

Evaluarea riscului de credit din perspectiva Acordului Basel

Oana Miruna DĂNILĂ

Academia de Studii Economice, București
oanamirunadanila@yahoo.com

Rezumat. *Riscul de credit reprezintă unul din principalele riscuri aferente activității bancare, cu impact direct asupra performanțelor băncii. În prezent, băncile au la dispoziție o gamă largă de opțiuni pentru determinarea cerințelor de capital pentru acoperirea riscului de credit. Abordările bazate pe modele interne de rating, introduse prin Basel II, permit băncilor să utilizeze propriile estimări pentru cuantificarea riscului de credit cu efect direct asupra adecvării capitalului.*

Studiul de față își propune elaborarea unui model de scoring pentru cuantificarea probabilității de nerambursare având la bază informații cantitative și determinarea puterii de predictivitate a situațiilor de nerambursare. Totodată am avut în vedere determinarea unor variabile calitative cu impact asupra capacității de rambursare a societăților.

Cuvinte-cheie: model de scoring; probabilitate de nerambursare; model logit; variabile calitative; risc de credit.

Cod JEL: J08.

Cod REL: 12E.

1. Introducere

În condițiile actualei crize financiare mondiale băncile trebuie să fie pregătite sau să se pregătească rapid pentru a promova schimbarea. Un domeniu care necesită atenție și acțiune prioritară rămâne legătura mai strânsă dintre capitalul unei bănci și riscurile pe care aceasta poate să și le asume, pentru a proba că este o instituție financiară stabilă și condusă eficient.

Riscul de credit reprezintă unul din principalele riscuri aferente activității bancare, iar managementul acestuia are o influență majoră asupra performanțelor băncii.

Acordul Basel II a oferit băncilor o arie mai largă de opțiuni pentru determinarea cerințelor de capital pentru acoperirea riscului de credit. Cele trei abordări propuse au grade de complexitate diferite, conferind băncilor posibilitatea de a opta pentru una din variante funcție de necesitățile lor, de profilul de risc și de strategia autorităților de supraveghere naționale.

Abordarea standard reprezintă o variantă mai complexă a acordului Basel I și prevede, în principal, atribuirea anumitor grade de risc fiecărui element de activ bilanțier și din afara bilanțului, în funcție de tipul entității de risc și de garanțiile aferente, bazate pe evaluările externe efectuate de agențiile internaționale de rating și de alte instituții de profil.

Abordările pe baza ratingurilor interne (IRB) permit diferențierea mai mare a riscului în funcție de ratingurile stabilite pe plan intern de instituțiile de credit. Băncile trebuie să folosească propriile estimări ale indicatorului probabilității de nerambursare (PD) și să utilizeze estimările făcute de autoritatea de supraveghere pentru pierderea produsă de nerambursare (LGD) și expunerea la nerambursare (EAD) – (în cazul IRB de bază) sau chiar estimări proprii și pentru celelalte componente ale riscului de credit (în cazul IRB avansată).

Abordările bazate pe modelele interne de rating depind de acuratețea estimării probabilității de nerambursare.

În prezent numeroși specialiști discută dacă noile modalități de abordare privind riscul de credit au constituit o îmbunătățire a cadrului de reglementare sau dacă nu cumva au alimentat criza în condițiile în care Basel II a permis băncilor să utilizeze propriile estimări pentru cuantificarea riscului de credit cu efect direct asupra adecvării capitalului (Ranjit, 2009, p. 3). Dar totuși amendamentele pe care Basel III le-a adus nu vizează modificări de substanță privind modalitățile de abordare a riscului de credit.

În acest context, în prezenta analiză am urmărit elaborarea unui model de scoring pentru cuantificarea probabilității de nerambursare având la bază informații cantitative (indicatori economico-financiar). Totodată am avut în

vedere și determinarea variabilelor calitative cu impact asupra capacității de rambursare a societăților. În elaborarea modelului am utilizat informații (situațiile financiare ale unui eșantion de societăți cu angajamente bancare) ce au fost extrase din baza de date a unei societăți bancare din România⁽¹⁾.

