

DOI: 10.18559/SOEP.2015.9.1

Jacek Krawiec

Uniwersytet Ekonomiczny w Poznaniu, Wydział Gospodarki Międzynarodowej,
Katedra Finansów Międzynarodowych
jacek.krawiec@ue.poznan.pl

METODY PROGNOZOWANIA KRYZYSÓW ZADŁUŻENIA: PRZEGLĄD LITERATURY

Streszczenie: Częstość i siła oddziaływania kryzysów zadłużenia stwarza potrzebę opracowania modelu, za pomocą którego możliwe będzie prognozowanie tego rodzaju zdarzeń. W literaturze przedmiotu wypracowano dwa rodzaje modeli. Są to modele parametryczne i nieparametryczne. Ich wspólna nazwa to systemy wczesnego ostrzegania. Mimo względnej popularności tematu w literaturze wciąż wybuchające kryzysy sugerują, że żaden z opracowanych modeli nie jest wystarczająco dobry lub jego użycie nie jest na tyle rozpowszechnione, aby pozwolić na uniknięcie kolejnych kryzysów. Niniejszy artykuł stanowi przegląd dotychczasowych osiągnięć w dziedzinie systemów wczesnego ostrzegania przed kryzysami zadłużenia i stanowi próbę odpowiedzi na pytanie, które z modeli są najbardziej skuteczne i jakie zmienne są najczęściej wybierane do modeli.

Słowa kluczowe: kryzys zadłużenia, system wczesnego ostrzegania, kryzys finansowy, prognozowanie kryzysu zadłużenia.

Klasyfikacja JEL: F34, G01, F37.

PREDICTING SOVEREIGN DEBT CRISES: LITERATURE REVIEW

Abstract: The frequency and the impact power of sovereign debt crises create a need to develop a model which could be used to predict such events. The literature has developed two types of model: parametric and non-parametric. Their common name is the early warning systems. Despite the relative popularity of this subject recent crises suggest that none of the developed models is sufficiently effective, or its use not widespread enough to avoid further crises. This article provides an overview of the achievements in the field

of early warning systems and tries to answer the question which of the models are most effective and which variables are most commonly used in the models.

Keywords: Sovereign debt crises, Early warning Systems, Financial crises, Sovereign debt crises prediction

Wstęp

Kryzysy finansowe wstrząsają gospodarkami od stuleci. Kryzys ostatnich lat dowodzi, że nawet kraje o wysoko rozwiniętych gospodarkach nie są w tym względzie bezpieczne. Jednym z podstawowych rodzajów kryzysów finansowych są kryzysy zadłużenia. Mimo że zdarzenia tego typu są zjawiskiem stosunkowo rzadkim, to skala ich oddziaływania na gospodarki zarówno lokalne, jak i regionalne, a w skrajnych przypadkach również na gospodarkę globalną, jest tak duża, że są one obiektem intensywnych prac badaczy z całego świata. Podstawowym celem, który stawiają sobie badacze jest odpowiedź na pytanie: Czy istnieje możliwość przewidywania kryzysów tego typu?

Wyniki wielu badań sugerują, że odpowiedź na tak postawione pytanie jest twierdząca. Wielokrotnie podejmowane próby predykcji kryzysu wskazują, że nie jest to zdarzenie czysto losowe, a odpowiednio skonstruowane modele ekonometryczne pozwalają na szacowanie wystąpienia zawirowań w sytuacji gospodarczej badanych gospodarek. Mimo że wyniki badań napawają optymizmem, nadal dochodzi do wybuchów kryzysów zadłużenia. Fakt ten sugeruje, że dotąd opracowane modele nie są wystarczająco dobre lub ich praktyczne zastosowanie nie jest rozpowszechnione na tyle, aby można było uniknąć kryzysu. Modele ekonometryczne pozwalające na oszacowanie ryzyka kryzysu lub generujące sygnały ostrzegające przed kryzysem noszą nazwę systemów wczesnego ostrzegania (SWO). Celem niniejszego artykułu jest przegląd dostępnych metod prognozowania kryzysów zadłużenia, zestawienie ich wyników oraz odpowiedź na pytanie jakie zmienne są najczęściej wybierane do SWO.

