

„Podstawy statystyczne i uniwersalna funkcjonalność scoringu”

Leszek Boguszewski
Barbara Gelińska



Przy Katedrze Statystyki
Uniwersytetu Gdańskiego

II edycja Konferencji Naukowej
„Interdyscyplinarne wykorzystanie metod ilościowych”
Szczecin 2004

I. Wprowadzenie

1. Definicja

Scoring można określić jako system automatycznej i obiektywnej oceny obiektu, wprowadzony w rezultacie doświadczenia, uzasadniony przykładami i statystykami. System ten dostarcza komputerowo zgenerowaną notę, która ocenia wagę przyszłych czynników i określa prawdopodobieństwo przyszłych zdarzeń.¹ Na podstawie wypełnionej ankiety zaprojektowany model przypisuje poszczególnym kategoriom wartości punktowe, które w trakcie dalszej analizy stanowią podstawę podejmowania decyzji operacyjnych. Modele scoringowe polegają na podziale obiektywnych i mierzalnych cech na dwie rozłączne grupy (np. przedsiębiorstwo lub kredytobiorca, wypłacalny albo nie). Z reguły jest to podział dychotomiczny. Możliwa jest jednak klasyfikacja politochemiczna, gdzie stosowany jest na przykład wielomianowy model logitowy.

2. Historia

Po raz pierwszy scoring został zastosowany w przedsiębiorstwach zajmujących się sprzedażą wysyłkową w 1933 r. w USA. W 1959 r. powstał pierwszy system scoringowy, którego zadaniem była automatyczna ocena wypłacalności klienta. Na początku lat 70 firma Fair Isaac opracowała modele punktowe dotyczące pojedynczych wniosków kredytowych (*application credit scoring*)². Pod koniec lat 70 scoring zaczęto stosować w Anglii, a następnie w innych krajach Europy Zachodniej, Japonii, Australii.³ W latach 90 zaczęto wykorzystywać metodę punktowej oceny również w marketingu i ubezpieczeniach. Przy pomocy scoringu ocenia się na przykład reakcję klienta na nowy produkt albo prawdopodobieństwo, że klient będzie korzystał z produktu po zakończeniu okresu promocyjnego.⁴

W Polsce jest nadal stosowany w niewielkim stopniu. W 2001 r. wg Bugały-Miler metodę scoringu w ocenie zdolności kredytowej klienta stosowały głównie Bank Śląski Katowice S.A. i Citybank, który swój system oparł na sieciach neuronowych. Bank Zachodni WBK od roku 2002 stosuje automatyczny scoring wniosków kredytowych. Poza tym Biuro Informacji Kredytowej zapowiedziało wprowadzenie systemu scoringowego do oceny kredytobiorców w 3 dekadzie 2004 r.

Ponieważ mniejsze banki nie mogą pozwolić sobie na nowoczesne systemy monitoringu, organizacje płatnicze Visa i MasterCard starają się wbudować tego rodzaju systemy w swoją infrastrukturę, służącą akceptacji kart. Visa zapowiedziała uruchomienie w kwietniu b.r. systemu Visor (*Visa Intelligent Scoring of Risk*). Zastąpi on stosowany przez Visa system Cris Online 2. MasterCard oferuje podobny produkt o nazwie RiskFinder, który funkcjonuje w sieci autoryzacyjnej Banknet. Oba systemy oparte są o rozwiązania dostarczone przez firmę Fair Isaac.⁵ Do użytkowników systemów

¹ Fico Credit Scoring, Professional Financial Advisors, Inc., www.financialadvisor.com/ficocredit.htm

² M.Gruszczynski, *Scoring logitowy w praktyce bankowej a zagadnienie koincydencji*, Bank i Kredyt, maj 1999, s.57

³ M.Pieczkowski, *Credit scoring przy masowej emisji kart kredytowych*, Bank 3/1999, s. 31

⁴ L.C. Thomas, *A Survey of Credit*, s.3

⁵ www.bank.pl

scoringowych poza bankami należą emitenci kart klubowych (np. American Express) i inni emitenci kart: towarzystwa naftowe, firmy lotnicze, firmy samochodowe (np. General Motors).