2. Estimarea probabilității de nerambursare

Estimarea probabilității de nerambursare este primul pas pentru determinarea și evaluarea riscului de credit. Problemele majore în estimarea probabilității de nerambursare sunt generate de limitarea informațiilor necesare.

Abordarea bazată pe modelele interne de rating depinde de acuratețea estimării probabilității de nerambursare. Comitetul Basel propune trei metode de bază pe care băncile le pot utiliza pentru calcularea probabilității de nerambursare:

- ratingul extern mediu al contrapartidei;
- estimarea prin modele privind riscul de credit;
- calcule bazate pe date istorice sau categorii de rating aferente portofoliului de credite al băncii.

Modelarea riscului de credit și determinarea probabilității de nerambursare au fost teme dezvoltate de numeroși cercetători, începând cu studiile realizate de Beaver (1966, 1968) și Altman (1968) privind utilizarea analizei liniar discriminante (linear discriminant analysis) pentru prezicerea falimentului unei companii. În prezent există mai multe abordări pentru modelarea riscului de credit.

Modele structurale, care au la bază Merton Option Pricing Model - tratează capitalul propriu ca o opțiune pe activul societății. Valoarea de piață a companiei depinde de prețul și volatilitatea acțiunilor. Nerambursarea apare când valoarea de piață estimată a companiei atinge valoarea prestabilită de nerambursare (default barrier).

Modele fundamentale, care au în vedere estimarea probabilității de nerambursare în baza unor factori determinanți – informații financiare ale companiei. Aceste modele sunt utilizate, în special, în cazul societăților necotate, pentru care nu există date privind valoarea de piață.

În această categorie se disting trei grupe – *modele macroeconomice*, care au în vedere determinarea probabilității de nerambursare funcție de starea economiei (acestea sunt utilizate în special pentru determinarea probabilității de nerambursare sectoriale), *modele credit scoring*, care au la baza date financiar-contabile ale societății, și *modele bazate pe rating*.

Dintre aceste modele cele mai utilizate sunt modelele credit scoring. Acestea au în vedere determinarea unei corelații între situația economico-financiară a societății și situațiile de nerambursare. Indicatorii financiari folosiți în credit scoring au în vedere profitabilitatea, gradul de îndatorare, lichiditatea, serviciul datoriei etc. Variabilele selectate sunt cele care au putere discriminatorie pentru a determina frecvența nerambursării în urma realizării unor analize univariante.

Modelele credit scoring folosesc o serie de tehnici statistice pentru determinarea probabilității de nerambursare, începând cu analiza liniară discriminantă (LDA) propusă de Beaver (1966) și Altman (1968) până la modele econometrice, cu o largă utilizare în zilele noastre.

În ultimii ani s-au dezvoltat abordări alternative ce utilizează metode nonparametrice: rețele neurale, fuzzy algorithms, K-nearest neighbor. Deși unele studii realizate de Galindo & Tamayo (2000) și Caiazza (2004) au evidențiat că utilizarea modelelor nonparametrice determina obținerea unor rezultate mai bune, alte studii – Altman, Marco & Varetto (1994) și Yang (1999) – au evidențiat contrariul.

Analiza liniară discriminantă are ca principală ipoteză faptul că societățile sunt împărțite în două categorii: în faliment și nonfaliment. Funcția discriminantă sau funcția scor a societății este:

$$Z = v_1 \times x_{1,j} + v_2 \times x_{2,j} + \dots + v_n \times x_{n,j} = \mathbf{V}^T \times \mathbf{X}_i$$

în care:

$v_j, j = 1, \dots, n$ – coeficienții discriminanți;

$X_{j,i}, j = 1, \dots, n$ – indicatorii financiari ai societății.

Coeficienții discriminanți sunt aleși astfel încât să maximizeze funcția obiectiv

$$F = [\mathbf{V}^T(\mu_F - \mu_{NF})]^2 / \mathbf{V}^T \Sigma \mathbf{V},$$

în care

μ_F și μ_{NF} sunt vectori care colectează valoarea medie a ratelor financiare ale societăților în faliment și nonfaliment și Σ - matricea de covarianță.

După determinarea coeficienților $v_i, i = 1, \dots, n$, funcția scor este folosită pentru determinarea societăților în faliment și nonfaliment.

