Agnieszka LANGNER

NOWOCZESNE MODELE ZARZĄDZANIA RYZYKIEM KREDYTOWYM

W ciągu ostatnich lat największe instytucje finansowe zaczęły wspomagać się w swoich decyzjach, dotyczących pożyczek korporacyjnych modelami pomiaru ryzyka kredytowego. Na taki stan rzeczy wpłynął fakt, że dług korporacyjny charakteryzuje się mniejszymi premiami za ryzyko oraz mniejszą stabilnością niż w przypadku dużych portfeli detalicznych, ze względu na niższy stopień ich dywersyfikacji. Ponadto o wiele trudniej oszacować ryzyko tak, by mogło ono zostać właściwie wycenione. Do najbardziej znanych modeli, funkcjonujących obecnie na rynkach finansowych, zalicza się: J.P. Morgan *CreditMetrics/CreditManager*, Credit Suisse Financial Products' *CreditRiskPlus*, McKinsey & Company *CreditPortfolioView* oraz KMV's *Portfolio Manager*.

Założeniem modeli jest pomoc w kwantyfikowaniu, agregowaniu oraz zarządzaniu ryzykiem kredytowym poprzez określenie prawdopodobieństwa wystąpienia trudnych sytuacji dla pojedynczego kredytobiorcy *ex ante*. Wspomniane modele mają również szerokie zastosowanie do szacowania zagregowanego ryzyka kredytowego w skali całego portfela kredytów, a także do optymalizacji aktywów pożyczkowych. Generują one rozkład potencjalnych strat wynikających z ryzyka kredytowego, który jest wykorzystywany w celu pomiaru dochodowości transakcji w relacji do ryzyka, jakie wnosi ona do portfela kredytów. Wyniki odgrywają coraz większą rolę w procesach pomiarów rezultatów działania, analizy dochodowości klienta, aktywnego zarządzania portfelem, a także przy wyznaczaniu limitów koncentracji oraz określaniu wielkości wymaganego kapitału (z określonym poziomem ufności) na pokrycie nieoczekiwanych strat kredytowych.

1. Klasyfikacja modeli zarządzania ryzykiem kredytowym

W literaturze przedmiotu wyróżnia się kilka kryteriów podziału modeli szacujących ryzyko portfela kredytów. Większość modeli, zaliczana jest do dwóch kategorii:

- modeli strukturalnych, które opisują bankructwo firmy poprzez jej poziom aktywów i zobowiązań,
- modeli o zredukowanej postaci, które upraszczają mechanizm bankructwa poprzez modelowanie bankructwa bezpośrednio z wstrząsów zewnętrznych.

Najnowsze modele, oparte na wycenie neutralnej względem ryzyka, próbują łączyć te dwa podejścia.

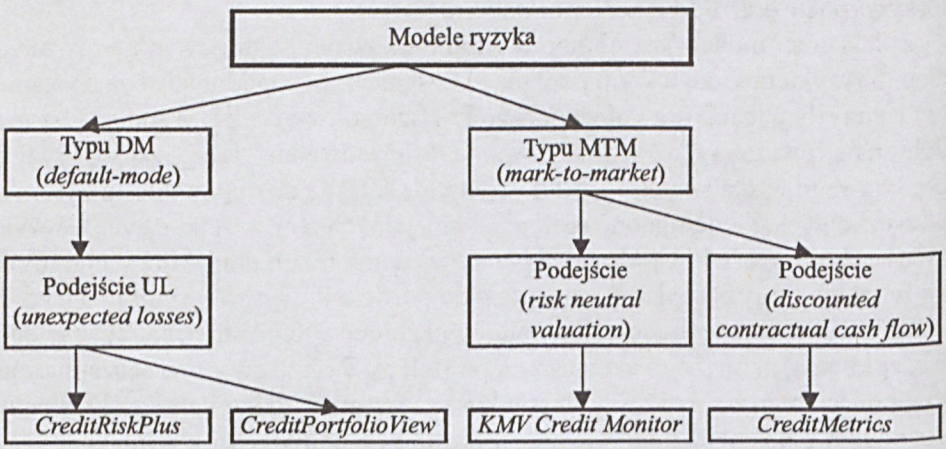
Kolejne kryterium podziału stanowi podłoże merytoryczne wykorzystywane w metodologii modeli. Wśród tej kategorii rozróżnia się[1]:

- modele oparte na modelu Mertona – model firmy KMV *CreditManager* oraz *CreditMetrics* firmy J.P. Morgan,
- modele ekonometryczne – *CreditPortfolioView* firmy McKinsey & Company,
- modele aktuarialne – *CreditRiskPlus* firmy Credit Suisse Financial Products'.

Inna systematyka wyodrębnia tylko modele rozpatrujące jedynie dwa stany: bankructwa i niebankructwa, wobec modeli szacujących również portfel w stanach migracji do innych kategorii ratingowych. Ponadto wspomina się również o modelach czynnikowych, w których zależność pomiędzy indywidualnymi stanami bankructwa jest wynikiem wpływu niewielkiej ilości czynników systematycznych.

Rysunek 1 przedstawia podział modeli ryzyka kredytowego, wykorzystujących informacje statystyczne.

Ze względu na ograniczoną objętość opracowania, w pracy przedstawiona zostanie metodologia następujących modeli zarządzania ryzykiem kredytowym banku,



Rys. 1. Podział nowoczesnych metod oceny ryzyka kredytowego

Źródło: J. Nowakowski, R. Jagiełło, *Nowoczesne modele ryzyka kredytowego*, Gazeta Bankowa 2001, nr 7

[1] J. Drzik, *The Seven Stages of Risk Management*, RMA, Oliver, Wyman & Company, 1998, s. 12.

funkcjonujących na światowych rynkach finansowych: *CreditPortfolioView* firmy McKinsey & Company, model *Loan Analysis System* firmy KPMG, modele umieralności oraz *CreditRiskPlus* firmy Credit Suisse First Boston.

2. Model *CreditPortfolioView* firmy McKinsey & Company

CreditPortfolioView jest modelem pomiaru ryzyka migracji ratingowych i utraty zdolności płatniczej opracowanym przez Wilsona dla firmy konsultingowej McKinsey & Company w 1997 roku. Jest to model wieloczynnikowy, umożliwiający symulację warunkowych prawdopodobieństw migracji ratingowych i utraty zdolności płatniczej dla spekulacyjnych kredytobiorców z różnych branż i państw. Modelowe prawdopodobieństwa są wyznaczane przez zestaw czynników makroekonomicznych, do których można zaliczyć między innymi:

- stopę bezrobocia,
- dynamikę produktu krajowego brutto,
- poziom stóp procentowych,
- kursy wymiany walut,
- stopę oszczędności ludności,
- poziom wydatków rządowych,
- podaż pieniądza,
- deficyt budżetowy.

Metodologia modelu bazuje na założeniu silnego związku przyczynowo-skutkowego między stanem rozwoju gospodarki kraju a cyklem kredytowym. Innymi słowy, na podstawie dowodów empirycznych[2] zakłada się, że zmiany prawdopodobieństw jakości kredytowej, a w szczególności prawdopodobieństwa utraty zdolności płatniczej są wrażliwe na stan cyklu koniunkturalnego. Co więcej, prawdopodobieństwo pogorszenia się klasyfikacji kredytowej bądź wejścia w stan niewypłacalności może być w niekorzystnych fazach cyklu znacznie większe niż w fazach korzystnych. Zależność ta stanowi kluczowy element modelu Wilsona.

