

Patrycja Chodnicka-Jaworska

Metodologia oceny «credit ratingów»

Studia i Prace Wydziału Nauk Ekonomicznych i Zarządzania 47/3, 11-23

2017

Artykuł został opracowany do udostępnienia w internecie przez Muzeum Historii Polski w ramach prac podejmowanych na rzecz zapewnienia otwartego, powszechnego i trwałego dostępu do polskiego dorobku naukowego i kulturalnego. Artykuł jest umieszczony w kolekcji cyfrowej bazhum.muzhp.pl, gromadzącej zawartość polskich czasopism humanistycznych i społecznych.

Tekst jest udostępniony do wykorzystania w ramach dozwolonego użytku.



Patrycja Chodnicka-Jaworska*

Uniwersytet Warszawski, Wydział Zarządzania

METODOLOGIA OCENY *CREDIT RATINGÓW*

Streszczenie

W artykule podjęto kwestię metod oceny ryzyka upadłości emitentów papierów wartościowych stosowane przy analizie kondycji podmiotu przez agencje ratingowe. Celem artykułu stało się dokonanie przeglądu aktualnie używanych metod weryfikacji ryzyka upadłości oraz wskazanie alternatywnych sposobów jego oceny. W związku z tym dokonano przeglądu stosowanych aktualnie metod analizy. Ponadto opracowano metody oceny not ratingowych stosowane przez Moody oraz S&P. Spośród analizowanych metod wskazano metody panelowe jako te najbardziej zaawansowane w procesie analizy.

Słowa kluczowe: credit rating, scoring, ryzyko upadłości

Wprowadzenie

Kluczowym zadaniem agencji ratingowych jest ocena ryzyka upadłości emitenta oraz redukcja asymetrii informacji pomiędzy emitentem i inwestorem. Istnieją różne poglądy na temat metod estymacji *credit ratingów*. Ogólnie można podzielić je na dwie grupy. Pierwsza z nich to podejście fundamentalne. Zgodnie z nim gromadzone są dane księgowe oraz odpowiednie wskaźniki finansowe. Opracowywane

* Adres e-mail: pchodnicka@wz.uw.edu.pl.

są również dane jakościowe. Jest ono traktowane jako jedno z najpopularniejszych. Czasami jako uzupełnienie końcowej oceny wykorzystywana jest tzw. zasada kciuka. Polega ona na analizie danych historycznych. Badanie przy wykorzystaniu modeli statystycznych usprawnia ocenę ryzyka analizowanych podmiotów. Ponadto obniżany jest koszt analizy danych. Problematyczne przy analizie danych statystycznych jest występowanie ogonów rozkładów. Poprawna estymacja ryzyka wymaga zebrania i analizy dużej grupy danych o długim szeregu czasowym.

W zaistniałej sytuacji omówiono najbardziej znane metody estymacji *credit ratingów*. Ponadto scharakteryzowano główne metody oceny ryzyka upadłości stosowane przez agencje ratingowe w praktyce. Celem artykułu stało się dokonanie przeglądu aktualnie używanych metod weryfikacji ryzyka upadłości oraz wskazanie alternatywnych sposobów jęgo oceny. W badaniu posłużono się przeglądem aktualnie używanych metod.

1. Przegląd stosowanych metod estymacji *credit ratingów* przez Moody oraz Standard & Poor's Investor Service

1.1. Moody's Investor Service

Jedną z największych agencji ratingowych jest Moody's Investor Service. Publikuje tzw. ratingi *stand-alone* polegające na analizie ryzyka bez możliwości wsparcia finansowego oraz *all-in*, przedstawiające taką możliwość (Packer, Tarashev, 2011, s. 42). Ocena ryzyka polega na realizacji następujących etapów:

- ocena prawdopodobieństwa upadłości emitenta;
- analiza współczynnika straty z tytułu upadłości (ang. *Loss Given Failure* – LGF);
- ocena potencjalnego wsparcia ze strony rządu lub inwestora (Moody, 2016).