1. Definicja kryzysu zadłużenia

Jednym z podstawowych elementów każdego systemu wczesnego ostrzegania powinna być spójna definicja kryzysu zadłużenia. Nie jest możliwe stworzenie efektywnego modelu, jeżeli cel jego działania nie jest wystar-

czająco zdefiniowany. Z tego powodu większość badaczy zajmujących się problematyką systemów wczesnego ostrzegania przedstawia własną definicję kryzysu zadłużenia. Efektem takiego zabiegu jest stosunkowo duża różnorodność proponowanych definicji, a w związku z tym również wysoka zmienność wyników opracowywanych modeli. W niniejszym rozdziale przedstawione zostaną najpopularniejsze ujęcia definiowania kryzysów zadłużenia.

1.1. Kryzys zadłużenia jako odmowa regulacji zobowiązań

Definicja kryzysu zadłużenia jako zdarzenia polegającego na odmowie regulacji zobowiązań kraju (*default*) jest definicją najwęszą z prezentowanych w tej części artykułu. Część badaczy uznaje za początek kryzysu zadłużenia moment, w którym kraj nie dokonuje wykupu wyemitowanych wcześniej obligacji lub nie spłaca odsetek od długu.

Znaczny odsetek badaczy używa ocen ratingowych dostarczanych przez międzynarodowe agencje ratingowe jako wskaźnika obrazującego wystąpienie kryzysu. Jedną z takich agencji jest Standard & Poor's. Agencja ta definiuje *default* jako niewywiązanie się kraju z płatności raty kapitałowej lub odsetkowej w terminie określonym w warunkach emisji długu. W przypadku gdy państwo emitowało obligacje lub inne papiery dłużne w lokalnej lub zagranicznej walucie *default* definiowany jest jako odmowa spłaty długu w terminie albo zamiana dotychczasowego długu na dług emitowany na mniej preferencyjnych warunkach. W przypadku gdy dług emitowany był w lokalnej walucie, jako niewywiązanie się ze zobowiązań postrzegana jest również zamiana waluty rozliczenia według kursu niezapewniającego ekwiwalentności. W ten sam sposób postrzegane są próby negocjacji dotyczące zmiany warunków spłaty długu na mniej korzystne [Standard and Poor's 2010]. Z podobnej definicji kryzysu zadłużenia korzystają m.in. Fuertes i Kalotychou [2007], Fioramanti [2006], Manesse, Roubini, Schimmelpennig [2003], Manasse, Roubini [2005] oraz Balteanu, Erce i Fernandez [2012]. Tę samą definicję wykorzystali Reinhart, Rogoff i Savastano [2003], pozwoliło im to na identyfikację 36 z 53 okresów kryzysu zadłużenia w krajach rozwijających się w latach 1970–2001. Oceny ratingowe Standard and Poor's są więc miarą jakości kredytowej kraju, którą można podzielić na dwa segmenty: zdolność do spłaty zobowiązań i wolę spłaty zobowiązań [Jedidi 2013]. Zdolność do spłaty jest miarą ilościową, określa stabilność makroekonomiczną kraju, która wpływa na zdolność gromadzenia zasobów służących do spłaty zobowiązań. Drugi element oceny ratingowej to

wola spłaty zobowiązań, jest to zmienna niemierzalna. Wola kraju do spłaty zobowiązań jest efektem kalkulacji potencjalnych kosztów wynikających z braku spłaty oraz oszczędzonych dzięki temu środków¹.

1.2. Kryzys zadłużenia jako powstanie zaległości płatniczych

Część badaczy stwierdza, że oceny ratingowe nie są dobrym źródłem informacji o ryzyku wystąpienia kryzysu zadłużenia i proponują autorskie warunki klasyfikacji kraju jako znajdującego się w kryzysie. Jednym z najważniejszych zarzutów wobec agencji ratingowych jest argument mówiący, że oceny ratingowe w pewnym stopniu nie uwzględniają ryzyko wystąpienia kryzysu [Jedidi 2013]. Jako symptom początku kryzysu niektórzy postrzegają powstanie zaległości w płatnościach zobowiązań. Peter [2002] uznaje kraj za znajdujący się w kryzysie, jeżeli spełnione są następujące warunki:

- 1) wzrost łącznej wartości zaległości przekracza 2% wartości długu zagranicznego;
- 2) łączna wartość długu, którego warunki spłaty zostały zmienione, przekracza 2,5% łącznej wartości długu.