Dacă $\mathbf{V}^T \times \mathbf{X}_i + \alpha < 0$, firma este în faliment, unde α este o constantă determinată în funcție de informațiile istorice privind nerambursarea.

Modelele de tipul scorului Z exprimă indirect probabilitatea de nerambursare.

Probabilitatea de faliment se determină folosind următoarea formulă:

$$p_F(X_i) = 1 / [1 + \exp(V^T \times X_i + \beta)],$$

în care:

$$\beta = \alpha + \log(p_{NF} / p_F)$$

p_F și p_{NF} – probabilitatea ca firma să fie în faliment, respectiv nonfaliment.

Metoda scorul Z a lui Altman este cea mai cunoscută aplicare a scoringului de credit pentru determinarea falimentului.

Funcția Z score (Altman, 2000) este următoarea:

$$Z = 0,012X_1 + 0,014 X_2 + 0,033 X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5,$$

în care:

X_1 – capitalul circulant/total activ;

X_2 – profit/total activ;

X_3 – EBIT/total activ;

X_4 – valoarea de piață a capitalului propriu/valoarea nominală a datoriilor;

X_5 – vânzări/total activ.

Modelele econometrice au la bază în special modelele logit și probit.

Literatura de specialitate a consacrat modelele logit ca fiind cea mai utilizată tehnică pentru determinarea probabilității de nerambursare. Ohlson (1980) și Platt & Platt (1990) au realizat primele studii folosind modelul logit. Laitinen (1999) a folosit procese de selecție automată pentru a selecta setul de variabile folosite în modele liniare și logistice.

Cea mai utilizată aplicație comercială care are la bază modelul logit este *Moody's KMV EDF RiskCalc Model*. Această aplicație determină frecvența probabilității de nerambursare (EDF – expected default frequency) a companiilor în baza informațiilor din raportările financiare. Modelul utilizează următoarea funcție

$$EDF = F \left(\Phi \left(\sum_{i=1}^N \beta_i \times T_i(X_i) + \sum_{j=1}^K \gamma_j I_j \right) \right)$$

în care:

$x_i, i = 1, \dots, n$ – rate financiare;

$I_j, j = 1, \dots, K$ – indicatori variabili în funcție de sectorul de activitate;

Φ – distribuția normală;

F, T – transformate nonparametrice.

Modelul logit reprezintă o metoda directa de estimare a probabilității de nerambursare.

3. Model de scoring pentru cuantificarea probabilității de nerambursare

Având în vedere informațiile prezentate în subcapitolele anterioare, în continuare voi urmări realizarea unui model de scoring pentru cuantificarea probabilității de nerambursare.

3.1. Datele utilizate

În opinia mea un aspect important în implementarea unui sistem de rating performant îl reprezintă sistemul de colectare a datelor. În acest sens trebuie avute în vedere următoarele aspecte: accesul la date, calitatea acestora și managementul procesului.

Accesibilitatea datelor. Determinarea riscului de credit implică accesul la un volum mare de date. Pentru a fi eficient sistemul de acces al datelor trebuie să ofere posibilitatea accesării acestora (citirea, scrierea și actualizarea lor) cu un minim de intervenție din partea factorului uman.

Calitatea datelor. Sistemele de risc se bazează pe date cu o calitate ridicată. Deci un sistem performant trebuie să fie capabil să „repare” date lipsă sau incorecte; să identifice modalități de a îmbunătăți colectarea datelor; să reducă redundanța datelor. De asemenea, sistemul de management al calității datelor trebuie să fie capabil să integreze și să monitorizeze calitatea datelor provenite din diferite sisteme pentru a oferi o versiune corectă a acestora.

Datele utilizate pentru construirea modelului constau în raportările financiare ale 317 societăți comerciale cu angajamente bancare. Societățile au fost selectate dintr-un eșantion aleatoriu de 1.000 de societăți comerciale din categoria întreprinderilor mici și mijlocii, cu angajamente bancare, extras din baza de date a unei societăți bancare din România. Din cele 317 societăți comerciale selectate, 58 societăți au înregistrat credite neperformante⁽²⁾ în ultimul an de analiză, astfel încât rata creditelor neperformante în total eșantion de 16,6% să fie în corelație cu rata creditelor neperformante aferentă portofoliului de credite acordate acestui segment de clienți de către societatea bancară.