II. Podstawy statystyczne i niestatystyczne

Modele scoringowe ogólnie należą do klasy syntetycznych systemów wskaźnikowych, których tworzenie rozpoczyna się od wybrania zestawu wskaźników najbardziej odpowiednich z punktu widzenia celu analizy i redukcji zbioru potencjalnych wskaźników. Następnie nadaje się wagi pojedynczym wskaźnikom i tworzy wskaźnik syntetyczny – indeks (indykator). Ostatnim etapem jest określenie wartości krytycznej wskaźnika-indeksu, poniżej, lub powyżej której orzeka się o możliwości wystąpienia bądź nie wystąpienia zakładanego zdarzenia.

Metody stosowane w credit scoringu można umownie podzielić na statystyczno-matematyczne i niestatystyczne.

Tabela 1. Metody stosowane w credit scoringu

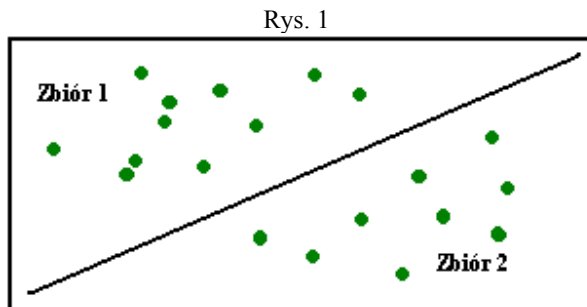
Metody stosowane w credit scoringu	
Statystyczno-matematyczne	Niestatystyczne
Analiza dyskryminacyjna	Programowanie (liniowe i całkowitoliczbowe)
Regresja liniowa	
Regresja logistyczna (probitowa)	Sieci neuronowe
Drzewa klasyfikacyjne	Algorytmy genetyczne
Najbliższe sąsiedztwo	Systemy eksperckie

Źródło: A. Matuszczyk, *Przeglądając się kredytobiorcom*, Bank Miesięcznik Finansowy, nr 2 (125), s. 55

W niniejszej pracy postaramy się krótko scharakteryzować pierwszą grupę: metody statystyczno-matematyczne.

1. Analiza dyskryminacyjna

Analiza dyskryminacyjna polega na klasyfikowaniu obiektów do znanych już klas na podstawie danych historycznych. Istnieje wiele różnych metod dyskryminacji. Jedną z najczęściej stosowanych w praktyce i najbardziej popularnych jest liniowa funkcja dyskryminacyjna. Zastosowanie takiej postaci ma jednak pewne ograniczenia. Zakłada się bowiem, że istnieje liniowa separowalność zbiorów. Na wykresie można to przedstawić następująco:



Źródło: opracowanie własne na podst. *Analiza dyskryminacyjna na rynku kapitałowym*, D. Chmaj

Czasami zdarza się, że nie ma możliwości przeprowadzenia prostej linii oddzielającej dwie klasy i wtedy zastosowanie liniowej funkcji dyskryminującej jest niemożliwe. W takich przypadkach można zastosować inne postacie funkcji (np. kwadratowe).⁶

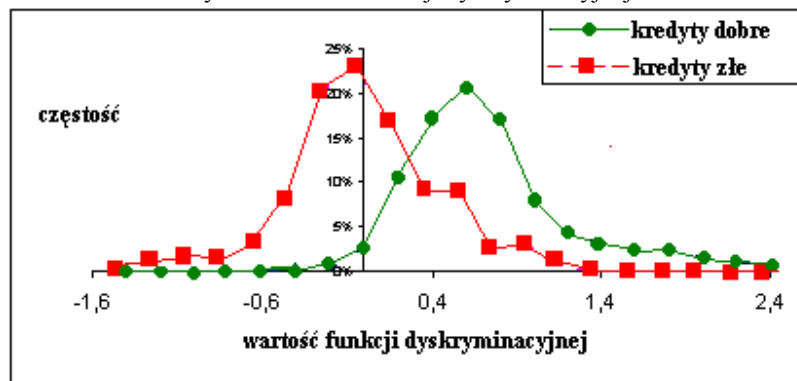
Analizę dyskryminacyjną, w której dzieli się kredytobiorców na dwie grupy, zastosowano w credit scoringu jako jedną z pierwszych. W tym przypadku można popełnić dwa rodzaje błędów. Błąd pierwszego rodzaju polega na przyporządkowaniu nierzetelnego kredytobiorcy do grupy osób nadających się do przydzielenia kredytu. Nie przyznanie kredytu osobie, która byłaby wypłacalna nazywamy natomiast błędem drugiego rodzaju.