Zaproponowane wartości progowe wynikają bezpośrednio z analizy statystycznej zestawu danych dostępnych dla autora. Założenia te nie są spójne z propozycjami innych badaczy. Detragiache i Spilimbergo [2001] zaproponowali próg pierwszego warunku w wysokości 5% długu zagranicznego. Dodatkowo za oznakę kryzysu uważają oni także restrukturyzację długu. Tym samym możliwe jest uwzględnienie krajów, które próbują uniknąć niewypłacalności, zmieniając warunki spłaty długu, mimo że nie mają jeszcze zaległości płatniczych. De Paoli, Hoggarth i Saporta [2009] argumentują, że zaległości płatnicze należy rozdzielić na dwa rodzaje: zaległości w płatności rat kapitałowych (wykupie obligacji) i zaległości w spłacie odsetek. Ustalają oni progi na poziomie odpowiednio 15% i 5% długu zagranicznego.

1.3. Kryzys zadłużenia jako zaciągnięcie pożyczki z Międzynarodowego Funduszu Walutowego

Kolejnym obszarem zainteresowania badaczy są pożyczki udzielane przez Międzynarodowy Fundusz Walutowy (IMF). Argumentują oni, że często kraje unikają oficjalnego ogłoszenia niewypłacalności dzięki pomocy

¹ Koszty kryzysu zadłużenia nie są przedmiotem niniejszej pracy. Szerzej na temat piszą m.in. Gennaioli, Martin i Rossi [2013] oraz Borensztein i Panizza [2008].

uzyskanej z IMF. Manasse, Roubini i Schimmelpfennig [2003] uznają, że kraj znajduje się w kryzysie zadłużenia, jeżeli (poza spełnieniem warunków z podpunktu 1.1) uzyska pomoc z IMF przekraczającą 100% wartości wniesionych przez niego środków do Funduszu. Podobny warunek uznają Ciarlone i Trebeshi [2006]. Kraay i Nehru [2004] proponują dużo bardziej restrykcyjny warunek – uznają kraj za znajdujący się w kryzysie, jeżeli pomoc z IMF przekracza 50% wniesionych środków. Próg w wysokości 125% proponują natomiast Hajivassiliou [1989 i 1994] oraz Eckaus i in. [1985].

Podsumowanie

Większość badaczy uznaje za warunek konieczny zdefiniowania kraju jako znajdującego się w kryzysie zaprzestanie spłacania zobowiązań. Najczęściej jako zastępstwo wobec tego wskaźnika stosuje się oceny ratingowe przygotowywane przez odpowiednie agencje (Standard and Poor's, Moody's). Ich działalność w tym zakresie polega na stałym monitorowaniu wydarzeń w ocenianych krajach i uwzględnianiu każdego wydarzenia związanego z długiem państwa. Przyjęcie ocen agencji ratingowych niesie jednak dwa problemy. Po pierwsze, nie wszystkie kraje podlegają ocenie ratingowej, nie jest więc możliwe posługiwanie się tym wskaźnikiem dla każdej badanej gospodarki. Po drugie, nie wszyscy badacze odnoszą się pozytywnie do pracy agencji, próbując zastąpić ich oceny własnymi. Część badaczy uważa również, że istnieje więcej koniecznych warunków, m.in. powstanie zaległości w spłacie zobowiązań czy pomoc uzyskana z Międzynarodowego Funduszu Walutowego.

2. Prognozowanie kryzysu zadłużenia

Z różnorodności definicji przyjmowanych przez badaczy i zaprezentowanych w poprzednim rozdziale wynika wysoka zmienność wyników poszczególnych systemów wczesnego ostrzegania. Kolejnymi cechami, które wpływają na jakość wyników, są rodzaj przyjętej metody klasyfikacji oraz wybrany zestaw zmiennych objaśniających. Podstawowy podział stosowanych modeli to podział na modele parametryczne i nieparametryczne [Fioramanti 2006].

2.1. Parametryczne techniki klasyfikacji

Zastosowanie parametrycznych technik klasyfikacji wymaga opracowania modelu ekonometrycznego. Dalszy podział technik parametrycznych za-

leżny jest od rodzaju stosowanego modelu. Każda z tego rodzaju technik wskazuje na matematyczne zależności między zbiorem zmiennych wyjaśniających a zmienną wyjaśnianą.