Criteriul avut în vedere pentru stabilirea eșantionului a fost obiectul de activitate în conformitate cu structura portofoliului de credite acordate IMM-urilor, pentru a se asigura o relevanță a rezultatelor obținute. Din eșantionul analizat au fost excluse societățile nou-înființate cărora li s-au acordat credite de investiții pentru începerea activității, precum și societățile din categoria „real estate” datorită specificului activității, care nu este relevant pentru analiza realizată.

Structura pe activități economice a societăților din eșantion este reprezentată în figura 1.

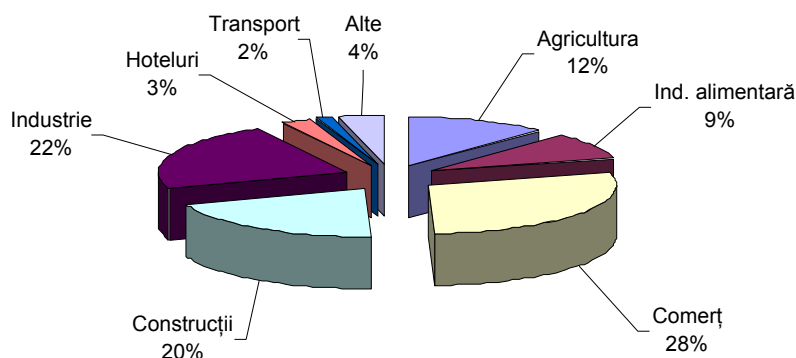


Figura 1. Repartizarea pe ramuri economice a societăților din eșantion

3.2. Selecția variabilelor

Variabilele exogene avute în vedere în prezenta analiză sunt doar de ordin cantitativ, respectiv indicatorii care evidențiază evoluția situației economico-financiare a societăților.

În prima etapă am avut în vedere selectarea a 14 indicatori economico-financiar relevanți pentru fiecare din cele cinci categorii ce reflectă situația economico-financiară a unei societăți (conform metodologiei propuse Altman et al., 2005), prezentați în tabelul 1.

Tabelul 1

Categorie	Indicatori
Profitabilitatea	Rentabilitatea comercială (marja de profit)
	Rentabilitatea financiară (ROE)
	Rentabilitatea economică (ROA)
	Rentabilitatea economică după ch cu dob. (ROI)
Lichiditatea	Lichiditatea curentă
	Lichiditatea imediată
Îndatorarea	Grad de îndatorare general
	Grad de acoperire a activelor TL cu surse pe TL
	Grad de finanțare a activelor totale din cap. prop.
Acoperirea dobânzii	EBITDA/Cheltuieli cu dobânzile
	EBIT/Cheltuieli cu dobânzile
Activitatea	Cifra afaceri/Active
	Furnizori/Cifra de afaceri
	Clienți/Datorii

În vederea determinării puterii discriminatorii a fiecărei variabile am realizat analize univariate pentru fiecare din cei 14 indicatori (conform metodologiei propuse de Fernandes, 2005). În urma acestora am reținut în analiză cinci variabile slab corelate între ele: rentabilitatea comercială, rentabilitatea economică, lichiditatea curentă, gradul de îndatorare general și acoperirea dobânzii.

Am avut în vedere ca relația între variabilele selectate și frecvența de nerambursare să fie clară și viabilă din punct de vedere economic, respectiv relația între fiecare din variabilele: rentabilitatea comercială, rentabilitatea economică, lichiditatea curentă, acoperirea dobânzii și frecvența de nerambursare este invers proporțională, respectiv o creștere a acestor indicatori implică o frecvență de nerambursare mai mică, în timp ce relația între gradul de îndatorare general și frecvența de nerambursare este direct proporțională, o creștere a acestui indicator implicând o frecvență de nerambursare mai mare.

În figurile 2-6 sunt prezentate relațiile dintre fiecare variabilă selectată și frecvența de nerambursare.