W modelu *CreditPortfolioView* – czynniki i efekty cykliczne koniunktury znajdujące odzwierciedlenie w zmianach prawdopodobieństw migracji ratingów – uwzględniono bezpośrednio modelując relacje między prawdopodobieństwem zmiany klasyfikacji a czynnikami makroekonomicznymi oraz symulując czasową ewolucję prawdopodobieństwa zmiany klasyfikacji poprzez poddawanie tego modelu „wstrząsom" makroekonomicznym.

[2] Badania wewnętrznych systemów ratingowych wielu dużych banków wskazują, że duża część portfela kredytowego (do 60%) może być zaliczona do grupy podmiotów spekulacyjnych. Charakterystyczną cechą omawianej grupy jest wysoki poziom zależności (i wrażliwości) poziomu *default rates* od cyklu koniunkturalnego.

Model Wilsona umożliwia oszacowanie macierzy warunkowych prawdopodobieństw migracji ratingów, która w odróżnieniu od macierzy migracji agencji ratingowych, takich jak Moody's czy Standard & Poor charakteryzuje się dużą wrażliwością na bieżące warunki makroekonomiczne. Macierze migracji agencji ratingowych prezentują średnie prawdopodobieństwa migracji obserwowane w ciągu wielu lat, pokrywające kilka cykli koniunkturalnych. Wadą tak oszacowanych prawdopodobieństw jest zniekształcenie poziomów prawdopodobieństw migracji. Można zauważyć, że[3]:

$$\frac{SPD}{HPD} > 1 \text{ w okresie recesji, a } \frac{SPD}{HPD} < 1 \text{ w okresie dobrej koniunktury,}$$

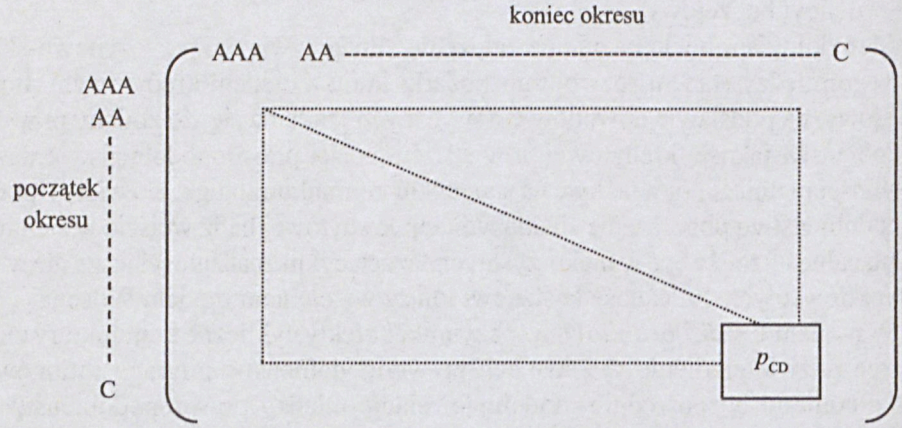
gdzie:

SPD – wyznaczone symulacyjnie prawdopodobieństwo utraty zdolności płatniczej dla kredytobiorcy z grupy spekulacyjnej,

HPD – historyczne prawdopodobieństwo upadłości.

W modelu *CreditPortfolioView* powyższą zależność stosuje się do obliczania warunkowych macierzy migracji. W modelowaniu poszczególnych wartości macierzy wykorzystuje się dopasowanie oparte na regresji liniowej, nieliniowej i innych metodach.

Istota metody symulacji makroekonomiczej jest przedstawiona w macierzy migracji kredytobiorców z danego kraju (rys. 2).



Rys. 2. Macierz migracji kredytobiorców

Źródło: A. Sandauers, *Metody pomiaru ryzyka kredytowego KMV, VAR, CreditMetrics, LAS, RAROC, Credit Risk Plus*, Dom Wydawniczy ABC, Kraków 2001, s. 65

[3] K.A. Froot, J.C. Stein, *Risk Management. Capital Budgeting and Capital Structure. Policy for Financial Institutions: An Integrated Approach*, Wharton University, Working Papers 1995, s. 172-173.

Każda komórka w macierzy migracji pokazuje prawdopodobieństwo, z jakim dany kontrahent, zaliczany na początku okresu do danej kategorii, znajdzie się z końcem tego okresu w innej określonej kategorii. Szacunkowe prawdopodobieństwo, że pożyczkodawca kategorii C (problematyczny) w ciągu jednego roku stanie się niewypłacalny, tzn. przejdzie z kategorii C do D zostało oznaczone symbolem p_{CD}.

Prawdopodobieństwo to będzie znacznie się zmieniać w zależności od fazy cyklu koniunkturalnego: w okresie recesji będzie większe niż w okresie ekspansji gospodarki. Ze względu na to, że suma współczynników prawdopodobieństwa w każdym wierszu musi wynieść 1, wzrost p_{CD} zrekompensowany zostanie zmniejszeniem innych współczynników, na przykład prawdopodobieństwa, że pożyczkobiorca zaliczany początkowo do kategorii C awansuje w ciągu roku do kategorii B lub A (odpowiednio p_{CB} i p_{CA}). Środek ciężkości prawdopodobieństwa w macierzy migracji w miarę pogłębiania się recesji przemieszcza się w kierunku południowo-wschodnim[4].

Zważywszy na to, warto pokreślić, że p_{CD} zmienia się z czasem t, zgodnie ze zmianami zespołu czynników makroekonomicznych, ujętych jednym wskaźnikiem – zmienną y. Modelując prawdopodobieństwo, że pożyczkobiorca kategorii C stanie się niewypłacalny w ciągu najbliższego okresu (np. rocznego). Można ogólnie stwierdzić, że[5]:

$$p_t = f(y_t), \quad \text{gdzie} \quad f' < 0.$$

gdzie:

p_t – prawdopodobieństwo niewypłacalności pożyczkobiorcy,

y_t – wskaźnik makroekonomiczny.

Oznacza to, że prawdopodobieństwo niewypłacalności pożyczkobiorcy jest malejącą funkcją stanu gospodarki. Wskaźnik makroekonomiczny można interpretować jako funkcję zespołu makroekonomicznych (systematycznych) zmiennych i w chwili t oraz (niesystematycznych) przypadkowych wstrząsów systemu ekonomicznego lub zachodzących w nim innowacji, opisanych rozkładem normalnym. Ogólnie mówiąc[6]:

$$y_t = g(X_{it}, V_t),$$

gdzie:

X_{it} – zmienne makroekonomiczne,

---

[4] W istocie wszystkie prawdopodobieństwa w ostatniej kolumnie macierzy (p_{AAA}, p_{AAD} itd.) zmieniają się zgodnie z fazami cyklu i można je modelować analogicznie jak w wypadku prawdopodobieństwa p_{CD}.

[5] Wilson modeluje równanie $p_t = f(y_t)$ jako funkcję logarytmiczną $p_t = 1/(1 + e^{-y_t})$. Ujęcie to ogranicza wartości p do przedziału (0, 1).

[6] T. C. Wilson, *Credit Portfolio Risk (I)*, Risk Magazine, October 1997, s. 59.

V_t – innowacje,
$i = 1, ..., n$,
$V_t \sim N(0, \sigma)$.