2.1.1 Analiza dyskryminacyjna

Jedną z pierwszych prób stworzenia modelu zdolnego do prognozowania kryzysów zadłużenia podjęli Frank i Cline [1971]. Zastosowali oni analizę dyskryminacyjną do klasyfikacji krajów jako znajdujących się w kryzysie, a następnie do prognozowania kryzysu. Ze względu na stosunkowo niewielką bazę danych, którą dysponowali, ocena efektów ich pracy jest wysoce utrudniona. Frank i Cline mieli do dyspozycji jedynie 145 obserwacji, z których 13 to obserwacje zaklasyfikowane jako kryzys. Autorzy wykorzystali w swoim badaniu osiem zmiennych wyjaśniających:

- 1) stosunek kosztu obsługi długu do eksportu,
- 2) stop wzrostu eksportu,
- 3) zmienność eksportu²,
- 4) odsetek importu koniecznego³,
- 5) PNB *per capita*,
- 6) spłata rat zadłużenia (wykup obligacji),
- 7) stosunek importu do PNB,
- 8) stosunek importu do rezerw walutowych.

Autorzy uznali, że jedynie trzy zmienne są istotne statystycznie na poziomie ufności 5%. Były to zmienne o numerach 1), 6) i 8). W badaniu wykorzystano funkcje liniową i kwadratową, odpowiednio dla dwóch i trzech zmiennych wyjaśniających. Funkcja kwadratowa pozwalała na osiągnięcie lepszych rezultatów. Ostatecznie zastosowany model był stosunkowo skuteczny. Mimo to pojawił się jeden błąd klasyfikacyjny pierwszego rodzaju⁴ oraz 21 błędów drugiego rodzaju⁵. Poprawność klasyfikacji wyniosła więc niespełna 85%. Należy jednak podkreślić, że Frank i Cline nie sprawdzali skuteczności modelu na danych, których nie używali wcześniej do konstrukcji modelu.

² Mierzona jako odchylenie bezwzględne od 8-letniego trendu

³ Udział importu, z którego kraj nie może natychmiast zrezygnować – klasyfikacja odbywała się według ocen autorów, jako import konieczny uznane zostały m.in. półprodukty, kapitał i podstawowe produkty żywnościowe.

⁴ Mimo wystąpienia kryzysu zakwalifikował kraj jako bezpieczny.

⁵ Klasyfikacja kraju jako znajdującego się w kryzysie mimo niewystąpienia kryzysu.

2.1.2. Modele regresji logistycznej

Modele regresji logistycznej należą do najbardziej popularnych metod prognozowania kryzysów zadłużenia. Wielu autorów, prowadząc badania nad systemami wczesnego ostrzegania, wykorzystuje modele regresji logistycznej w połączeniu z innymi rodzajami modeli. Analiza literatury wskazuje, że modele regresji logistycznej są obecnie podstawowym narzędziem prognozowania kryzysów.

Pierwszym omawianym przykładem zastosowania tej techniki jest praca autorstwa M. Petera [2002]. W swoich modelach wykorzystał on 11 zmiennych, wśród nich:

- 1) bilans obrotów bieżących jako % PKB,
- 2) wartość długu w stosunku do PNB i eksportu,
- 3) zagregowane zaległości odsetkowe,
- 4) stosunek podaży pieniądza do wielkości rezerw,
- 5) zadłużenie sektora prywatnego (jako % PKB),
- 6) inflacja CPI,
- 7) odchylenie kursu walutowego od długookresowego trendu,
- 8) zmienność PNB *per capita*,
- 9) indeks ryzyka politycznego⁶,
- 10) realne oprocentowanie kredytów,
- 11) historia kryzysów (wartość równa 1, jeśli kryzys wystąpił w ciągu ostatnich trzech lat, w przeciwnym razie 0).

Za najbardziej istotne statystycznie uznane zostały zmienne nr 10. i 11. W próbie uczącej⁷ najlepszy z zaproponowanych przez Petera modeli osiągnął ponad 92% skuteczności dopasowania. Jednocześnie model wskazał 5,28% błędów pierwszego rodzaju i 12,1% błędów drugiego rodzaju. W próbie testowej⁸ wyniki były znacznie gorsze. Skuteczność dopasowania wyniosła 86%, a błędy pierwszego i drugiego rodzaju stanowiły odpowiednio 16,1% i 12,5%.

Zdecydowanie gorsze wyniki osiągnęli Manasse i in. [2003]. W ich pracy zastosowano model logitowy oraz jedną z technik nieparametrycznych. Wyniki modelu logitowego okazały się znacząco gorsze niż wyniki prezentowane przez Petera, mimo że Manasse i in. Zaproponowali użycie 12 zmiennych, wśród nich:

⁶ Obliczany jako suma sześciu wskaźników publikowanych przez PRS Group.