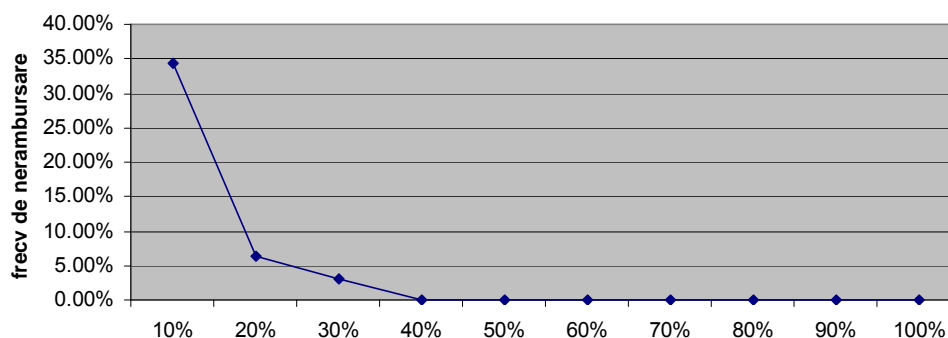


Figura 2. Relația între rentabilitatea comercială și frecvența de nerambursare

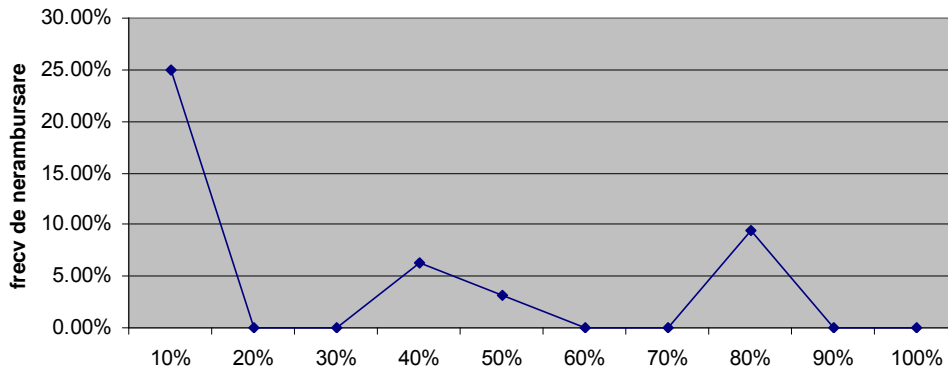


Figura 3. Relația între ROA și frecvența de nerambursare

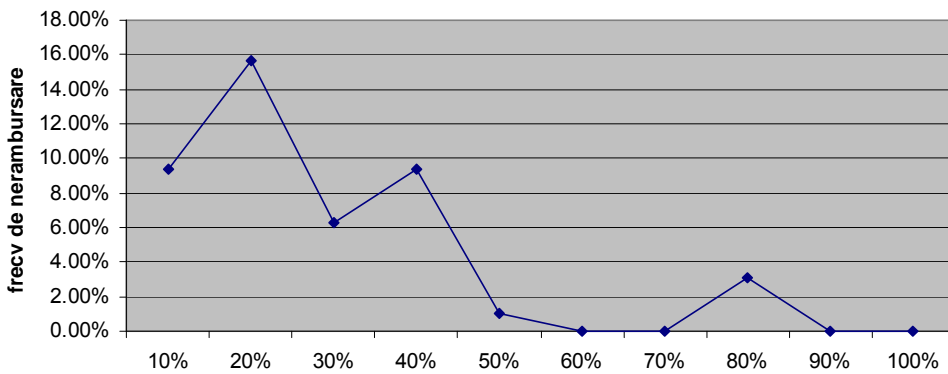


Figura 4. Relația între lichiditatea curentă și frecvența de nerambursare

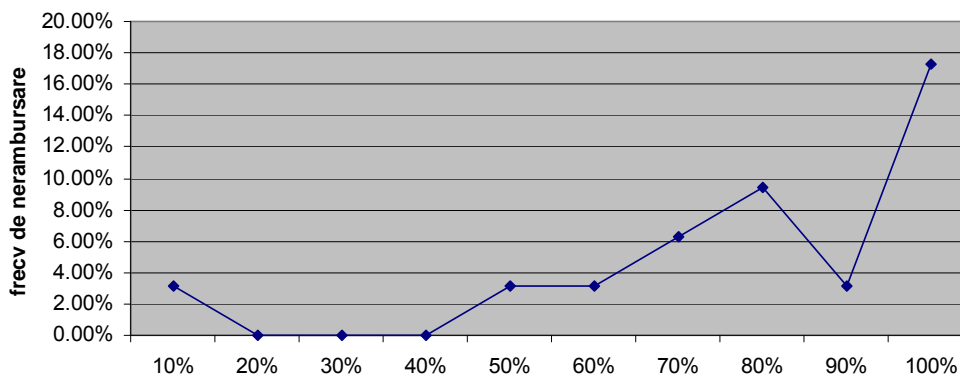


Figura 5. Relația între gradul de îndatorare și frecvența de nerambursare

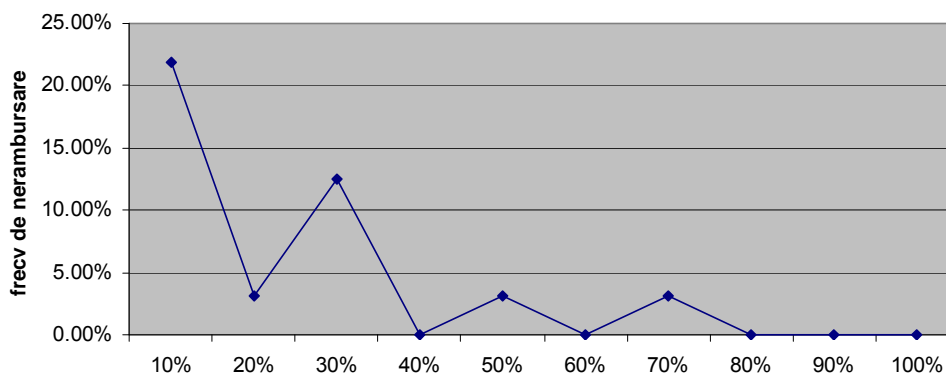


Figura 6. Relația între acoperirea dobânzii și frecvența de nerambursare

3.3. Modelul de scoring

Pentru determinarea probabilității de nerambursare am utilizat în continuare modelul logit (conform metodologiei propuse de Altman et al., 2005). Reprezentarea generală a modelului este:

$$Y_{it} = f(\beta_k, X_{it-1}^k) + e_{it},$$

în care:

Y_{it} – variabila dependentă este de tip binar și delimitează situațiile de nerambursare de cele de rambursare;

X_{it-1}^k – variabilele independente – reprezintă valorile pentru indicatorii selectați pentru cele i societăți.

Rezultatele obținute în urma estimării funcției logit în baza celor cinci variabile selectate $v1$ – rentabilitatea comercială, $v2$ – rentabilitatea economică, $v3$ – lichiditatea curentă, $v4$ – gradul de îndatorare, $v5$ – acoperirea dobânzii sunt:

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
V1	-0.312407	0.089443	-3.492818	0.0005
V2	0.067621	0.058591	1.154121	0.2485
V3	-0.034178	0.013798	-2.476983	0.0132
V4	0.000295	0.000175	1.683654	0.0922
V5	-0.053892	0.116278	-0.463480	0.6430
C	-1.224376	0.944995	-1.295644	0.1951

Având în vedere ca rezultatul obținut pentru variabila $v2$ (rentabilitate economică), respectiv semnul plus obținut (ceea ce implică că o creștere a acestei variabile determina o creștere a probabilității de nerambursare) nu este

corect din punct de vedere economic, iar în cazul variabilei $v5$ – acoperirea dobânzii – probabilitatea obținută de 0,643 depășește pragul admis de 0,05%, am considerat că modelul obținut nu poate fi revelant. Astfel am eliminat din analiză cele două variabile.