Zmienne makroekonomiczne, takie jak produkt krajowy brutto (PKB), poziom bezrobocia itd., można interpretować jako zdeterminowane własną historią (np. odroczony wzrost PKB), ale także wrażliwe na wstrząsy[7]. Tak więc[8]:

$$X_{it} = h(X_{it-1}, X_{it-2}, \ldots, \varepsilon_{it}).$$

gdzie ε_{it} to wstrząsy.

W celu lepszego dostosowania modelu w powyższych równaniach można wykorzystać różne modele makroekonomiczne. Różne też modele można zastosować w celu wyjaśnienia schematów zmian klasyfikacji w różnych krajach i branżach.

Ostatecznie można uzyskać następujący wzór na prawdopodobieństwo przejścia w ciągu najbliższego roku pożyczki problematycznej (kategorii C) do kategorii D[9]:

$$p_{it} = \frac{1}{1+e^{y_t}}$$

lub

$$p_t = f(X_{it-j}; V_t, \varepsilon_{it}).$$

Powyższe równanie w istocie modeluje determinanty prawdopodobieństwa zmiany klasyfikacji jako funkcję opóźnionych zmiennych makroekonomicznych, czynnika ogólnego wstrząsu ekonomicznego albo też innowacji oraz czynników wstrząsowych lub innowacji dla każdej zmiennej makroekonomicznej. Ponieważ zmienne makroekonomiczne są z góry określone, głównie zmiennymi oddziałującymi na prawdopodobieństwo niewypłacalności są wstrząsy oraz innowacje. Posługując się metodą strukturyzowanej symulacji Monte Carlo można wygenerować wartości wstrząsów i innowacji w przyszłych okresach, pojawiające się z takim samym prawdopodobieństwem, jakie obserwowano w przeszłości[10]. Symulowane

[7] Wilson modeluje zmienne makroekonomiczne jako poziomy zmiennych (a nie jako zmiany poziomów) i wiąże zmienne X_{it} z ich wartościami opóźnionymi poprzez proces autoregresji rzędu drugiego.

[8] T. C. Wilson, *Credit Portfolio Risk (II)*, Risk Magazine, November 1997, s. 42.

[9] T. C. Wilson, *Measuring and Managing Credit Portfolio Risk*, Unpublished Draft, 1997, s. 13.

[10] Wariancje i kowariancje zmiennych V_t oraz ε_{it} oblicza się z dopasowanego modelu (macierz Σ). Macierz tę rozkłada się następnie za pomocą rozkładu Cholesky'ego $\Sigma = AA'$, gdzie A oraz A' są macierzami symetrycznymi, a A' jest macierzą transponowaną macierzy A. Wstrząsy można symulować, mnożąc macierz A' przez liczby uzyskane z generatora liczb losowych: $Z_t \sim N(0, 1)$.

wartości V i ε można, wraz z dopasowanym modelem makroekonomicznym, wykorzystać w celu symulacji wartości p_{CD} w okresach t, $t + 1$, $t + 2$, ..., $t + n$ i tak dalej w przyszłość[11].

W dalszej fazie, w modelu *CreditPortfolioView* bezwarunkowa wartość każdego elementu macierzy zostaje skorygowana o iloraz wartości warunkowej tego elementu macierzy i jego wartości bezwarunkowej. Wynika to z tego, że bezwarunkowa macierz migracji nie doszacowuje ryzyka niewypłacalności słabych pożyczkobiorców w badanym okresie. Przyczyną tego jest fakt, że częstokroć (bezwarunkowa) wartość prawdopodobieństwa przejścia jest mniejsza od wartości szacowanej warunkowanej danym stanem gospodarki. Dlatego też jest rzeczą całkiem możliwą, że wielkości VaR pożyczek czy portfela kredytów – zwłaszcza w wypadku pożyczek gorszej jakości – nie są docenione. W celu skorygowania macierzy[12] – pamiętając, że suma elementów w każdym wierszu macierzy migracji musi być równa 1 – wykorzystuje się kilka procedur, między innymi liniowe i nieliniowe regresje poszczególnych elementów macierzy migracji o współczynnik[13]:

$$r_t = \frac{p_t^*}{p_t},$$

gdzie p_t^* to symulowane prawdopodobieństwo przejścia migracji pożyczki.

Dla kolejnego okresu $(t + 1)$ macierz migracji korygowana jest w analogiczny sposób, mnożąc wartości bezwarunkowe p przez

$$r_{t+1} = \frac{p_{t+1}^*}{p_{t+1}}.$$

Dla każdego roku w przyszłości $(t, t + 1, ..., t + n)$ otrzymane zostaną różne macierze migracji, odzwierciedlające symulowane oddziaływania wstrząsów makroekonomicznych na prawdopodobieństwa zmian klasyfikacji. Metodę Wilsona można stosować do symulacji prawdopodobieństw migracji w dowolnym horyzoncie czasowym[14].

Bezwarunkowa macierz migracji (zakładająca stabilny proces Markowa), oparta na danych historycznych, może zostać zastąpiona symulowaną macie-

[11] H. U. Koyluoglu, A. Hickman, *A Generalized Framework for Credit Risk Portfolio Models*, Risk Magazine 1998, no. 3 9, s. 2.

[12] Procedura tego postępowania opiera się zasadniczo na zastosowaniu operatora przesunięcia (nazywanego parametrem wrażliwości ryzyka systematycznego) z równoczesnym postawieniem warunku, że przesunięte wartości w każdym wierszu macierzy migracji dają w sumie 1.

[13] *CreditPortfolioView. Approach Document,* McKinsey & Company, New York 1998, s. 80-94.

[14] P. Artzner, F. Delbaen, J. M. Eber, D. Heath, *Coherent Measures of Risk*, Risk Magazine, London 1998, s. 175.

rzą migracji M_t. Przy dowolnej danej aktualnej klasyfikacji pożyczki rozkład wartości pożyczki oparty na prawdopodobieństwach zmian klasyfikacji macierzy M_t, skorygowanych o czynniki makroekonomiczne, można wykorzystać do obliczenia VaR w perspektywie jednego roku – w podobny sposób, jak modelu *CreditMetrics*.

Można również obliczać szacowane wielkości VaR w dalszych horyzontach czasowych. Mnożąc macierze dla kolejnych lat, otrzymuje się nową macierz[15]:

$$M_{t,t+1} = M_t \cdot M_{t+1}.$$

Ostatnia kolumna nowej macierzy daje symulowane skumulowane prawdopodobieństwa, że pożyczki zaliczane na początku okresu do różnych kategorii przejdą w ciągu badanego okresu do kategorii D (niewypłacalność).

Znaczenie dywersyfikacji w modelu *CreditPortfolioView* można najlepiej zaobserwować w kontekście czynników wstrząsów makroekonomicznych (czyli ryzyka niesystematycznego) U oraz V, określających prawdopodobieństwo wejścia pożyczkobiorcy z upływem czasu w stan niewypłacalności. Gdy dywersyfikacja portfela rośnie – w modelu *CreditPortfolioView*, na przykład na skutek udzielenia pożyczek klientom z różnych krajów – względne znaczenie ryzyka niesystematycznego w stosunku do ryzyka systematycznego maleje, a w konsekwencji maleje również ekspozycja portfela pożyczek na wstrząsy makroekonomiczne[16].