⁷ Zestaw danych, którego użyto do stworzenia modelu.

⁸ Zestaw „nowych” danych dla modelu służący sprawdzeniu zdolności predykcyjnych modelu.

- 1) dług zagraniczny jako % PKB,
- 2) dług krótkoterminowy,
- 3) odsetki od długu krótkoterminowego (jako % PKB),
- 4) koszt obsługi długu (jako % PKB),
- 5) bilans obrotów bieżących (jako % PKB),
- 6) otwartość gospodarki (suma eksportu i importu),
- 7) rentowność amerykańskich bonów skarbowych,
- 8) realny wzrost PKB,
- 9) zmienność inflacji,
- 10) zmienna binarna dla wysokiej inflacji (1 jeżeli inflacja jest wyższa niż 50%),
- 11) rok z wyborami prezydenckimi,
- 12) indeks wolności gospodarczej,
- 13) historia kryzysów.

Również w tym badaniu największą zdolność predykcji wykazała zmienna nr 13. Mimo podobnego zestawu zmiennych wyniki modelu opracowane przez Manasse i in. były zdecydowanie gorsze niż wyniki modelu Petera. Prawidłowo zakwalifikował jedynie 74% danych, generując przy tym 6% fałszywych sygnałów (błąd drugiego rodzaju). Powyższe wyniki model osiągnął na zbiorze uczącym.

Podobne założenia przyjęli Ciarlone i Trebeshi [2006]. Autorzy zastosowali mniejszą liczbę zmiennych. Spośród 28 początkowo zidentyfikowanych zmiennych, znaczących okazało się osiem. Ograniczenie liczby zmiennych wpłynęło negatywnie na wyniki modelu. Zidentyfikowanymi zmiennymi były:

- 1) wartość długu zagranicznego (jako % eksportu),
- 2) wskaźnik wartości funduszy federalnych USA,
- 3) odsetki od długu zagranicznego (jako % rezerw),
- 4) realny wzrost PKB,
- 5) udział długu krótkoterminowego w długu zagranicznym ogółem,
- 6) prywatne przepływy kapitałowe (jako % PKB),
- 7) roczna stopa inflacji,
- 8) rezerwy (jako % długu).

Ciarlone i Trebeshi przeprowadzili testy na dwóch zbiorach danych. Na zbiorze uczącym model osiągnął skuteczność dopasowania na poziomie 71%, popełniając przy tym 34% błędów drugiego rodzaju. Co ciekawe, lepsze rezultaty dały próby na zbiorze testowym, model osiągnął jakość dopasowania na poziomie 70%, błędy drugiego rodzaju stanowiły jednak jedynie 20% wszystkich wygenerowanych przez model sygnałów. Stosunko-

wo słaba jakość wyników prezentowanych przez Ciarlone i Trebeshi może wynikać z braku zaangażowania zmiennej prezentującej liczbę lat od poprzedniego kryzysu zadłużenia. W innych modelach logitowych zmienna ta wykazywała dużą istotność statystyczną.

2.1.3. Sztuczne sieci neuronowe

Sztuczne sieci neuronowe są szczególnym przypadkiem modeli ekonometrycznych. Ich architektura oparta jest na symulacji działania ludzkiego mózgu. Sieci składają się z pojedynczych neuronów, połączeń między nimi i odpowiednich funkcji aktywacji. Od stopnia skomplikowania sieci zależy dokładność modeli na nich opartych. Kolejną właściwością sztucznych sieci neuronowych jest ich zdolność do odwzorowania każdej funkcji opartej na danych rzeczywistych. Zdolność ta wynika bezpośrednio z twierdzenia o uniwersalnej aproksymacji [Csaji 2001]. Dzięki temu sieci neuronowe znajdują zastosowanie w poszukiwaniu nieznanymi zależności między zmiennymi.