Ponieważ potrzebny jest zysk z pięciu dobrych kredytów żeby zrekompensować stratę wynikającą z przyznania jednego złego⁷, banki koncentrują się na minimalizacji prawdopodobieństwa popełnienia błędu pierwszego rodzaju, przy utrzymaniu prawdopodobieństwa wystąpienia błędu drugiego rodzaju na ustalonym poziomie.

Ciekawy przykład zastosowania analizy dyskryminacyjnej w scoringu kredytowym prezentuje Paweł Siarka⁸ na podstawie danych instytucji finansowej z lat 1996-2000, obejmujących następujące informacje o klientach: dochód, wartość kredytu w stosunku do wartości inwestycji, staż pracy, wiek kredytobiorcy, liczba rat kredytu, liczba osób w rodzinie. Do oszacowania modelu użyto 3807 obserwacji, z których 3485 obserwacji to kredytobiorcy oznaczeni jako dobrzy. Pozostałe 322 obserwacji to kredytobiorcy umownie nazwani jako źli. Przeciętna strata na kredycie straconym (złym) wyniosła 5200 zł. Zysk na kredycie dobrym wyniósł przeciętnie 1560 zł.

Rozkład wartości funkcji dyskryminacyjnej w obu populacjach przedstawia wykres:

Rys. 2. Wartości funkcji dyskryminacyjnej.



Źródło: P.Siarka

Zgromadzone informacje niestety nie pozwalają na całkowite odseparowanie kredytobiorców. Wynikiem tego są „pomyłki” prowadzące do odrzucenia dobrych, czy też przyjęcia złych kredytobiorców. Za punkt graniczny (na osi wartości funkcji dyskryminacyjnej), dzielący kredytobiorców na dwie grupy uznano zero. Punkt przecięcia wykresów kredytów dobrych oraz złych ma natomiast kluczowe znaczenie,

⁶D.Chmaj, *Analiza dyskryminacyjna na rynku kapitałowym*, www.futures.sisco.pl

⁷M.Gruszczynski, *Prognozowanie ryzyka kredytowego*, Materiały z konferencji naukowej „Prognozowanie w zarządzaniu firmą”, Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej im.Oskara Lange’go, Wrocław 1997

⁸P.Siarka, *Zastosowanie metod dyskryminacyjnych w scoringu kredytowym klientów instytucji finansowych*, s. 8 <http://p.siarka.webpark.pl/>

jeśli chodzi o prawdopodobieństwo przynależenia obserwacji do zadanych populacji. Obiekty, dla których funkcja dyskryminacyjna przyjęła wartości z przedziału [0; 0,3] wykazują większe prawdopodobieństwo pochodzenia z populacji kredytów złych. Zostały zaliczone do populacji dobrych, ponieważ nieopłacalne byłoby dążenie do całkowitego wyeliminowania kredytobiorców złych z uwagi na koszty z tym związane polegające na odrzucaniu, wraz z kredytobiorcami złymi, kredytobiorców dobrych.⁹

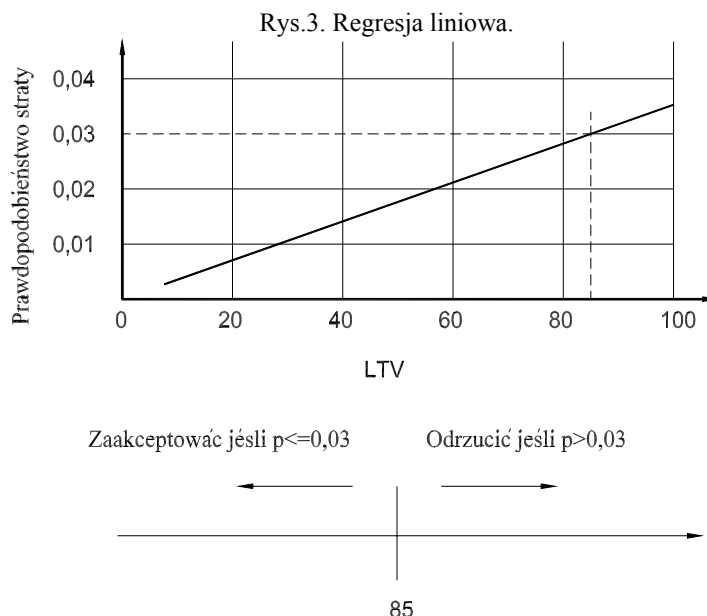
Efektywność funkcji dyskryminacyjnej jest uzależniona od spełnienia pewnych założeń. Chodzi tu przede wszystkim o wymagania dotyczące istnienia wielowymiarowego rozkładu normalnego, a także istotne zróżnicowanie macierzy kowariancji w obu rozpatrywanych populacjach oraz ciągłego charakteru analizowanych cech. W praktyce jednak weryfikacja założeń nie jest należycie przeprowadzana.¹⁰