Do oceny wykorzystywane są dane historyczne i na ich podstawie analizowane trendy przy użyciu danych fundamentalnych. Do weryfikacji ryzyka stosowane są scoringi kredytowe. Badanie prowadzone jest na poziomie profilu makroekonomicznego emitenta, wskaźników finansowych dotyczących branży oraz samego emitenta. Do analizy stosowane są również dane jakościowe. Dla każdego rodzaju branży lub podmiotów ustalany jest indywidualny katalog zmiennych.

Przykładową listę determinant mających wpływ na rating banku zaprezentowano w tabeli 1.

Tabela 1. Makroprofil banku

Wskaźnik	Subwskaźnik	Waga	Nazwa wskaźnika
Siła gospodarcza	Dynamika wzrostu	50%	Przeciętna realna stopa wzrostu PKB
			Zmienność PKB
			WEF Global Competitiveness Index
	Wielkość gospodarki	25%	PKB w USD
	Dochód narodowy	25%	GDP per capita (PPP, w USD)
Dodatkowe wskaźniki	1–6 pkt	Dywersyfikacja	
		Boom kredytowy	
Siła instytucjonalna	Wskaźniki intuicyjne oraz efektywności	75%	Worldwide Government Effectiveness Index
			Worldwide Rule of Law Index
			Worldwide Control of Corruption Index
	Wiarygodność i efektywność polityki	25%	Poziom inflacji
Dodatkowe wskaźniki	1–6 pkt	Zmienność inflacji	
		Upadłość	
Podatność na ryzyko zdarzeń	Ryzyko polityczne	funkcja max	Ryzyko krajowe
			Ryzyko geopolityczne
	Ryzyko płynności rządu	funkcja max	Dane fundamentalne
			Test ryzyka
	Ryzyko sektora bankowego	funkcja max	Siła sektora bankowego
			Wielkość sektora bankowego
			Luka finansowania
	Luka zewnętrznego ryzyka	funkcja max	(CAB + FDI)/GDP
Wskaźnik luki zewnętrznej			
NII/GDP			

Źródło: Moody (2016a, 2016b).

Do oceny wykorzystywane są macierze ryzyka między siłą gospodarczą a siłą instytucjonalną oraz elastyczności gospodarki i podatności na ryzyko zdarzeń. Do weryfikacji ryzyka tworzonych jest 15 klas ryzyka od bardzo wysokiej poprzez wysokie, średnie, niskie i bardzo niskie. Ta sama procedura jest powtarzana przy skali od 1 do 15 dla relacji pomiędzy zmianą w strukturze wartości kredytów udzielonych sektorowi prywatnemu do PKB oraz bezwzględną wartością tej miary, co ma na celu przeprowadzenie badania kondycji sektora. Ostatnia macierz ryzyka

dotyczy oceny relacji pomiędzy poziomem oceny ryzyka banku a ryzykiem kraju. Badaniu poddawane są np. warunki rynkowe, tj. sposób finansowania banku oraz struktura aktywów banku centralnego czy też poziom koncentracji sektora. Następnie badane są wskaźniki dotyczące samego banku, które można sklasyfikować zgodnie z metodologią CAMEL.