Sztuczne sieci neuronowe zostały wykorzystane do predykcji kryzysów zadłużenia przez Fioramantiego [2006]. W swoich badaniach wykorzystał on 34 zmienne o charakterze makroekonomicznym. Większość z nich związana była z poziomem zadłużenia. Zmienne wykorzystane przez Fioramantiego to:

- 1) stopa wzrostu PKB,
- 2) stopa wzrostu PNB,
- 3) stopa inflacji,
- 4) zmiana podaży pieniądza,
- 5) krótkoterminowa stopa procentowa,
- 6) oprocentowanie bonów skarbowych USA,
- 7) przewartościowanie,
- 8) termin wykupu obligacji,
- 9) okres prolongaty długu,
- 10) dyskonto obligacji,
- 11) otwartość gospodarki,
- 12) bilans handlowy,
- 13) deficyt budżetowy,
- 14) dług zagraniczny (jako % PNB),
- 15) dług zagraniczny (jako % eksportu),
- 16) dług zagraniczny (jako % rezerw),
- 17) krótkoterminowy dług zagraniczny (jako % PNB),

- 18) dług krótkoterminowy (jako % eksportu),
- 19) dług krótkoterminowy (jako % rezerw),
- 20) dług krótkoterminowy (jako % długu),
- 21) odsetki od długu (jako % eksportu),
- 22) odsetki od długu (jako % rezerw),
- 23) odsetki od długu krótkoterminowego (jako % eksportu),
- 24) odsetki od długu krótkoterminowego (jako % rezerw),
- 25) obsługa długu (jako % eksportu),
- 26) obsługa długu (jako % rezerw),
- 27) obsługa długu krótkoterminowego (jako % eksportu),
- 28) obsługa długu krótkoterminowego (jako % rezerw),
- 29) bilans obrotów bieżących (jako % PNB),
- 30) bilans obrotów bieżących (jako % rezerw),
- 31) bilans obrotów bieżących (jako % prywatnych przepływów kapitałowych),
- 32) bilans obrotów bieżących (jako % bezpośrednich inwestycji zagranicznych),
- 33) kurs walutowy,
- 34) stopa procentowa.

W dalszej kolejności skonstruowana została sztuczna sieć neuronowa składająca się z trzech warstw neuronów. W warstwie ukrytej sieć ma trzy neurony. Użyto logistycznej funkcji aktywacji. Tak skonstruowany model uzyskał bardzo dobre wyniki. W danych pochodzących ze zbioru uczącego model wykazał jakość klasyfikacji na poziomie 89%, osiągając niespełna 15% błędów pierwszego rodzaju i 7,23% błędów drugiego rodzaju. Na zbiorze testowym sieć wykazała jeszcze większą skuteczność. Łącznie poprawnie sklasyfikowała 93,5% przypadków. Błąd pierwszego rodzaju popełniony został w 8,7% przypadków, natomiast drugiego rodzaju w 4,21%. Tak wysokie wyniki pozwalają przypuszczać, że możliwości predykcyjne sieci oraz ich zdolność do klasyfikacji danych binarnych są bardzo wysokie.

2.2. Nieparametryczne techniki klasyfikacji

Nieparametryczne techniki klasyfikacji polegają na podziale zbioru obserwacji według wartości jednego z czynników na takie podzbiory, w których znajdzie się najwięcej przypadków z danych klas. Dopasowanie odbywa się iteracyjnie do momentu osiągnięcia odpowiedniej jakości podziału. Zastosowanie technik nieparametrycznych nie wymaga konstruowania modelu ekonometrycznego.

2.2.1. Analiza skupień

Metoda analizy skupień polega na takim podziale zbioru danych, aby podzbiory były maksymalnie homogeniczne wewnątrznie i jednocześnie maksymalnie różniły się między sobą. Fuertes i Kalotychou [2007] wykorzystali w swoich rozważaniach jedną z metod analizy skupień – metodę k -średnich. Metoda ta polega na podziale zbiorowości na z góry założoną liczbę klas (k), a następnie poprawę dopasowania podziału poprzez przenoszenie elementów między klasami. Wybrali oni tę metodę ze względu na stosunkowo łatwy proces obliczeń względem innych metod analizy skupień. Skuteczność przeprowadzonej w ten sposób analizy okazała się jednak bardzo niska. Ogólna skuteczność dopasowania wyniosła 57%. Błąd pierwszego rodzaju powstał w 38,28% przypadków, natomiast drugiego rodzaju w 47,69% przypadków.