2. Analiza regresji

Analizą regresji nazywa się metodę badającą wpływ zmiennych niezależnych X na zmienną zależną Y, co zapisuje się następująco:

$$y_i = \alpha_0 + \alpha_1 x_i + \xi_i$$

Do oszacowania parametrów modelu wykorzystuje się metodę najmniejszych kwadratów (MNK). Hipotetyczną sytuację decyzyjną przedstawiono na rys.3. Prawdopodobieństwo straty, które bank jest w stanie zaakceptować, ma wielkość 0,03. Tej wielkości odpowiada punkt odcięcia LTV¹¹ na poziomie 85. Oznacza to, że wnioski kredytowe, których LTV są poniżej 85 będą zaakceptowane, natomiast odrzuci się wnioski o LTV powyżej 85 punktów.



Źródło: A.Matuszak, *Przyglądając się kredytobiorcom*, miesięcznik Bank, 02/2003, str.56.

^{9, 10} P. Siarka, <http://p.siarka.webpark.pl/>

¹¹ ang. loan-to-value, współczynnik wielkości kredytu do wartości nieruchomości, por. A.Matuszak, *Przyglądając się kredytobiorcom*, miesięcznik Bank, 02/2003, str.56.

Analiza dyskryminacyjna i analiza regresji, mimo różnych założeń, prowadzą często do tych samych rezultatów, jednak częściej do oceny kredytobiorców używa się tej drugiej¹². Przemawia za tym m.in. jej lepsza znajomość, mniejsza ilość problemów z jej zastosowaniem, większa dostępność i jasność oraz większa ilość możliwych do zastosowania informacji.

Budując model klasyfikacyjny w oparciu o regresję liniową możemy napotkać szereg trudności związanych z niemożnością spełnienia warunków nakładanych przez MNK. W przypadku zmiennych finansowych często nie jest się w stanie spełnić warunku $var(\xi_i) = \sigma^2$, co oznacza, że ryzyko popełnienia błędu dla różnych obserwacji nie jest takie samo. Poza tym możemy mieć do czynienia z błędem systematycznym, co oznacza nie spełnienie warunku $cov(\xi_i, \xi_j) = 0$.

3. Regresja logistyczna

Przyczyną stosowania regresji logistycznej jest przede wszystkim problem ze spełnieniem warunków regresji liniowej. Metoda ta stosowana jest, gdy wartość zmiennej zależnej określa jedną z dwóch sytuacji np. klienta wiarygodnego i niewiarygodnego finansowo. Zastosowanie regresji logistycznej umożliwia określenie różnic charakteryzujących obie grupy.¹³

Zmienną objaśnianą modelem jest tzw. logit, będący logarytmem ilorazu szans zajścia i nie zajścia zdarzenia. Funkcja z jedną zmienną niezależną ma postać¹⁴:

$$\ln \frac{p_i}{1 - p_i} = \alpha_0 + \alpha_1 x_i,$$

gdzie:

p_i – prawdopodobieństwo przyjmowania przez zmienną y_i wartości 1;

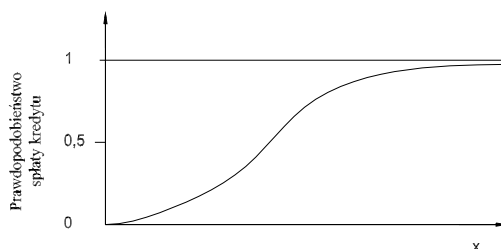
α_0, α_1 – nieznanne parametry, które należy oszacować;

x_i – zmienna niezależna.