Do najważniejszych udogodnień zawartych w omawianym modelu należą:

- wyraźne modelowanie faktycznego rozdziału strat uzależnionego od liczby i wielkości kredytów w portfelu,
- rozdział strat jest uzależniony od sytuacji w gospodarce i w państwie i nie bazuje jak inne modele tylko na średnich historycznych,
- straty są mierzone na bazie *mark-to-market* zarówno dla zaangażowań, które mogą podlegać likwidacji, jak i tych, które nie mogą,
- model może być wykorzystywany zarówno dla pojedynczych kredytobiorców, jak i określonych ich grup w ramach portfela,
- model ujmuje niepewność związaną ze stopami odzysku i ryzykiem kraju[17].

---

[15] L. V. Carty, *Moody's Ratings Migration and Credit Quality Correlations*, Moody's Report, 1997, s. 127.

[16] Symulacje Monte Carlo w obrębie tego modelu pokazują, że dla portfela silnie zdywersyfikowanego na różne kraje strata w wypadku najgorszym przy poziomie ufności 99% powinna być *ceteris paribus* mniejsza niż dla portfela pożyczek udzielonych firmom z jednego kraju czy jednej branży.

[17] *Credit Risk Models at Major U. S. Banking Institutions: Current State of the Arts and Implications for Assessment of Capital Adequacy*, Federal Reserve System Task Force on Internal Credit Risk Models 1998, s. 297.

3. Metoda wyceny neutralnej względem ryzyka – model *Loan Analysis System* firmy KPMG

Próby wykorzystania prawdopodobieństw neutralnych względem ryzyka oparto na założeniu, że aktywa są przedmiotem obrotu na rynku, na którym inwestorzy są gotowi zaakceptować, w odniesieniu do dowolnego instrumentu ryzykownego, taką samą oczekiwaną rentowność, jaką obiecują aktywa bezpieczne (wolne od ryzyka). W takiej sytuacji ceny wszystkich aktywów można ustalić, dyskontując związane z tymi aktywami oczekiwane przyszłe przepływy pieniężne stopą bezpieczną[18]. Powyższą relację – gdy oczekiwana rentowność instrumentu ryzykownego jest równa stopie bezpiecznej – można wykorzystać do ustalenia implikowanego neutralnego względem ryzyka prawdopodobieństwa niewypłacalności (zwanego też równoważną miarą martyngałową). Oszacowane przyszłe ryzyko niewypłacalności papieru wartościowego porównywane jest z historycznymi współczynnikami prawdopodobieństwa zmiany klasyfikacji (zwanymi często współczynnikami naturalnymi). Należy przy tym podkreślić, że w wypadku aktywów ryzykownych szacowane z góry prawdopodobieństwo neutralne względem ryzyka nie jest równe mierze naturalnej (stwierdzanej empirycznie wartości prawdopodobieństwa migracji).

Powszechnie stosowane są dwie metody wyprowadzania neutralnych względem ryzyka współczynników prawdopodobieństwa:

- z marż obligacji zerokuponowych,
- z cen akcji.

Wyprowadzanie współczynników prawdopodobieństwa neutralnych względem ryzyka z różnicy stóp dochodowości obligacji ryzykowanych (np. obligacji przedsiębiorstw) i obligacji bezpiecznych (skarbowych) zakłada, że zerokuponowe krzywe dochodowości albo są dane, albo można je skonstruować. Jak zostało zauważone, w stanie równowagi, zakładanym przy wycenie neutralnej względem ryzyka, oczekiwana rentowność obligacji ryzykowanych musi być równa rentowności bezpiecznej (z bezpiecznych obligacji skarbowych), a zatem[19]:

$$p_1(1 + k_1) = 1 + i_1,$$

[18] W wypadku instrumentów pochodnych, dla których instrument pierwotny sam jest przedmiotem obrotu, cena neutralna względem ryzyka jest prawidłowa – bez względu na preferencje inwestorów. Dzieje się tak dlatego, że za pomocą instrumentu pierwotnego można doskonale zabezpieczyć instrument pochodny, tworząc portfel bezpieczny. Kiedy portfel jest bezpieczny, jego oczekiwana rentowność jest równa stopie bezpiecznej.

[19] R. Marschal, *On risk neutral pricing of CDOs*, Columbia Business School, New York 2002, s. 276.

gdzie:

p_1 – implikowane neutralne względem ryzyka prawdopodobieństwo zapłaty w pierwszym roku,

$1 + k_1$ – oczekiwana rentowność (ryzykownych) rocznych obligacji przedsiębiorstwa,

$1 + i_1$ – bezpieczna rentowność rocznych obligacji skarbowych.

Dla uproszczenia zakłada się, że jeśli obligacje ryzykowne przestaną być obsługiwane, strata spowodowana niewypłacalnością wynosi 1, czyli że posiadacz obligacji nie otrzyma nic.

Implikowane neutralne względem ryzyka prawdopodobieństwo odmowy zapłaty określa formuła:

$$p_1 = \frac{1+i_1}{1+k_1}.$$

Neutralne względem ryzyka prawdopodobieństwo odmowy zapłaty wynosi:

$$p_1^* = 1 - p_1,$$

gdzie p_1^* to neutralne względem ryzyka prawdopodobieństwo odmowy zapłaty.

Neutralne względem ryzyka prawdopodobieństwo odmowy zapłaty w latach 2, 3, ..., n, można wyprowadzić w dwóch etapach, wykorzystując w tym celu stopy terminowe, implikowane przez krzywe skarbowych obligacji zerokuponowych oraz zerokuponowych obligacji przedsiębiorstwa. W pierwszej kolejności należy określić roczne oczekiwane stopy terminowe dla obligacji przedsiębiorstwa i obligacji skarbowych z danych krzywych zerokuponowych. Następnie oblicza się implikowane neutralne względem ryzyka prawdopodobieństwo odmowy zapłaty na podstawie terminowych stóp procentowych. Metoda ta pozwala określić całą strukturę czasową przewidywanych względem ryzyka współczynników prawdopodobieństwa.

Przedstawiona metoda pozwala prognozować, na podstawie różnic cen i stóp dochodowości obligacji, neutralne względem ryzyka prawdopodobieństwo, że konkretny emitent odmówi obsługi obligacji. Postępowanie to wymaga zaliczenia pożyczkobiorcy do konkretnej kategorii klasyfikacji kredytowej (a tym samym dostosowania krzywej dochodowości do danej kategorii) oraz wykorzystania relacji między cenami a stopami dochodowości obligacji ryzykownych i bezpiecznych (skarbowych).

Ujęcie alternatywne polegające na **wyprowadzaniu neutralnych względem ryzyka współczynników prawdopodobieństwa z cen akcji** wykorzystuje modele wyceny opcji oraz ceny akcji i zmienność tych cen. Prognozowane prawdopodobieństwo neutralne względem ryzyka w odniesieniu do konkretnego pożyczkobiorcy może być również wyliczone z modelu wyceny opcji typu Mertona. Z modelu,

w którym akcję interpretuje się jako opcję kupna na aktywa firmy, wynika bowiem, że prawdopodobieństwo iż wartość aktywów firmy w terminie wygaśnięcia długu będzie większe niż wartość nominalna. Neutralne względem ryzyka prawdopodobieństwo niewypłacalności jest zatem równe[20]:

$$p_1^* = 1 - (N_1(k)),$$

gdzie $N_1(k)$ jest obszarem położonym poniżej krzywej rozkładu normalnego, odnoszącego się do zmiennej k, która z kolei zależy od wartości aktywów firmy, zmienności tej wartości, poziomu dźwigni finansowej, czasu do wygaśnięcia oraz wartości stopy bezpiecznej.