Tabela 2. Relacja pomiędzy profilem makro a wskaźnikami finansowymi

		Wskaźniki finansowe															
		VS+	VS	VS-	S+	S	S-	M+	M	M-	W+	W	W-	VW+	VW	VW-	
Profil makro	VS+	aaa	aaa	aa1	aa1	aa2	aa3	a1	a3	baa1	baa2	ba1	ba3	b2	caa1	caa3	
	VS	aaa	aa1	aa1	aa2	aa3	a1	a2	a3	baa1	baa3	ba1	ba3	b2	caa1	caa3	
	VS-	aa1	aa1	aa2	aa2	aa3	a1	a2	baa1	baa2	baa3	ba2	b1	b2	caa1	caa3	
	S+	aa1	aa2	aa2	aa3	a1	a2	a3	baa1	baa2	baa3	ba1	ba2	b1	b3	caa1	caa3
	S	aa2	aa2	aa3	a1	a2	a3	baa1	baa2	baa3	ba1	ba3	b1	b3	caa1	caa3	
	S-	aa3	aa3	a1	a2	a3	a3	baa2	baa3	ba1	ba2	ba3	b2	b3	caa2	caa3	
	M+	a1	a1	a2	a3	a3	baa1	baa2	baa3	ba2	ba3	b1	b2	b3	caa2	caa3	
	M	a2	a2	a3	baa1	baa1	baa2	baa3	ba1	ba2	ba3	b1	b3	caa1	caa2	caa3	
	M-	a3	a3	baa1	baa2	baa3	baa3	ba1	ba2	ba3	b1	b2	b3	caa1	caa2	caa3	
	W+	baa1	baa2	baa2	baa3	ba1	ba2	ba2	ba3	b1	b2	b3	b3	caa1	caa2	caa3	
	W	baa2	baa3	ba1	ba1	ba2	ba3	ba3	b1	b2	b3	b3	caa1	caa2	caa2	caa3	
	W-	baa3	ba1	ba2	ba3	ba3	b1	b2	b2	b3	b3	caa1	caa1	caa2	caa2	caa3	
	VW+	ba1	ba3	ba3	b1	b2	b2	b3	b3	caa1	caa1	caa2	caa2	caa2	caa3	caa3	
	VW	ba3	b1	b2	b3	b3	caa1	caa1	caa1	caa2	caa2	caa2	caa2	caa3	caa3	caa3	
	VW-	b1	b3	caa1	caa1	caa2	caa2	caa2	caa3	caa3	caa3	caa3	caa3	caa3	caa3	caa3	

Źródło: Moody (2016).

Analiza przy użyciu modeli skoringowych ma wiele wad i zalet. Do pierwszej grupy należą: wolna reakcja na zmiany uwarunkowań wynikających ze zmian cyklu koniunkturalnego, trudności wynikające ze zmiany kryteriów, ustanowienie odpowiednich przedziałów do oceny ryzyka, potrzeba dużej liczby obserwacji. Wśród zalet można wyróżnić: łatwość oceny, homogeniczność kryteriów oceny, możliwość zwiększenia przekazania uprawnień do oceny ratingu, możliwość elastycznej polityki oceny ratingu przez kierownictwo, zwiększenie wydajności pracy.

1.2. Standard & Poor's Financial Service

Przeprowadzone dotychczas badania (Chodnicka-Jaworska, 2015, 2016, 2017) sugerują, iż rynek finansowy jest bardziej wrażliwy na zmianę not ratingowych S&P

niż innych agencji. Najsilniejsza reakcja obserwowana jest na 30 dni przed zmianą noty (Chodnicka-Jaworska, 2016, 2017). Ocena prowadzona przez S&P opiera się na analizie następujących etapów ryzyka:

- ryzyka biznesowego, tj. ryzyka gospodarczego, ryzyka sektora, zarządzania i strategii, pozycji rynkowej, dywersyfikacji;
- całkowitego ryzyka finansowego: analizy finansowej i księgowej, zyskowności, elastyczności finansowej, kapitalizacji;
- zarządzania ryzykiem: rynkowej stopy ryzyka, ryzyka kredytowego, ryzyka płynności i finansowania.

Badaniu poddawana jest jak uprzednio kondycja finansowa kraju. Lista wskaźników podana jest w tabeli 3.

Tabela 3. Makroekonomiczny profil S&P

Faktor	Subfaktor	Dodatkowe wskaźniki
Ryzyko ekonomiczne		
Odporność gospodarcza	Struktura gospodarki i stabilność Elastyczność polityki makroekonomicznej Ryzyko polityczne	PKB per capita
Nierówności ekonomiczne	<i>faza ekspansyjna</i> Wzrost akcji kredytowej w sektorze prywatnym Ceny akcji Saldo obrotów bieżących i zewnętrzne zadłużenie lub <i>faza korygowania</i> Spodziewany wpływ na sektor bankowy	Nietypowa zmiana akcji kredytowej w sektorze prywatnym lub cen aktywów Ceny nieruchomości komercyjnych
Ryzyko kredytowe w gospodarce	Zdolność obsługi długu sektora i dźwignia finansowa Standardy kredytowania i gwarantowania płatności Kultura i praworządność Zadłużenie zagraniczne i jego ryzyko	Zmiana kursów walutowych i zmienności cen Specyficzne determinanty ryzyka krajowego
Ramy instytucjonalne	Regulacje sektora i nadzór	
Dynamika konkurencji	Apetyt na ryzyko Stabilność sektora Zakłócenia rynku	
System finansowania	Podstawowe depozyty klientów Finansowanie zewnętrzne Rynki kapitałowe długu krajowego Rola rządu	Aktywa pożyczkowe przeterminowane