Ze względu na to, że zmienne niezależne posiadają różne wariacje, do oszacowania parametrów modelu nie można wykorzystać MNK. Stosuje się więc metodę największej wiarygodności albo metodę ważonych najmniejszych kwadratów.

Związek pomiędzy zmienną niezależną x a prawdopodobieństwem spłaty kredytu przedstawia rysunek 4.

Rys.4. Zależność logistyczna pomiędzy zmienną niezależną x a prawdopodobieństwem spłaty kredytu.



Źródło: A.Matuszak, *Przyglądając się kredytobiorcom*, miesięcznik Bank, 02/2003, str.56.

¹² A.Janc, M.Kraška, *Credit-scoring, nowoczesna metoda oceny kredytowej*, Biblioteka Menadżera, Warszawa 2001.

¹³ D. Prokopowicz, *Scoring metodą automatyzacji procedur kredytowych...*, Wiek XXI, 1/2003, s.123

¹⁴ Wyrażenie to można napisać w równoważnej postaci $p_i = \frac{1}{1 + e^{-y_i}}$, gdzie $y_i = \alpha_0 + \alpha_1 x_i$

Drugą, obok logitowej, nieliniową metodą regresji, wykorzystywaną w praktyce, jest probit. Przyjmuję się, że prawdopodobieństwo wystąpienia zdarzenia wyraża się wzorem:

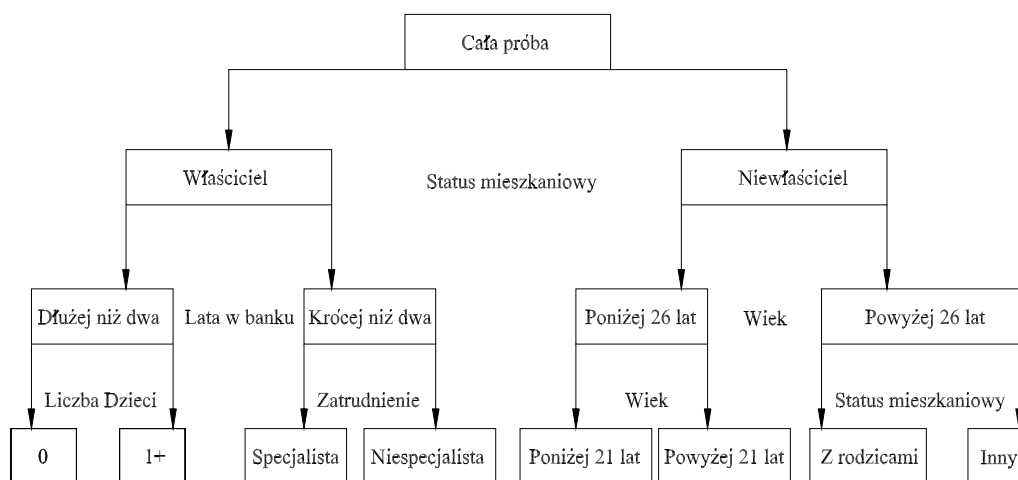
$$P_i = F(b_0 + b_1 x_i),$$

gdzie wyrażenie $F(z)$ jest dystrybuantą rozkładu normalnego.

4. Drzewo klasyfikacyjne - algorytm RP

Drzewo klasyfikacyjne, zwane również algorytmem RP (*recursive partitioning*), jest nieparametryczną alternatywą dla metod wymienionych wcześniej, używaną w scoringu. Jest to technika klasyfikacyjna oparta na rozpoznawaniu obrazów bez systemu punktacji przydzielającego wagi dla każdej odpowiedzi. Model ten ma postać binarnego (choć nie zawsze) drzewa klasyfikacyjnego, którego poszczególne rozgałęzienia powstają w wyniku przeciwstawienia sobie wzajemnie wykluczających się wariantów odpowiedzi. Najczęściej w wyjściowym, najwyższym punkcie węzłowym znajduje się pytanie sformułowane na podstawie cechy mającej najwyższą zdolność dyskryminującą. Stosuje się zarówno zmienne o rozkładzie ciągłym, jak i dyskretne. Często ta sama zmienna może pojawić się w różnych częściach drzewa. Schemat działania algorytmu RP przedstawia rys.5

Rysunek 5.:Przykładowe drzewo klasyfikacyjne.