Podobnie jak w wypadku modelu KMV ani wartość rynkowa aktywów firmy, ani zmienność tej wartości nie są bezpośrednio obserwowane. Wartości te trzeba iterować z obserwowalnych cen akcji oraz zmienności tych cen. Współczynnik neutralny względem ryzyka potencjalnie pozwala przewidywać zmiany współczynnika naturalnego, co oznacza, że za jego pomocą można prognozować rzeczywiste migracje klasyfikacji i wypadki niewypłacalności.

Relację między współczynnikiem neutralnym względem ryzyka i naturalnym współczynnikiem prawdopodobieństwa niewypłacalności najlepiej można zinterpretować w kategoriach premii na pokrycie ryzyka. Różnica między dochodowością rocznych instrumentów bezpiecznych oraz ryzykownych (w rodzaju obligacji przedsiębiorstw) odzwierciedla bowiem neutralne względem ryzyka prawdopodobieństwo niewypłacalności oraz stratę spowodowaną niewypłacalnością[21]:

$$\varphi_1 = p_1^* \cdot LGD,$$

gdzie:

φ – różnica między dochodowością rocznych instrumentów bezpiecznych oraz ryzykownych,

LGD – strata spowodowana niewypłacalnością.

Premię na pokrycie ryzyka możemy też interpretować jako wielkość rekompensującą inwestorom zarówno oczekiwaną, jak i nieoczekiwaną stratę na ryzykownych pożyczkach[22]:

$$\varphi_1 = \varepsilon_1 + u_1,$$

---

[20] A. Kuritzkes, *Transforming Portfolio Management*, Banking Strategies 1998, no. 7-8, s. 57-62.

[21] M. Borkovec, A. Szimayer, *How to Explain a Corporate Credit Spread*, Universität München, Working Papers, 1999, s. 97.

[22] J. Fons, *An Approach to Forecasting Default Rates*, Moody's Special Report, Journal 1999, s. 18.

gdzie:

ε_1 – oczekiwana strata na ryzykownych pożyczkach,

u_1 – nieoczekiwana strata na ryzykownych pożyczkach.

Ponadto przyjmuje się, że strata oczekiwana jest równa iloczynowi historycznego prawdopodobieństwa niewypłacalności[23] oraz straty spowodowanej niewypłacalnością[24]:

$$\varepsilon_1 = t_1 \cdot LGD,$$

gdzie t_1 to historyczne prawdopodobieństwo niewypłacalności.

Składnik straty nieoczekiwanej można uznać za równy iloczynowi prawdopodobieństwa niewypłacalności oraz straty spowodowanej niewypłacalnością[25].

Po odpowiednich przekształceniach powyższych wzorów, otrzymuje się:

$$p_1^* \cdot LGD = (t_1 \cdot LGD) + u_1.$$

Powyższe można rozwiązać zarówno dla p_1^*, jak i dla u_1 (premia na nieoczekiwaną stratę).

Neutralne względem ryzyka współczynniki prawdopodobieństwa można wykorzystać przy ustalaniu wymaganej premii na pokrycie ryzyka kredytowego związanego z daną pożyczką. W tym celu należy rozwiązać względem s równanie[26]:

$$E(NPV) = \frac{\left[\left(1-p_1^*\right)\left(1+r+s\right)\right] + p_1^*(1-LGD)}{1+r}.$$

Rozszerzenie zakresu analizy poza horyzont jednego roku wymaga rozszerzenia schematu wyceny w taki sposób, by obejmował on pożyczki wieloletnie z szeregiem możliwości, na przykład przeszacowania marży pożyczki w razie zmiany klasyfikacji innej niż przejście w stan niewypłacalności, oraz uwzględniał karne opłaty

[23] Może to być na przykład historyczny współczynnik prawdopodobieństwa zdarzenia polegającego na tym, że pożyczkobiorca kategorii B staje się niewypłacalny w ciągu jednego roku.

[24] C.C. Finger, *The One-factor Credit Risk Model in the New Basle Capital Accord*, Risk Metrics Journal 2001, no. 2, s. 15.

[25] Inaczej niż w modelu *CreditMetrics*, gdzie zakłada się, że VaR (czyli nieoczekiwana utrata wartości) jest związana z konkretną pożyczką, w tym ujęciu straty nieoczekiwane są powiązane z kategorią kredytową pożyczkobiorcy. Co więcej, CreditMetrics dopuszcza zmianę wartości pożyczki, spowodowaną zarówno poprawą, jak i pogorszeniem się klasyfikacji, podczas gdy prosty model neutralny względem ryzyka zakłada tylko dwa stany: niewypłacalność lub wypłacalność.

[26] A.M. Santamero, *Commercial Bank Risk Management: An Analysis of the Process*, University of Pennsylvania, Working Papers 1995, s. 247.

dla pożyczkobiorców przedterminowo spłacających pożyczki. W tym celu w modelu *Loan Analysis System* wykorzystano ścieżki migracji, co pozwala dopasować siatkę wyceny, odzwierciedlającą politykę banku w stosunku do pożyczkobiorców różnych kategorii. Dzięki tej metodzie można ocenić, czy siatka wyceny jest dobra czy zła w sensie oczekiwanej wartości bieżącej netto, poprzez sprowadzenie czy wartość $E(NPV)$ jest większa czy też mniejsza od 1. Ponadto możliwe jest ustalenie całkowitej wartości $E(NPV)$ dla kilkuletniej pożyczki. Dodatkowo w modelu przyjmuje się założenia odnośnie do marż (siatka wyceny) i opłat za przedterminową spłatę. W model ten można również wbudować inne aspekty struktury pożyczki – górne pułapy oprocentowania, schematy amortyzacji itd.; możliwe jest również obliczanie w jego ramach wartości ryzykowanej[27].

4. Modele umieralności

Narzędzia pomiaru ryzyka kredytowego i zarządzania nim oparte na ideach zaczerpniętych z dziedziny ubezpieczeń stanowią najnowsze osiągnięcia finansów ze wszystkich dotąd prezentowanych. Powszechnie korzysta się z dwóch zastosowań pomysłów ubezpieczeniowych zaczerpniętych z:

- ubezpieczeń na życie,
- ubezpieczeń nieruchomości.

Pomysł leżący u podstaw **analizy umieralności**, opracowany przez Roberta Altmana w 1989 roku, wykorzystuje metodologię ustalania premii dla polis ubezpieczeń na życie. W celu oszacowania oczekiwanych strat dane na temat strat spowodowanych niewypłacalnością wykorzystuje się roczne, czyli krańcowe (*marginal mortality rate, MMR*) oraz wieloletne, czyli skumulowane (*cumulative mortality rate, CMR*) wskaźniki umieralności. Wskaźniki te otrzymywane są z tabel umieralności skonstruowanych na bazie danego portfela pożyczek czy obligacji oraz na podstawie historycznych doświadczeń z wypadkami niewypłacalności w obrębie tego portfela. Nieoczekiwane straty oblicza się, łącząc zmienność rocznych krańcowych wskaźników umieralności ze stratami spowodowanymi niewypłacalnością.