Źródło: S&P (2013).

W przypadku Moody wykorzystywana jest skala numeryczna. Do każdego poziomu ryzyka przypisana jest liczba punktów, co zostało przedstawione w tabeli 4.

Tabela 4. Scoring używany przez S&P do analizy ryzyka kraju oraz sektora.

Relatywny poziom ryzyka	Poziom ryzyka	Liczba punktów
Bardzo niskie	1	1
Niskie	2	2
Średnie	3	3
Wysokie	4	5
Bardzo wysokie	5	7
Ekstremalnie wysokie	6	10

Źródło: S&P (2013).

Każdy wskaźnik otrzymuje od 1 do 10 punktów. Punkty są następnie sumowane i przyznawana jest skala ryzyka dla kraju i sektora, co zaprezentowano w tabeli 5.

Tabela 5. Ryzyko kraju i sektora – ocena skoringowa

Łączna liczba punktów	Poziom ryzyka kraju i sektora
3–4	1
5–6	2
7–8	3
9–10	4
11–12	5
13–14	6
15–17	7
18–20	8
21–23	9
24–30	10

Źródło: S&P (2013).

W efekcie tworzona jest macierz ryzyka zaprezentowana w tabeli 6. Następnie analogicznie badaniu poddawane są wskaźniki finansowe dotyczące ocenianego podmiotu.

Tabela 6. Matryca ryzyka makroekonomicznego i sektora

		Ryzyko sektora									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Ryzyko makroekonomiczne	1	1	1	2	3	3	4				
	2	1	2	2	3	4	4	5			
	3	2	2	3	3	4	5	5	6		
	4	3	3	3	4	4	5	6	7	7	
	5	3	4	4	4	5	5	6	7	8	9
	6	4	4	5	5	5	6	7	7	8	9
	7		5	5	6	6	7	7	8	8	9
	8			6	7	7	7	8	8	9	10
	9				7	8	8	8	9	9	10
	10					9	9	9	10	10	10

Źródło: S&P (2013).

2. Alternatywne metody oceny ryzyka

Za prekursora metod oceny ryzyka upadłości uważa się Altmana (1968). Jako pierwszy wykorzystał wielowskaźnikowe modele, a konkretnie liniową analizę dyskryminacyjną, opierając się na danych wskaźnikowych firm, które zbankrutowały, wobec tych, które nie miały problemów. Załóżmy, że istnieje m wskaźników finansowych lub zmiennych różnicujących, tj. X_1, X_2, \dots, X_m , które zostaną wykorzystane w modelu. Metoda Altmana polega na różnicowaniu wpływu zmiennych w sposób liniowy. Polega następnie na oszacowaniu funkcji dyskryminacyjnej:

$$Z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_m X_m$$

Przy założeniu, że:

X_{ikj} – wartość i – tego wskaźnika dla firmy j w grupie k ;

N_k – liczba firm w grupie k ;