Źródło: A.Matuszyk: *Przyglądając się kredytobiorcom...*op. cit. s. 57, za L.C.Thomas: *A survey of credit and behavioral scoring: forecasting financial risk of lending to consumers*, University of Edinburgh, UK, s. 18.

Wadą tej metody jest to, że służy ona tylko do przyporządkowania rozpatrywanego przypadku do jednej z wcześniej wytypowanych grup. Często jednak przedmiotem prognozy jest prawdopodobieństwo wystąpienia danego zjawiska, np. szacowanie stopnia rzetelności kredytobiorcy, a nie tylko klasyfikowanie go jako rzetelnego, bądź nie¹⁵.

¹⁵ A.Matuszyk, *Przyglądając się kredytobiorcom*, Bank 2/2003

5. Metoda najbliższego sąsiedztwa

Istotą metody najbliższego sąsiada jest zaklasyfikowanie rozpatrywanego obiektu do jednej z grup na podstawie jego podobieństwa do występujących w niej przypadków. Kryterium podobieństwa obiektów jest odległość punktów w wielowymiarowej przestrzeni cech. Znane są różne sposoby jej obliczania. Najpopularniejszą z nich jest metryka euklidesowa¹⁶, nic nie stoi wszakże na przeszkodzie, aby do analizy użyć innych znanych metryk, takich jak miejska, Czebyszewa czy innych. Za jej pomocą wyznacza się k najbliższych obiektów o podobnych cechach (sąsiadów) i na tej podstawie można rozpatrzyć zaklasyfikowanie punktu do danej grupy, np. kredytobiorcy do grupy rzetelnych klientów. Pewnym problemem jest wyestymowanie liczby k . Wyznacza się ją minimalizując częstość występowania w próbie kredytobiorców, którzy się nie wywiązali z umowy, wśród tych, którym metoda sugerowała przyznanie kredytu. Jako zalety tej metody można wymienić: łatwość zrozumienia i zastosowania w praktyce, znaczną skuteczność oraz możliwość dogodnej aktualizacji.¹⁷

III. Zastosowanie

Poza klasycznymi, stosowanymi do oceny kredytobiorców, modele scoringowe mogą pomagać podjąć decyzję na przykład o odnowieniu limitu na podstawie zachowania klienta (*behavioral scoring*), zapobiegać odpływowi klienta (*attrition scoring*), sugerują, któremu klientowi wysłać propozycję nowego produktu (*mail solicitation scoring*), pomagają ocenić prawdopodobieństwo odzyskania przez bank należności (*collection scoring*) oraz dają natychmiastową odpowiedź czy dany wydatek z karty może być dokonany (*authorization scoring*)¹⁸.

Ogólnie, ze względu na dziedzinę, w której wykorzystywany jest scoring, dzielimy go na bankowy, ubezpieczeniowy, marketingowy, i in. (wykorzystywany m.in. w medycynie, w kwestii podatków itp.)¹⁹

W marketingu scoring, wykrywając dobrych klientów pomaga ograniczyć koszty i nastawić się tylko na tę grupę usługobiorców. Sygnalizuje także, który klient jest skłonny do zerwania umowy. Wtedy albo nie proponuje się temu klientowi podpisania umowy, albo, gdy jest już podpisana, podejmuje się kroki, aby do jej zerwania nie doszło. Poza tym scoring wspomaga proces autoryzacji kart płatniczych, zapobiegając wydawaniu przez klienta więcej pieniędzy niż wynosi przyznany limit. Limit ten nie jest znany klientowi i zmienia się w zależności od czasu regulowania zobowiązań, ilości wydanych pieniędzy przez ostatnie 12 miesięcy, dnia miesiąca (jeżeli jest koniec miesiąca a środki na konto jeszcze nie wpłynęły limit się zmniejsza), ilości środków, które wpłynęły w stosunku do tych, które zwykle wpływają.

Medycyna również coraz częściej korzysta z metod punktowych oceniając stan pacjentów. Tablice scoringowe służą m.in. do oceny ryzyka wystąpienia zawału czy oceny ryzyka operacji. Carpenter i Emery opracowali system określający ryzyko nagłej śmierci niemowlęcia. Na ocenę wpływały zmienne takie jak: wiek matki, liczba

^{16, 17, 19} A.Janc, M.Kraska, *Credit-scoring, nowoczesna metoda oceny kredytowej*, Biblioteka Menadżera, Warszawa 2001.