Wartość krańcowego wskaźnika umieralności dla pożyczek (obligacji) danej kategorii ratingowej dla każdego roku ich trwania w założonym horyzoncie czasowym określa formuła[28]:

[27] Jak pokazali Belkin i in. (1998), model LAS można wykorzystać do obliczania VaR. I tak na przykład w prostym przypadku wielkość VaR można obliczyć, stosując metodologię do wyceny pożyczki w perspektywie rocznej. Możliwe jest również uwzględnienie zmienności marży poprzez założenie, że sama zmiana klasyfikacji kredytowej jest zmienną (analitycy z KPMG mówią w tym wypadku o „ryzyku Z").

[28] E.I. Altman, A. Saunders, *Credit Risk Measurement: Developments Over the Last 20 Years*, Journal of Banking and Finance vol. 21, 1993, nr 11, s. 1721-1733.

$$MMR_i = \frac{\text{całkowita wartość obligacji danej kategorii, które przestały być obsługiwane w badanym roku}}{\text{całkowita wartość obligacji danej kategorii w obiegu w badanym roku}}.$$

Średnia ważona powyższych wskaźników, obliczona z uwzględnieniem względne wielkości emisji w poszczególnych latach[29], wprowadzana jest do tabeli umieralności. Z kolei, średni krańcowy wskaźnik umieralności w danym roku dla określonej kategorii obligacji ($\overline{MMR_i}$) oblicza się ze wzoru[30]:

$$\overline{MMR_i} = \sum_{i=1}^{N} MMR_{1i} \cdot w_i,$$

$$\sum_i w_i = 1,$$

gdzie N jest liczbą lat w badanym okresie.

Prawdopodobieństwo, że pożyczka czy obligacja przestanie być obsługiwana w okresie dłuższym niż jeden rok, czyli skumulowany wskaźnik umieralności, szacuje się, określając w pierwszej kolejności relację między tym wskaźnikiem a wskaźnikiem przeżywalności (*survival rate, SR*):

$$MMR_i = 1 - SR_i,$$

czyli

$$SR_i = 1 - MMR_i;$$

zatem[31]:

$$CMR_N = 1 - \prod_{i=1}^{N} SR_i,$$

gdzie *N* jest liczbą lat w okresie, dla którego oblicza się skumulowany wskaźnik umieralności.

Należy podkreślić, że każda z szacowanych wartości *MMR* charakteryzuje się w szczególności własnym błędem standardowym i poziomem ufności. Co więcej,

[29] Dzięki temu wartość średnia przesuwa się w kierunku lat, w których emisje były większe.

[30] R. Fraser, *Developments in Credit Portfolio Models*, CreditMetrics, 2001, s. 89.

[31] D.F. Bobbel, C. Merrill, *Economic Valuation Models for Insurers*, Wharton University, Working Papers 1997, s. 36.

można wykazać, że gdy liczba pożyczek czy obligacji w próbie zwiększa się, tzn. N rośnie, błąd standardowy wskaźnika umieralności zmniejsza się, czyli rośnie stopień pewności, z jakim szacunkowe wskaźniki *MMR* można wykorzystywać do przewidywania oczekiwanych strat poza próbą. Ponieważ w dowolnym okresie dana pożyczka czy obligacja bądź to „umiera", bądź „przeżywa", błąd standardowy (σ) wskaźnika *MMR* wynosi:

$$\sigma = \sqrt{\frac{MMR_i(1 - MMR_1)}{N}},$$

czyli po przekształceniu:

$$N = \frac{MMR_i(1 - MMR_1)}{\sigma^2}.$$

Zastosowanie skrajnie rygorystycznych zasad dotyczących stabilności oszacowań przyjmowane przez aktuariuszy przy wycenie oraz prognozowaniu wyników poza obszarem próby, wymaga systemu informacji o wielkiej liczbie pożyczek komercyjnych. Badania empiryczne dowiodły, że minimalna wielkość próby powinna wynosić co najmniej 100 000 pożyczek, gdyż błąd standardowy wskaźnika umieralności jest malejącą funkcją wielkości próby. Aby uzyskać wymaganą wielkość próby, potrzeba opracowania we współpracy wielu banków „krajowej tabeli umieralności pożyczek". Mogłaby ona spełniać taką samą rolę przy ustalaniu rezerw bankowych na oczekiwane straty na pożyczkach jaką spełniają krajowe demograficzne tabele umieralności przy wycenie ubezpieczeń na życie.

5. *CreditRiskPlus* firmy Credit Suisse First Boston

CreditRiskPlus, opublikowany w 1997 roku, wykorzystuje model podobny do ubezpieczeniowego, gdzie zjawisko związane z ryzykiem może wystąpić z danym prawdopodobieństwem. Metodologia modelu jest analogiczna do tego, jaki służy do określania ryzyka straty na polisie ubezpieczenia nieruchomości na wypadek pożaru, a zatem i premii dla tej polisy. *CreditRiskPlus* jest modelem ryzyka niewywiązania się kredytobiorcy ze swych zobowiązań. Jest przykładem podejścia *default mode*. Dla każdego dłużnika przewiduje dwa warianty końcowe: powstanie nieregularnej sytuacji zaangażowania (*default*) albo prawidłowe uregulowanie wszelkich wymagalnych płatności (*non-default*), koncentrując się przy tym na pomiarze oczekiwanych i nieoczekiwanych strat. W pierwszym wypadku bank ponosi stratę w określonej wysokości, równą wielkości zaangażowania kredytowego. Model ten nie przewiduje natomiast żadnych zmian klasyfikacji. Wynika to z tego,

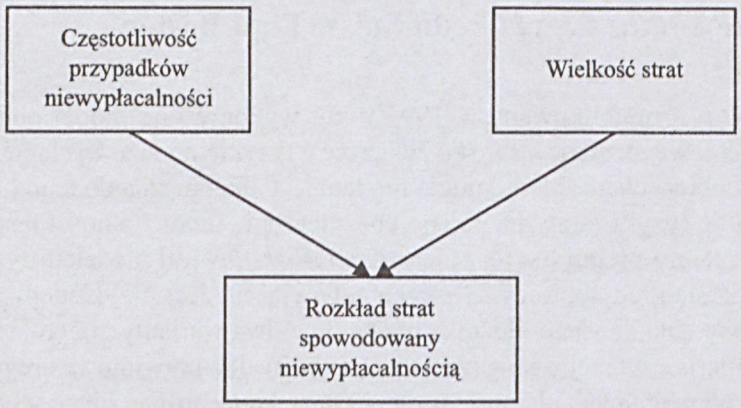
że model *CreditRiskPlus* ujmuje ryzyko marży jako element ryzyka rynkowego, a nie kredytowego.

W metodzie *CreditRiskPlus* wyróżnia się dwa podejścia. W **pierwszym podejściu** występują dwie zmienne ryzyka, determinujące poziom strat:

- Liczba sytuacji utraty zdolności płatniczej. W tym wypadku *CreditRiskPlus* modeluje niewypłacalność jako zmienną ciągłą z pewnym rozkładem prawdopodobieństwa. W modelu zakłada się, że prawdopodobieństwo niewypłacalności dla każdej pożyczki jest niewielkie i niezależne od niewypłacalności innych pożyczek. Zatem korelacja współczynników niewypłacalności jest zerowa. Założenie to powoduje, że rozkład prawdopodobieństwa dla portfela pożyczek przypomina rozkład Poissona.
- Dotkliwość strat (zmienna w poszczególnych przedziałach zmienności zaangażowań). *CreditRiskPlus* uwzględnia fakt, że wielkość strat jest niepewna. Ze względu jednak na trudność pomiaru dotkliwości straty w wypadku konkretnej pożyczki wielkości strat (ekspozycje pożyczkowe) są zaokrąglane i ujmowane w tzw. pasma, czyli przedziały. Im większe są te pasma, tym model jest dokładniejszy.