Z_{kj} – wartość funkcji dyskryminacyjnej dla firm j w grupie k ,

Zatem $Z_{kj} = \beta_0 + \beta_1 X_{1kj} + \beta_2 X_{2kj} + \dots + \beta_m X_{mkj}$. Występują dwie grupy firm: te, które upadły, i te, które przetrwały. Wykorzystywane są dwa typy wariancji, a mianowicie wariancja wewnątrz grupy oraz wariancja między grupami definiowane jak poniżej:

$$S_w = \sum_{k=1}^2 \sum_{j=1}^{N_k} (Z_{kj} - \bar{Z}_k)^2, \bar{Z}_k = \frac{1}{N_k} \sum_{j=1}^{N_k} Z_{kj}$$

$$S_B = \sum_{k=1}^2 N_k (\bar{Z}_k - \bar{\bar{Z}})^2, \bar{\bar{Z}} = \frac{1}{N_1 + N_2} \sum_{k=1}^2 \sum_{j=1}^{N_k} Z_{kj}$$

gdzie \bar{Z}_k oznacza średnią dla próbkę wyników dotyczących grupy k dla próby N_k i $\bar{\bar{Z}}$ jest średnią dla całej próbki, gdzie cała próba wynosi $N = N_1 + N_2$. Altman do estymacji współczynników wykorzystał statystykę F , która maksymalizuje stosunek wariancji pomiędzy grupami do wariancji w grupie. Ponieważ stosunek wspomnianej sumy kwadratów jest niezależny od β_0 , ten parametr nie może być określony przez maksymalizację. W konstrukcji Z -score, β_0 wynosi praktycznie 0, a nie tyle, co przeciętna wartość. Wartości parametrów można określić tylko poprzez wektor skalarny. Wybór ten nie wpływa na wynik, ale może sprawić, że uzyskane wyniki będą lepiej zrozumiałe. Altman (1968) określił wektor skalarny w taki sposób, że bezpieczniejszy dłużnik będzie miał lepszy wynik.

Kolejną metodą wykorzystywaną do estymacji *credit ratingów* jest krzywa koncentracji (ang. *Cumulative Accuracy Profile* – CAP). Otrzymana jest przy wykorzystaniu Z -score od najniższej do najwyższej wartości, gdzie wartości niższe oznaczają większe prawdopodobieństwo niewykonania zobowiązania. Następnie dla danej frakcji x ogólnej liczby firm krzywa CAP wskazuje część niewypłacalnych firm, których Z -score jest mniejszy lub równy maksymalnej wartości Z -score, dla której frakcja x będzie się zmieniać w zakresie od 0% do 100%. Skuteczność modelu można mierzyć za pomocą analizy CAP faktycznych ratingów oraz wyników modelu. Spośród najpopularniejszych metod wyróżnia się również krzywą ROC (ang. *Receiver Operating Characteristic*), którą otrzymuje się, biorąc pod uwagę część właściwych klasyfikacji vs. błędne klasyfikacje dla wszystkich możliwych wartości odcięcia (przy uwzględnieniu błędów stopnia I, czyli podmiot upadł, a ocena wskazuje, iż nie powinien, oraz stopnia II, czyli podmiot nie upadł, a zgodnie z oceną powinien). Poziom błędów zależy od przyjętej wartości odcięcia C . Zmieniając tę wartość, można obniżyć błąd stopnia I, ale jednocześnie może wzrosnąć błąd stop-

nia II. Taką sytuację ogranicza ROC. W przypadku trafienia, czyli $HR(C)$, które w sposób naturalny zależy od wartości odcięcia C , wynosi:

$$HR(C) = \frac{H(C)}{N_B}$$

gdzie $H(C)$ to liczba firm, które upadły, a których wynik był mniejszy lub równy C . Natomiast N_B to liczba wszystkich firm, które upadły. Następną sytuacją to „fałszywy alarm” ($FAR(C)$) prowadzący do błędu II stopnia, zdefiniowany jako:

$$FAR(C) = \frac{F(C)}{N_{NB}}$$

N_{NB} to całkowita liczba firm w próbie, które w rzeczywistości należą do grupy firm, które nie upadły, a $F(C)$ to liczba firm, które są nieprawidłowo sklasyfikowane jako upadłe. Jeżeli C wzrośnie, wówczas pole $HR(C)$ również wzrośnie, ale zwiększy się również liczba fałszywych alarmów $FAR(C)$. Można policzyć $HR(C)$ i $FAR(C)$ poprzez zmianę C z najniższej na najwyższą wartość. Krzywa ROC jest wykresem dzielącym pole $HR(C)$ w porównaniu z $FAR(C)$.