¹⁸ M. Gruszczynski, *Prognozowanie ryzyka kredytowego*, Materiały z konferencji naukowej „Prognozowanie w zarządzaniu firmą”, Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej im.Oskara Lange’go, Wrocław 1997.

wcześniejszych ciąży, czas drugiego stadium rodzenia, waga niemowlęcia, problemy z karmieniem, stan remontu domu pod koniec pierwszego miesiąca po urodzeniu. Golding natomiast oparł budowę swojego systemu na 15 zmiennych mających charakter raczej epidemiologiczny (miesiąc porodu, nałogi matki).²⁰

Innym zastosowaniem scoringu są modele Z-score, oceniające przyszłą wypłacalność klienta. Mierzą one ryzyko bankructwa firmy i są świetnym uzupełnieniem systemów scoringu stosowanych do oceny zdolności kredytowej firm.

Jako przykład takiego modelu podamy model wykorzystywany przez Bank Francji do oceny prawdopodobieństwa bankructwa małych i średnich przedsiębiorstw.²¹

Tabela 2 Przykładowy model Z-score.

Postać funkcji: $Z = -1,255 R_1 + 2,003 R_2 - 0,824 R_3 + 5,221 R_4 - 0,689 R_5 - 1,164 R_6 + 0,706 R_7 + 1,408 R_8$			
Oznaczenie wskaźnika	Definicja wskaźnika	Wartość parametrów	Wpływ wskaźnika na wartość indeksu Z
R ₁	koszty finansowe / wynik finansowy brutto	-1,255	41,7%
R ₂	stałe środki finansowe / majątek trwały brutto + kapitał pracujący	2,003	18,9%
R ₃	samofinansowanie / całkowite zadłużenie finansowe	-0,824	11,8%
R ₄	wynik finansowy brutto / obrót handlowy	5,221	8,0%
R ₅	dług handlowy / rachunek zakupu TTC (wraz z podatkami)	-0,689	9,3%
R ₆	stopa wzrostu wartości dodanej: $\frac{W_{Dn} - W_{Dn-1}}{W_{Dn-1}}$	-1,164	3,7%
R ₇	zapasy na prace bieżące – na prace przyszłe + należności / produkcja	0,706	4,9%
R ₈	zakup majątku trwałego / wartość dodana	1,408	1,7%
Punkt odcięcia (cut-off)			
Z < 0,25 - duże prawdopodobieństwo upadku firmy			
0,25 < Z < 1,125 – firma o sytuacji niepewnej (przechodzi do drugiego etapu analizy)			
Z > 1,125 - małe prawdopodobieństwo upadku firmy			

Zródło: A.Janc, M.Kraska, *Credit-scoring, nowoczesna metoda oceny kredytowej*, s 148.

Ciekawe zastosowanie scoringu znalazło miejsce w przemyśle okrętowym. Straż graniczna USA, w trosce o bezpieczeństwo ludzi i środowiska naturalnego, używa metody punktowej do oceny statków, które zamierzają wpłynąć do amerykańskich portów. Analizuje się takie zmienne jak wiarygodność właściciela oraz użytkownika statku (0 albo 5 pkt.), towarzystwa klasyfikacyjnego, któremu statek podlega (0, 5), bandery, pod jaką pływa (0, 7) a także śledzi się historie statku (0, 1, 5), ocenia jego typ (0, 1, 2). Wynikiem analizy jest liczba punktów, wg której jednostka zaklasyfikowana zostaje do jednej z czterech grup priorytetu.²²

1. Priorytet I: co najmniej 17 punktów, wejście do portu może być wstrzymane dopóki statek nie zostanie przebadany przez straż graniczną;

^{20,21} A.Janc, M.Kraska, *Credit-scoring, nowoczesna metoda oceny kredytowej*, Biblioteka Menadżera, Warszawa 2001.

²² O przynależności do danej grupy mogą zdecydować inne, poza punktowe, kryteria.

2. Priorytet II: 7 do 16 punktów, operacje przeładunkowe mogą być wstrzymane dopóki statek nie zostanie przebadany przez straż graniczną;
3. Priorytet III: 4 do 6 punktów, nie ma żadnych ograniczeń dotyczących czynności wykonywanych w porcie, jednostka prawdopodobnie zostanie przebadana w porcie;
4. Priorytet IV: poniżej 4 punktów, statek o niskim ryzyku, żadnych ograniczeń²³.

