie klasyfikowały wybrane przedsiębiorstwa, a same mierniki zachowywały właściwy kierunek zmian w relacji do postępujących lat i zbliżającej się upadłości.

Wyniki badań nie wskazują na obecność istotnych ograniczeń modeli wczesnego ostrzegania opartych na danych finansowych dla lotniczych upadłości europejskich po 2009 r. Przeciwnie – wręcz rokują na przydatność tych narzędzi w branży lotniczej. Wnioski dla rynku europejskiego są zbieżne z wynikami prezentowanymi w innych, przytoczonych wcześniej opracowaniach, które opierały się na próbach z rynku amerykańskiego czy też indyjskiego.

Model Z' Altmana oraz model J. Gajdki i D. Stosa uznać można za przydatne uzupełnienie badania kondycji finansowej przewoźników lotniczych, a sygnały ostrzegawcze generowane przez te narzędzia nie powinny być ignorowane przez interesariuszy branży lotniczej. Przesłanki zagrożenia, sugerowane przez te modele w użytku praktycznym, powinny inicjować pogłębione monitorowanie kondycji finansowej danego przewoźnika lotniczego.

Literatura

- Altman E. (1968), *Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*, „Journal of Finance”, Vol. 23, No. 4.
- Altman E. (2013) *Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-Score and ZETA® models*, w: Ch. Brooks (ed.), *Handbook of Research Methods and Applications in Empirical Finance*, Northampton.
- Antonowicz P. (2015), *Bankructwa i upadłości przedsiębiorstw*, Wydawnictwo UG, Gdańsk.
- Clark PJ., Lee A., Miller B., *Is air transportation financially sustainable?*, http://www.nextor.org/Conferences/200404_Economic_and_Social_Value/JP_Clarke.pdf, dostęp: 24.10.2017.
- Gillen D., Lall A. (2004), *Competitive advantage of low-cost carriers: some implications for airports*, „Journal of Air Transport Management”, Vol. 10, No. 1.
- Godlewska S. (2010), *Skuteczność polskich modeli dyskryminacyjnych w ocenie zagrożenia upadłością spółek giełdowych*, „Annales Universitatis Mariae Curie-Skłodowska. Oeconomia”, nr 44.
- Gritta R., Adrangi B., Davalos S., *A Review of the History of Air Carrier Bankruptcy Forecasting and the Application of Various Models to the U.S. Airline Industry: 1980–2005*, <http://www.helsinki.fi/iehc2006/papers2/Gritta.pdf>, dostęp: 20.10.2017.
- Gudmundsson S. (2002), *Airlines distress prediction using non-financial indicators*, „Journal of Air Transportation”, Vol. 7, No. 2.

- Gudmundsson S. (2010), *Airline performance prediction*, w: E. Voorde (ed.), *Critical Issues in Air Transport Economics and Business*, Routledge, Abingdon.
- <https://investor.ryanair.com>, dostęp: 25.10.2017.
- <https://www.bloomberg.com>, dostęp: 25.10.2017.
- <https://www.eia.gov/>, dostęp: 20.10.2017.
- <http://www.iata.org/>, dostęp: 20.10.2017.
- <https://www.lotnisko-chopina.pl>, dostęp: 25.10.2017.
- <https://www.nik.gov.pl>, dostęp: 24.10.2017.
- Kisielińska J., Waszkowski A. (2010), *Polskie modele do prognozowania bankructwa i ich weryfikacja*, SGGW, „EIOGZ”, nr 10.
- Mączyńska E., Zawadzki M. (2006), *Dyskryminacyjne modele predykcji bankructwa przedsiębiorstw*, „*Ekonomista*”, nr 2.
- Olipra Ł. (2011), *Tanie linie lotnicze – nowa „jakość” w przewozach lotniczych w Unii Europejskiej*, „*Ekonomia*”, nr 4.
- Pijet-Migoń E. (2012), *Zmiany rynku pasażerskich przewozów lotniczych w Polsce po akcesji do Unii Europejskiej*, Rozprawy Naukowe IGiRR Uniwersytetu Wrocławskiego, Wrocław.
- Pociecha J. (2013), *Wskaźniki finansowe a klasyfikacyjne modele predykcji upadłości firm*, w: K. Jajuga, M. Walesiak (red.), *Taksonomia 20, Klasyfikacja i analiza danych – teoria i zastosowania*, Wydawnictwo UE we Wrocławiu, Wrocław.
- Pociecha J., Pawełek B., Baryła M., Augustyn S. (2014), *Statystyczne metody prognozowania bankructwa w zmieniającej się koniunkturze gospodarczej*, Wydawnictwo UE w Krakowie, Kraków.
- Ptak-Chmielewska A. (2013), *Wykorzystanie modeli statystycznych w ocenie ryzyka upadłości przedsiębiorstw*, w: P. Dec (red.), *Niepewność funkcjonowania przedsiębiorstw: Bankructwa, restrukturyzacja, likwidacja*, OW, Warszawa.
- Ruciński A., Madej K. (2016), *Polski rynek transportu lotniczego w perspektywie do 2030 r.*, „*Studia Oeconomica Posnaniensia*”, Vol. 4, No. 7.
- Stepanyan A. (2014), *Altman's Z-Score in the Airline Business. Case Study of Major U.S. airlines*, „*International Journal of Advances in Management and Economics*”, Vol. 3, No. 1.
- Vasantha S., Dhanraj V. (2013), *Prediction of business bankruptcy for selected indian airline companies using Altman's model*, „*International Journal of Research in Business Management*”, Vol. 1, No. 4.
- Wojnar J. (2015), *Analiza porównawcza modelowania logitowego i funkcji dyskryminacyjnej w ocenie ryzyka upadłości spółek giełdowych*, „*Metody Ilościowe w Badaniach Ekonomicznych*”, t. 16, z. 4, SGGW, Warszawa.

Streszczenie

W artykule przeanalizowano wybrane modele wczesnego ostrzegania przed bankructwem w celu porównania ich pod kątem efektywności. Wykorzystane modele uzyskały satysfakcjonujące wyniki predykcyjne w praktycznym zastosowaniu. Formuły autorstwa E.I. Altmana oraz J. Gajdki i D. Stosa poprawnie klasyfikowały wybrane, zagrożone upadłością, linie lotnicze. Systemy te ponadto

informowały o zagrożeniu finansowym już 3 lata przed właściwą datą upadłości danego podmiotu.

Słowa kluczowe

bankructwa, linie lotnicze, finanse

Financial distress prediction for selected European airlines using financial models during the period 2009–2017 (Summary)

In the paper the effectiveness of financial distress prediction models were compared. Studies have shown that the chosen models quality classification was highly satisfactory. Altman's Z'' and J. Gajdka & D. Stos formula correctly recognized all of chosen, bankrupted airlines. Both applied systems generated early-warning signals 3 years before final bankruptcy for each company.

Keywords

bankruptcies, airlines, financial distress prediction models, finance