Metoda Altmana została zmodyfikowana przez Ohlsona (1980) na podstawie regresji logitowej. Przy założeniu, że $P(X_i, \beta)$ reprezentuje prawdopodobieństwo upadłości firm w następnym roku, gdzie $X_i^T = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}]$, określa się specyficzne uwarunkowania firm. Stosunek firm, które upadły, do tych, które przetrwały, wynosi $\frac{P(X_i, \beta)}{1 - P(X_i, \beta)}$. W regresji logitowej logarytm ilorazu szans zakłada się, iż ma charakter liniowy wskaźników firmy, tj.

$$\log\left(\frac{P(X_i, \beta)}{1 - P(X_i, \beta)}\right) = \beta^T X_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik}$$

Podczas gdy prawdopodobieństwo upadłości obliczone jest jako funkcja logitowa złożonych cech poszczególnych i -tych firm, tj. $\beta^T X_i$,

$$P(X_i, \beta) = \frac{1}{1 + e^{-\beta^T X_i}}$$

Jedną z cech funkcji logitowych jest to, że przyjmuje ona wartości od 0 do 1, dzięki czemu nadaje się do reprezentowania prawdopodobieństwa. Może być ona

rozciągnięta lub spłaszczona względem osi poziomej za pomocą liniowego przekształcenia z , tj. $y = f(z) = \frac{1}{1+e^{-(\alpha+bz)}}$.

Nieznane parametry mogą być estymowane przy użyciu metody największej wiarygodności, polegającej na wyborze parametrów, tak aby wartości były maksymalizowane:

$$\max_{\beta} L(\beta) = \sum_{i \in D} \log(P(X_i, \beta)) + \sum_{i \in S} \log(1 - (P(X_i, \beta)))$$

gdzie D to indeks firm które upadły, a S to firmy które przetrwały.

Kolejną bardziej zaawansowaną wersją modeli Ohlsona są logitowe modele panelowe. Modele te wykorzystują również wpływ różnych wskaźników przy uwzględnieniu zmian w czasie t . Przy założeniu, że firma przetrwa w przedziale czasu od do T , prawdopodobieństwo przetrwania firmy w danym okresie wynosi $L_i = \prod_{s=t_0}^T [1 - P(X_{is}, \beta)]$. Jednocześnie prawdopodobieństwo upadłości w okresie $t+1$ powinno być zakładać przetrwanie do czasu t i to, że upadnie w czasie $t+1$, co daje $L_i = \prod_{s=t_0}^{t-1} [1 - P(X_{js}, \beta)] P(X_{jt}, \beta)$. Wówczas funkcja prawdopodobieństwa dla całej próby wynosi $L = \prod_{i=1}^N L_i$, gdzie N to łączna liczba firm w próbie. Maksymalizacja L jest postrzegana jako wielokresowa regresja logitowa, która wyraźnie uwzględnia obserwacje danych w przedziale czasu.

Kolejną grupą modeli są sztuczne sieci neuronowe (ang. *Artificial Neural Network* – *ANN*), polegające na przetwarzaniu danych na zasadzie powiązań i drzew obliczeniowych. Zwykle każda z nich składa się z kilku warstw obliczeniowych, których elementy określane są jako węzły. Każdy z nich odbiera sygnały wejściowe z zewnętrznych wejść lub innych węzłów i przetwarza na sygnał wyjściowy z węzła. Przenoszenie sygnału działa tak, że neuron pobudzony rejestrowany jest jako 1, a częściowo pobudzony między 0 a 1. Sygnał wyjścia traktowany jest jednocześnie jako sygnał wejścia do innego neuronu lub wynik końcowy. Jednocześnie brane jest pod uwagę to, jak węzły są ze sobą powiązane. Jednym z najpopularniejszych modeli jest MPL (ang. *Multi-layer Perception*). W modelu tym węzły i warstwy są ułożone celem ruchów do przodu. Wejściowa warstwa stanowi pierwszą lub ostatnią. Warstwa wyjściowa traktowana jest jako prawdopodobieństwo upadłości, ponieważ neuron przyjmuje wartość 1. Pomiedzy warstwą wejściową a wyjściową może istnieć kilka warstw ukrytych. Warstwa wejściowa składa się z k różnych informacji, które reprezentują zmienne niezależne lub cechy charakterystyczne firmy. W ukrytej