2.2.2. Drzewa klasyfikacyjne i regresyjne

Drzewa klasyfikacyjne i regresyjne są techniką klasyfikacyjną używaną do odkrywania nieliniowych zależności i interakcji między zmiennymi w zestawach danych o dużej liczbie potencjalnych zmiennych wyjaśniających [Mannase, Roubini, Schimmelpfennig 2003]. Są one najbardziej zaawansowaną metodą z rodziny drzew decyzyjnych. Drzewo jest graficznym modelem powstałym w wyniku podziału zbioru obserwacji na N rozłącznych podzbiorów. Celem budowy modelu jest uzyskanie podzbiorów maksymalnie jednorodnych z punktu widzenia zmiennej zależnej [Łapczyński 2003].

Rodzinę drzew CART (*classification and regression trees*) zastosowali w swoich badaniach Mannase i in. [2003]. Autorzy użyli tej metody w połączeniu z tradycyjnymi modelami regresji logistycznej. W swojej analizie podzielili bazę danych według 9 zmiennych wyjaśniających:

- 1) dług zagraniczny (jako % PKB),
- 2) dług krótkoterminowy,
- 3) dług zagraniczny (jako % przychodów budżetu),
- 4) realny wzrost PKB,
- 5) inflacja,
- 6) oprocentowanie bonów skarbowych USA,
- 7) przewartościowanie i zmienność kursu walutowego,
- 8) zapotrzebowanie na finansowanie względem rezerw,
- 9) liczba lat do kolejnych wyborów prezydenckich.

Mannase i in. dokonali podziału bazy danych na 14 podzbiorów maksymalnie jednorodnych pod względem wartości zmiennej wyjaśnianej (wy-

stąpienia kryzysu zadłużenia). Dzięki przeprowadzonemu w ten sposób podziałowi udało się poprawnie zidentyfikować 93,9% okresów kryzysu zadłużenia. Okresy bezpieczne zostały zidentyfikowane poprawnie jedynie w niespełna 80%. Oznacza to ogólną skuteczność modelu na poziomie 86,9%, 6,1% błędów pierwszego rodzaju i 20,1% błędów drugiego rodzaju.

Analiza prezentowanych systemów wczesnego ostrzegania wskazuje, że wyższą skutecznością cechują się modele parametryczne. Elementem podstawowym dla jakości modelu jest odpowiedni dobór zmiennych. Większość badaczy kładła nacisk na zmienne związane ze stopniem zadłużenia gospodarki oraz zmienne będące pochodnymi długu, takie jak koszty jego obsługi oraz powstanie ewentualnych zaległości płatniczych. Zmienną, która w wielu badaniach określana była jako najbardziej znacząca, okazała się zmienna opisująca historię zadłużenia. Wskazanie tej zmiennej sugeruje, że w znacznej części powstające kryzysy miały charakter długookresowy. Powstanie kryzysu w okresie t znacząco zwiększa prawdopodobieństwo powstania kryzysu w okresie $t+1$. Ta prosta zależność wpływa na pożądaną architekturę systemów wczesnego ostrzegania. Ich celem powinno być przewidywanie punktów zwrotnych kryzysu – momentu wybuchu kryzysu i momentu wyjścia z kryzysu.

Zakończenie

Liczba kryzysów zadłużenia wybuchających w ostatnich dekadach skłoniła badaczy do opracowania modeli ekonometrycznych, których głównym zadaniem jest generowanie sygnałów wyprzedzających i ostrzegających przed kryzysem zadłużenia. Mimo że wyniki opisanych badań sugerują, że odpowiedź na pytanie postawione we wstępie jest twierdząca, nadal wybuchające kryzysy każą przypuszczać, że ich prognoza nie zawsze jest skuteczna. Dodatkowo niektórzy badacze wskazują, że kryzysy zadłużenia i innego rodzaju kryzysy finansowe są stałym elementem historii ludzkości. Mimo stosunkowo dużej częstości nie nauczono się ich przewidywać, a przede wszystkim unikać [Reinhart i Rogoff 2009].

Analiza rodzaju zmiennych dobieranych do modeli proponowanych przez omawianych badaczy wskazuje, że największą popularnością cieszą się zmienne o charakterze makroekonomicznym. W dalszej kolejności badacze proponują wykorzystywanie zmiennych obrazujących sytuację polityczną w kraju. Zaskakująca jest stosunkowo duża rzadkość stosowania zmiennej opisującej liczbę lat, które minęły od ostatniego kryzysu. Więk-

szość badaczy, którzy zdecydowali się na wykorzystanie tego typu zmiennej argumentuje, że ma ona jedną z największych zdolności wyjaśniania zmiennej zależnej. Z grupy zmiennych makroekonomicznych najczęściej dobierane zmienne dotyczyły zadłużenia kraju i kosztów jego obsługi. Wybór ten nie dziwi ze względu na próbę prognozowania zmiennej zależnej, jaką jest wystąpienie kryzysu zadłużenia.