Z punktu widzenia statystyki jest to bardzo prosty model, nie dyskwalifikuje go to jednak jako ciekawego przykładu oceny ryzyka. Podobne systemy są używane również przez władze innych portów na całym świecie²⁴.

IV. Zalety i wady

Tabela 3. Zalety i wady metody scoringowej

Zalety i wady metody scoringowej	
Zalety	Wady
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Prostota stosowania ▪ Szerokie zastosowanie ▪ Ograniczenie kosztów analizy ▪ Skrócenie czasu weryfikacji ▪ Automatyzacja i obiektywizm oceny ▪ Możliwość wtórnego wykorzystania danych ▪ Jednolitość procesu oceny ▪ Zmniejszenie liczby złych decyzji (kontrola i przewidywanie) ▪ Zwiększenie wydajności pracy 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Szybka dezaktualizacja systemu ▪ Mała elastyczność ▪ Kosztowne wdrażanie ▪ Błędy w danych ▪ Brak analizy jakościowej ▪ Dyskryminacja niektórych grup społecznych ▪ Problem z doбором kryteriów ocen ▪ Zbytnia ogólnikowość ▪ Ograniczenia ze strony prawa ▪ Problemy ze spełnieniem założeń funkcji statystycznych

Zródło: opracowanie własne

Pomimo występujących wad, scoring, dzięki swojej prostocie i skuteczności, jest powszechnie stosowanym systemem. Ciężko sobie wyobrazić działalność bankową pozbawioną metody punktowej. Ważne jest jednak to, że scoring jest obecny także w innych dziedzinach nauki, służy nie tylko do oceny kredytobiorców. Nie ulega wątpliwości, że w przyszłości wykorzystywanie przedstawionych metod będzie się zwiększać. Różnorodność metodologiczna oraz uniwersalna funkcjonalność zapewni scoringowi popularność wszędzie tam, gdzie potrzebna jest automatyczna, obiektywna ocena obiektu, w natłoku rutynowych decyzji.

²³ Internet, www.uscg.mil/hq/g-m/pscweb.

²⁴ Por. strona internetowa Porozumienia Paryskiego www.parismou.org.

Bibliografia:

1. Capiga M., *Zastosowanie metody punktowej*, Bank, marzec 1998
2. Chmaj D., *Analiza dyskryminacyjna na rynku kapitałowym*, www.futures.sisco.pl
3. Fico Credit Scoring, Professional Financial Advisors, Inc., www.financialadvisor.com/ficocredit.htm
4. Gruszczynski M., *Prognozowanie ryzyka kredytowego*, Materiały z konferencji naukowej „Prognozowanie w zarządzaniu firma”, Wydawnictwo Akademii Ekonomicznej im. Oskara Lange’go, Wrocław 1997
5. Gruszczynski M., *Scoring logitowy w praktyce bankowej a zagadnienie koincydencji*, Bank i Kredyt, maj 1999
6. Janc A., Kraska M., *Credit-Scoring. Nowoczesna metoda oceny kredytowe*, Biblioteka Menadżera, Warszawa 2001
7. Kulawik J., *Modele scoringowe w kredytowaniu rolnictwa USA i Kanady*, Bank i Kredyt, lipiec-sierpień 1996
8. Kuryłek W., *Credit scoring – podejście statystyczne*, Bank i Kredyt, czerwiec 2000
9. Matuszyk A., *Przyglądając się kredytobiorcom*, Bank, luty 2003
10. Pieczkowski M., *Credit scoring przy masowej emisji kart kredytowych*, Bank marzec 1999
11. Prokopowicz D., *Scoring metodą automatyzacji procedur kredytowych i narzędziem ograniczania ryzyka kredytowego banku*, Wiek XXI, 1/2003
12. Siarka P., *Zastosowanie metod dyskryminacyjnych w skoringu kredytowym klientów instytucji finansowych*, www.p.siarka.webpark.pl
13. Thomas L.C., *A Survey of Credit and behavioral scoring; forecasting financial risk of lending to consumers*, University of Edinburgh, UK, s. 18.
14. www.bank.pl
15. www.parismou.org
16. www.uscg.mil/hq/g-m/pscweb