warstwie informacje wejściowe lub te aktywne są powiązane liniowo w następujący sposób: $\alpha_0 + \alpha_1 X_1 + \dots + \alpha_k X_k$. Współczynnik α_0 traktowany jest jako parametr nachylenia. Kombinacja liniowa tłumaczona jest wówczas jako funkcja przenoszenia obrazu aktywacji z pojedynczego węzła do ukrytej warstwy i ma charakter logitowy. W efekcie wartość aktywacji H przyjmuje postać: $H_1 = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha_0 + \alpha_1 X_1 + \dots + \alpha_k X_k)}}$. W węźle wyjściowym kombinacja liniowa wejścia, $B_0 + B_1 H_1$ jest stosowana po raz pierwszy, a następnie poprzez zastosowanie funkcji logitowej liczona jest jej wartość. Zatem wartość aktywacji w węźle wyjściowym Y wynosi: $Y = \frac{1}{1 + e^{-(B_0 + B_1 H_1)}}$. Wartość wyjściowa, Y jest ograniczona między 0 a 1, ponieważ wynika to z funkcji logitowej. Istnieją dwa sposoby interpretacji. Jednym z nich jest trzymanie się wartości wyjściowej Y i interpretuje się to jako prawdopodobieństwo upadłości dłużnika. Drugi sposób to przekształcenie Y w sposób binarny na wartości 0 lub 1, tj.

$$y = \begin{cases} 1, & \text{gdy } Y \geq 0,5 \\ 0, & \text{gdy } Y < 0,5 \end{cases}$$

co oznacza, że jeśli y przyjmie wartość 1, to firma upadnie, a jeżeli 0, pozostanie na rynku. Trzecia warstwa wykorzystuje następujące parametry: $\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_k$ oraz B_0, B_1 . Aby odpowiednio określić ich wartości, trzeba „pociągnąć sieć”, co oznacza wykorzystanie poprawnego kryterium do określenia wartości nieznanego parametru na podstawie próby treningowej. Do określenia błędów pomiaru wykorzystuje się średnie błędy kwadratowe (MSE).

Kolejną metodą używaną do określenia prawdopodobieństwa upadłości jest metoda wektorów nośnych (ang. *Support Vector Machine* – SVM). Jest ona elastyczna przy efektach nieliniowych zmiennych użytych do badania. Opracowana została przez Cortes i Vapnika (1995). Podstawową różnicą pomiędzy SVM a ANN jest użycie ryzyka strukturalnego zgodnie z zasadą minimalizacji, która maksymalizuje dystans pomiędzy najbliższą obserwacją a danymi klasami na danych treningowych, tak aby margines błędu był najmniejszy wewnątrz próby i największy dla obserwacji spoza próby. ANN wykorzystuje natomiast empiryczną zasadę ograniczania ryzyka, której celem jest minimalizacja błędu na danych treningowych bez tworzenia marginesu błędu.

Do badań wykorzystywane są przede wszystkim modele probitowe (Bellotti i in., 2011a, 2011b; Bissoondoyal-Bheenick, Treepongkaruna, 2011), model panelowe (Ötoker-Robe, Podpiera, 2010; Chodnicka-Jaworska, 2016), SVM (Ogut i in., 2012,

Bellotti i in., 2011a, 2011b), uporządkowane modele logitowe (Bellotti i in., 2011a, 2011b; Ogut i in., 2012; Hassan, Barrell, 2013), ANN (Ogut i in., 2012).