Oba rodzaje niepewności – związane z częstotliwością wypadków niewypłacalności oraz z wielkością strat – dają pewien rozkład strat w każdym paśmie ekspozycji na ryzyko. Sumując straty ze wszystkich pasm ekspozycji na ryzyko, otrzymuje się rozkład strat dla całego portfela pożyczek. Na rysunku 3 pokazano związek pomiędzy dwoma rodzajami niepewności oraz rozkład strat spowodowanych niewypłacalnością.

Rozkłady współczynników niewypłacalności i wskaźników strat charakteryzują się zazwyczaj grubszymi ogonami niż wskazuje na to rozkład łącznych strat, przy założeniu rozkładu Poissona. Rozkład Poissona dla poszczególnych współczyn-



Rys. 3. Model *CreditRiskPlus* firmy CSFP

Źródło: A. Goodarzi, R. Kohan, *Loan Prepayment Modeling*, KDD Workshop on Data Mining in Finance, Stanford University, 1998, s. 92

ników niewypłacalności oraz ujmowania strat w pasmach jest dość symetryczny i zbliżony do rozkładu normalnego – zbliża się do niego coraz bardziej w miarę wzrostu liczby pożyczek w portfelu.

W związku z powyższym, w **drugim, rozszerzonym podejściu** modelu *CreditRiskPlus* wprowadzono dodatkowe źródło niepewności (czynnik ryzyka): zmienność wartości średniego prawdopodobieństwa utraty zdolności płatniczej w czasie (czyli wraz z cyklem koniunkturalnym), modelowaną za pomocą rozkładu Gamma. I tak na przykład w okresie ekspansji gospodarki średni współczynnik niewypłacalności jest niski, a w okresie kryzysu może istotnie wzrosnąć. W konsekwencji w modelu występują związki korelacyjne między poszczególnymi kredytami w portfelu, wynikające z różnej elastyczności przypadków utraty zdolności płatniczej poszczególnych kredytobiorców względem ich średniego prawdopodobieństwa niewypłacalności w poszczególnych sektorach. Zmiany średniego wskaźnika niewypłacalności można modelować w kategoriach wrażliwości na czynniki charakterystyczne dla różnych niezależnych sektorów (mogą nimi być kraje lub branże). I tak na przykład prawdopodobieństwo niewypłacalności jakiejś firmy może być wrażliwe na jakiś czynnik charakterystyczny dla gospodarki jednego kraju oraz na jakiś czynnik charakterystyczny dla gospodarki innego kraju. Można pokazać, że w takim wypadku korelacja niewypłacalności w modelu *CreditRiskPlus* jest dana wzorem[32]:

$$\rho_{AB} = (m_A m_B)^{1/2} \sum_{k=1}^{N} \Theta_{Ak}\, \Theta_{Bk} \left(\frac{\sigma_k}{m_k} \right)^2,$$

gdzie:

ρ_{AB} – korelacja niewypłacalności między dłużnikiem A i dłużnikiem B,
m_A – średni współczynnik niewypłacalności dla dłużników typu A,
m_B – średni współczynnik niewypłacalności dla dłużników typu B,
Θ_{Ak} – alokacja zmienności współczynnika niewypłacalności dłużnika A na N sektorów,
Θ_{Bk} – alokacja zmienności współczynnika niewypłacalności dłużnika B na N sektorów,
$(\sigma_k/m_k)^2$ – proporcjonalna zmienność współczynnika niewypłacalności w sektorze k.

Przy odpowiednim modelowaniu możliwe jest uzyskanie rozkładu strat (oczekiwanych i nieoczekiwanych), charakteryzującego się znanymi z obserwacji grubymi ogonami.

[32] CSFB, *CreditRiskPlus: A Credit Risk Management Framework*, Technical Documentation, Credit Suisse First Boston 1997, s. 98.

Niewypłacalność x_k dla k^{th} sektora jest opisywana rozkładem Gamma o parametrach α_k i β_k[33]:

$$x_k \sim \Gamma[\alpha_k, \beta_k],$$

gdzie:

$$\alpha_k = \frac{\mu_k^2}{\sigma_k^2}, \quad \beta_k = \frac{\sigma_k^2}{\mu_k^2},$$

μ_k – średnia niewypłacalność,
σ_k – zmienność.

W pojedynczym sektorze niewypłacalność kredytobiorcy jest skalowana do niewypłacalności sektora, opisywanej rozkładem Gamma. W przypadku portfela kredytów niewypłacalność kredytobiorcy jest skalowana do średniej ważonej niewypłacalności sektora[34]:

$$p|_X = \overline{p} \sum_k \omega_k \frac{x_k}{\mu_k},$$

gdzie:

$\overline{p}$ – bezwarunkowa niewypłacalność,
ω_k – waga w sektorze k, $\sum_k \omega_k = 1$.

Znajomość kształtu rozkładu strat portfela kredytów umożliwia określenie odpowiednich standardów bezpieczeństwa i procedur kredytowych, mających na celu zabezpieczenie finansowania potencjalnych strat. Z powodzeniem można też obliczyć wymagany kapitał na pokrycie ryzyka. Wymagany kapitał obliczony za pomocą modelu *CreditRiskPlus* jest zbliżony do takich miar, jak utracony zysk albo wartość księgowa kapitału, a nie do pełnej wartości rynkowej kapitału ekonomicznego, jak w modelu *CreditMetrics*. Wynika to z tego, że model CSFP nie przewiduje żadnych zmian klasyfikacji oprócz przejścia w stan niewypłacalności. Wielką zaletą tego modelu jest jednak to, że wymaga on bardzo skromnej ilości danych. Podstawowymi danymi wyjściowymi są dla niego średnie współczynniki niewypłacalności oraz wielkości strat dla różnych przedziałów strat w obrębie portfela pożyczek; oba rodzaje danych są łatwe do zgromadzenia bądź to ze źródeł wewnętrznych, bądź też zewnętrznych.

Zgodnie z założeniami metody *CreditRiskPlus*, w celu finansowania strat kredytowych należy wykorzystywać następujące środki zabezpieczające:

---

[33] M. Gordy, *A Comparative Anatomy of Credit Risk Models*, Journal of Banking and Finance 1999, no. 8, s. 47.

[34] H. U. Koyluoglu, A. Hickman, *A Generalized Framework for Credit Risk Portfolio Models*, Oliver, Wyman & Company, New York 1998, s. 2-3.

- odpisy na standardowe koszty działalności kredytowej w celu zapewnienia finansowania oczekiwanych strat portfela,
- kapitał ekonomiczny zapewniający finansowanie strat nieoczekiwanych,
- ukryte rezerwy stanowiące zabezpieczenia na wypadek ekstremalnych strat przekraczających oszacowaną VaR portfela kredytowego dla założonego przedziału ufności szacowanych strat.