Mimo że zdecydowanie najpopularniejszymi metodami budowy modeli ekonometrycznych były odmiany regresji logistycznej, to nie charakteryzują się one najwyższą skutecznością. W grupie omawianych modeli największą skuteczność wykazał model oparty na sztucznych sieciach neuronowych zaproponowany przez Fioramantiego [2006]. Ogólna skuteczność modelu wyniosła ponad 93%. Mimo optymistycznych wyników sztuczne sieci neuronowe nie są popularnym narzędziem badań w kontekście przewidywania kryzysów zadłużenia, co może wskazywać dalsze pole rozwoju badań w tym zakresie.

Bibliografia

- Balteanu, L., Erce, A., Fernandez, L., 2012, *Bank Crises and Sovereign Defaults: Exploring the Links*, Bank of Spain Working Paper.
- Borensztein, E., Panizza, U., 2008, *The Costs of Sovereign Default*, IMF Working Paper, WP/08/238.
- Ciarlone, A., Trebeshi, G., 2006, *A Multinomial Approach to Early Warning System for Debt Crises*, Bank of Italy Working Paper.
- Csaji, B., 2001, *Approximation with Artificial Neural Networks*, Faculty of Sciences, Eötvös Loránd University.
- De Paoli, B., Hoggarth, G., Saporta, V., 2009, *Output Costs of Sovereign Crises: some Empirical Estimates*, Bank of England Working Paper, no. 29.
- Detragiache, E., Spilimbergo, A., 2001, *Crises and Liquidity: Evidence and Interpretation*, IMF Working Paper, no. 202.
- Eckaus, R., Feder, G., Hajivassiliou, V., MacFadden, D., O'Connell, S., 1985, *Is There a Life After Debt? An Econometric Analysis of Credit Worthiness of Developing Countries*, World Bank Working Paper, no. 202.
- Fioramanti, M., 2006, *Predicting Sovereign Debt Crises Using Artificial Neural Networks: a Comparative Approach*, ISAE Working Paper, no. 72.
- Frank, R., Cline, W., 1971, *Measurement of Debt Servicing Capacity: an Application of Discriminant Analysis*, Journal of International Economics, no. 1.

- Fuertes, A., Kalotychou, E., 2007, *Optimal Design of Early Warning Systems for Sovereign Debt Crises*, International Journal of Forecasting, no. 23.
- Gennaioli, N., Martin, A., Rossi, S., 2013, *Sovereign Default, Domestic Banks, and Financial Institutions*, Working Paper, CREI.
- Hajivassiliou, V., 1989, *Do the Secondary Markets Believe in Life after Debts*, Cowles Foundation Discussion Paper.
- Hajivassiliou, V., 1994, *A Simulation Estimation Analysis of the External Debt Crises of Developing Countries*, Journal of Applied Econometrics, no. 131.
- Jedidi, O., 2013, *Predicting Sovereign Debt Crises: a Panel Data Approach Using Composite Indices*, University of Rennes.
- Łapczyński, M., 2003, *Drzewa klasyfikacyjne w badaniach satysfakcji i lojalności klientów*, StatSoft Polska.
- Kreay, A., Nehru, V., 2004, *When is External Debt Sustainable?*, World Bank Policy Research Working Paper, no. 3200.
- Manasse, P., Roubini, N., 2005, „*Rules of Thumb*” for Sovereign Debt Crises, IMF Working Paper, no. 05/42.
- Manasse, P., Roubini, N., Schimmelpfennig, A., 2003, *Predicting Sovereign Debt Crises*, IMF Working Paper, no. 72.
- Peter, M., 2002, *Estimating Default Probabilities of Emerging Market Sovereigns: a New Look at a Non-So-New Literature*, HEI Working Paper, no. 06/2002.
- Reinhart, C., Rogoff, K., 2009, *This Time is Different: Eight Centuries of Financial Folly*, Princeton University Press.
- Reinhart, C., Rogoff, K., Savastano, A., 2003, *Debt Intolerance*, IMF Working Paper, no. 74.
- Standard and Poor's, 2010, *Sovereign Defaults and Rating Transition Data 2010 Update*, Standard and Poor's Sovereign Ratings.