Podsumowanie

Przeprowadzona analiza dowiodła, że agencje ratingowe stosują modele scoringowe. Sam sposób doboru danych jest zróżnicowany. Poszczególne agencje używają różnego katalogu zmiennych. Klasy scoringowe mają również niejednorodne przedziały. Stosowane przez nie metody uważa się za niewystarczająco elastyczne względem zmian uwarunkowań makroekonomicznych oraz zmian cyklu koniunkturalnego. W zaistniałej sytuacji proponowane są również inne modele oceny. Najpopularniejsze w badaniach są modele panelowe. One to bowiem pozwalają na analizę ryzyka podmiotu przy uwzględnieniu zmian warunków ekonomicznych. Dzięki analizie przestrzenno-czasowej umożliwiają weryfikację specyfiki funkcjonowania podmiotów i poziomu ryzyka, jakim podlegają. Wśród innych modeli wyróżnia się ANN i SVM. Analiza metod aktualnie wykorzystywanych świadczy co prawda o niskich kosztach ich użytkowania, łatwości oceny, homogeniczności kryteriów, z drugiej strony przyczynia się również do trudności wynikających z ich zmiany kryteriów, ustanowienia odpowiednich przedziałów do oceny ryzyka czy potrzeby dużej liczby obserwacji.

Literatura

- Bellotti, T., Matousek, R., Stewart, C. (2011a). A note comparing support vector machines and ordered choice models' predictions of international banks' rating. *Decision Support Systems*, 51 (3), 682–687.
- Bellotti, T., Matousek, R., Stewart, C. (2011b). Are rating agencies' assignments opaque? Evidence from international banks. *Expert Systems with Applications*, 38 (4), 4206–4214.
- Bissoondoyal-Bheenick, E., Treepongkaruna, S. (2011). An analysis of the determinants of bank ratings: comparison across ratings agencies. *Australian Journal of Management*, 36 (3), 405–424.
- Altman, E.I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 23, 589–609.
- Cortes, C, Vapnik, V. (1995). Support-Vector Network. *Machine Learning*, 20, 273–297.
- Chodnicka-Jaworska, P. (2015). Credit Rating Determinants for European Countries. *Global Journal of Management and Business*, 15 (9-C).

- Chodnicka-Jaworska, P. (2016). Wpływ zmian credit ratingów na rynek CDS w krajach europejskich – event study (*Studia Ekonomiczne. Zeszyty Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego w Katowicach*, 301, 7–24).
- Chodnicka-Jaworska, P. (2017). Information value of the credit rating on the credit default swaps market (w druku).
- Chodnicka-Jaworska, P. (2016). Banks credit ratings – is the size of the credit rating agency important? Working paper.
- Hassan, O.A.G, Barrell, R. (2013). Accounting for the determinants of banks' credit ratings. *Brunel University of London Economics and Finance Working Paper Series*, 13-02.
- Moody's Investors Service. (2016). Rating Methodology. Banks.
- Moody's Investors Service. (2015). Rating Methodology. Sovereign Bond Ratings.
- Moody's Investors Service. (2013). Rating Methodology. Sovereign Bond Ratings.
- Ohlson, J.A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18, 109–131.
- Öğüt, H., Doğanay, M.M., Ceylan, N.B., Aktaş, R. (2012). Prediction of bank financial strength ratings: The case of Turkey. *Economic Modelling*, 29, 632–640.
- Ötker-Robe, I., Podpiera, J. (2010). The Fundamental Determinants of Credit Default Risk for European Large Complex Financial Institutions. *IMF Working Paper*, WP/10/153.
- Packer, F., Tarashev, N. (2011). Rating methodologies for banks. *BIS Quarterly Review*, June.
- Standard & Poor's Rating Services (2011). Banking Industry Country Risk Assessment Methodology and Assumptions.

CREDIT RATING ASSESSMENT METHODOLOGY

Abstract

In the paper has been presented the issue of the default risk assessment methods of the securities' issuers used in the analysis of the entity condition by the credit rating agencies. The aim of the article was to review the current methods used to verify the bankruptcy risk and identify alternative ways to evaluate it. Therefore, a literature review on the currently used methods of analysis, has been made. Moreover, a credit rating assessment methods used by Moody's and S&P have been presented. On this basis, it was obtained conclusion that there are many methods of risk analysis, however, the best results provide panel data methods.

Keywords: credit rating, scoring, default risk

Translated by Patrycja Chodnicka-Jaworska

JEL codes: C23, G24, G32.