Podsumowanie

Krytycy nowoczesnych metod zarządzania ryzykiem kredytowym podkreślają, że zaprezentowane modele są skomplikowane nie tylko w swych formułach matematycznych, ale wyniki których dostarczają, są trudne do porównania z tradycyjną analizą fundamentalną. Ponadto argumentuje się, że modele te nie zostały poddane dokładnym testom (podkreśla się, że powinny przejść cały cykl kredytowy), a ich rezultaty ulegają zbyt dużym wahaniom (*volatility*), dostarczając fluktuacji wyników, co może doprowadzić do podejmowania nieodpowiednich decyzji kredytowych. Dodatkowo zarzuca się, że występuje w nich brak jakościowej informacji, dotyczącej zarządu badanej firmy. Niemniej jednak należy zwrócić uwagę, że metodologia prezentowanych form zarządzania ryzykiem kredytowym oparta jest na danych rynkowych, których zmiany wartości są rzeczywiste. Wartość aktywów badanej firmy, wyceniana przez wszystkich uczestników rynku, zawiera ocenę zarządu firmy. Powszechnie zwraca się uwagę, że proces przyznania kredytu musi być uzupełniony o stały dopływ aktualnych danych rynkowych, które przełożą się na aktywny proces podejmowania decyzji. Nowoczesne modele zarządzania ryzykiem kredytowym dysponują szybszą informacją od agencji ratingowych i systemów księgowych. Powodem tego jest fakt, że wspomniane narzędzia korzystają z wielotysięcznych, ogólnie dostępnych oraz regularnie aktualizowanych baz danych, dotyczących rynków finansowych. Informacje te są niezależne od danych opartych na systemach księgowych, które z kolei są wolne, jeśli chodzi o adaptację do zmian zachodzących na rynkach finansowych. Dodatkowo powszechnie stosuje się wiele sposobów, pozwalających uciec od tradycyjnych księgowych konwencji, które nie biorą pod uwagę określonych typów transakcji (na przykład zysk przed obsługą długu, opodatkowaniem i amortyzacją, zysk gotówkowy i inne). Przekłada się to na nieodpowiednie decyzje, dotyczące polityki kredytowej banku. Brane są niewłaściwe zabezpieczenia transakcji oraz marże nieodpowiadające relacji ryzyko – dochód. Dlatego też wewnętrzna analiza fundamentalna oparta na wskaźnikach finansowych powinna być uzupełniona o zdolność pomiaru i modelowania ryzyka, jakie dają modele kredytowe. Pozwalają one na ocenę faktu, co nie jest możliwe w przypadku analityka kredytowego, którego ocena, co prawda poparta wieloletnim doświadczeniem i wiedzą, zawsze pozostanie do pewnego stopnia su-

biektywna. Ponadto wspomniane modele stanowią efektywną, z punktu widzenia kosztów, formę niezależnego szacowania ryzyka połączoną z procesem wspomagającym efektywną dywersyfikację portfela.

Bibliografia

Altman E. I., Saunders A., *Credit Risk Measurement: Developments Over the Last 20 Years*, Journal of Banking and Finance vol. 21 1993, nr 11

Artzner P., Delbaen F., Eber J. M., Heath D., *Coherent Measures of Risk*, Risk Magazine, London 1998

Bobbel D. F., Merrill C., *Economic Valuation Models for Insurers*, Wharton University, Working Papers 1997

Borkovec M., Szimayer A., *How to Explain a Corporate Credit Spread*, Universitat Muchen, Working Papers, 1999

Carty L. V., Fons J. S., *Measuring Changes in Corporate Credit Quality*, Moody's Special Report, November 1998

Credit Risk Models at Major U. S. Banking Institutions: Current State of the Arts and Implications for Assessment of Capital Adequacy, Federal Reserve System Task Force on Internal Credit Risk Models 1998

CSFB, *CreditRiskPlus: A Credit Risk Management Framework*, Technical Documentation, Credit Suisse First Boston 1997

Drzik J., *The Seven Stages of Risk Management*, RMA, Oliver, Wyman & Company, 1998

Finger C. C., *The One-factor Credit Risk Model in the New Basle Capital Accord*, Risk Metrics Journal 2001, no. 2

Fons J., *An Approach to Forecasting Default Rates*, Moody's Special Report, Journal, 1999

Fraser R., *Developments in Credit Portfolio Models*, CreditMetrics, 2001

Froot K. A., Stein J. C., *Risk Management. Capital Budgeting and Capital Structure. Policy for Financial Institutions: An Integrated Approach*, Wharton University, Working Papers 1995

Goodarzi A., Kohan R., *Loan Prepayment Modeling*, KDD Workshop on Data Mining in Finance, Stanford University, 1998

Gordy M., *A Comparative Anatomy of Credit Risk Models*, Journal of Banking and Finance 1999, no. 8

Koyluoglu H. U., Hickman A., *A Generalized Framework for Credit Risk Portfolio Models*, Risk Magazine 1998, no. 39

Kuritzkes A., *Transforming Portfolio Management*, Banking Strategies 1998, no. 7-8

Marschal R., *On Risk Neutral Pricing of CDOs*, Columbia Business School, New York 2002

McKinsey & Company, *CreditPortfolioView. Approach Document*, McKinsey & Company 1998

Nowakowski J., Jagiełło R., *Nowoczesne modele ryzyka kredytowego*, Gazeta Bankowa 2001, nr 7

Sandauers A., *Metody pomiaru ryzyka kredytowego KMV, VAR, Credit Metrics, LAS, RAROC, Credit Risk Plus*, Dom Wydawniczy ABC, Kraków 2001
Santamero A. M., *Commercial Bank Risk Management: An Analysis of the Process*, University of Pennsylvania, Working Papers 1995
Wilson T. C., *Credit Portfolio Risk (I)*, Risk Magazine, October 1997
Wilson T. C., *Credit Portfolio Risk (II)*, Risk Magazine, November 1997
Wilson T. C., *Measuring and Managing Credit Portfolio Risk*, Unpublished Draft, 1997

NEW MODELS OF CREDIT RISK MANAGEMENT

Summary

In the past few years, major advances in credit risk analytics have led to the proliferation of a new breed of sophisticated credit portfolio risk models. A number of models have been developed, including both proprietary applications developed for internal use by leading-edge financial institutions, and third party applications intended for sale or distribution as software. These new models allow the user to comprehensively measure and quantify credit risk at both the portfolio and contributory level, which was not possible previously. As such, they have the potential to cause profound changes to the leading business, accelerating the shift to active credit portfolio management, and eventually leading to an "internal models" reform of regulatory credit risk capital guidelines. Models for measuring credit portfolio risk require several input parameters - firstly, to quantify the loss risk from the individual positions and, secondly, to take the pairwise interdependencies, which are determined by joint risk drivers, into account at the portfolio level. Considering the loss that a bank can expect from a typical buy and hold transaction (assumption: no premature disposal is possible or attractive), it is obvious that such a loss is already made up of three uncertain components:

Expected Loss = Default Probability · (Outstanding Exposure · (1-Recovery Rate))

Usually estimation of the probability of default is initially based on an individual credit analysis (rating) but can vary considerably over the time horizon of the loan contract. The expected exposure at the time of default (discounted, outstanding interest and repayment) is likewise an uncertain value in the common case of unused lines of credit e.g. Finally, the recovery rate is calculated as a percentage of outstanding nominal exposures and can depend on the future marketability of tangible collateral, hardly predictable work-out costs, etc. Credit-risk-measurement models are using the proliferation of public data and its products, available electronically and updated regularly, to provide a constant flow of information that is quite independent of the accounting-based data that has been the backbone of financial analysis for so many years. No model is ideal. All have individual strengths and weaknesses. But all bring value to the manager whose intent to understand risk and measure it as accurately and as often as possible.