Folosind doar cei trei indicatori $v1$ – rentabilitatea comercială, $v3$ – lichiditatea curentă, $v4$ – gradul de îndatorare, pentru estimarea funcției logit multivariate, rezultatul obținut este următorul:

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
V1	-0.274833	0.069655	-3.945653	0.0001
V3	-0.034467	0.013765	-2.503992	0.0123
V4	0.000322	0.000164	1.963116	0.0496
C	-1.004333	0.891212	-1.126930	0.2598
Mean dependent var	0.044164	S.D. dependent var		0.205784
S.E. of regression	0.155796	Akaike info criterion		0.209707
Sum squared resid	7.597226	Schwarz criterion		0.257137
Log likelihood	-29.23849	Hannan-Quinn criter.		0.228653
Restr. log likelihood	-57.36402	Avg. log likelihood		-0.092235
LR statistic (3 df)	56.25106	McFadden R-squared		0.490299
Probability(LR stat)	3.71E-12			

Rezultatul obținut este relevant din punct de vedere statistic, fapt evidențiat și de valorile probabilităților obținute în cazul celor trei variabile, mai mici de 0,05%.

Rezultatele obținute relevă faptul că între fiecare dintre indicatorii $V1$ și $V3$ ($V1$ – rentabilitatea comercială, $v3$ – lichiditatea curentă) și probabilitatea de nerambursare există o relație invers proporțională, deci cu cât valorile acestor indicatori sunt mai mari cu atât probabilitatea de nerambursare se reduce, în timp ce între indicatorul $v4$ – gradul de îndatorare și probabilitatea de nerambursare există o relație direct proporțională, o majorare a valorii acestui indicator determinând o creștere a probabilității de nerambursare. Aceste rezultate sunt corecte și din punct de vedere al interpretării economice.

Analizând influența indicatorilor asupra probabilității de nerambursare se observă că $V1$ – rentabilitatea comercială are cea mai mare influență asupra acesteia (obținerea unei marje comerciale mai ridicate având o influență pozitivă asupra capacității de rambursare a societății) în timp ce $V4$ – gradul de îndatorare generală are o influență mai puțin semnificativă (un grad de îndatorare ridicat influențând negativ, dar în mai mică măsură capacitatea de rambursare a societății).

Pentru a verifica performanța modelului am avut în vedere determinarea puterii discriminatorii (capacitatea de a determina ex-ante situațiile de

nerambursare) prin utilizarea curbei ROC (determină relația dintre procentul societăților care nu au rambursat și au fost corect identificate și procentul debitorilor care au rambursat și nu au fost corect identificați).

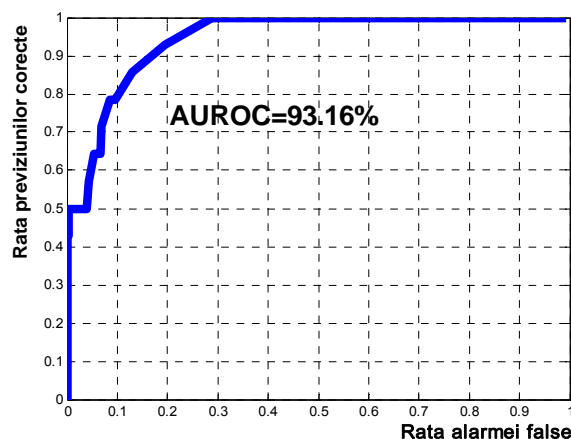


Figura 7. Curba ROC

După cum se observa în figura 6, curba ROC rezultată evidențiază faptul că modelul realizează o bună apreciere a probabilității de nerambursare, fapt evidențiat și de valoarea indicatorului AUROC (ce măsoară aria de sub curba ROC) de 93,16%⁽³⁾.

3.4. Interpretarea rezultatelor

Concluzia principală care rezultă din analiza realizată este aceea că având la bază doar informații cantitative (date economico-financiare) este posibilă realizarea unui sistem de scoring cu o bună putere de predictivitate.

Modelul de scoring obținut determină o evaluare cantitativă a probabilității de nerambursare pentru fiecare societate. În baza acestuia se vor estima clase de rating prin divizarea scalei scoringurilor obținute. Se vor avea în vedere prevederile Basel II, respectiv existența unui număr suficient de clase de rating în cadrul acestui interval pentru a evita concentrarea excesivă a debitorilor într-o anumită clasă de rating (minimum de șapte clase de rating pentru debitorii care nu se află în stare de nerambursare și o clasă de rating pentru debitorii care se află în stare de nerambursare).

4. Variabilele calitative și ratingul final

Literatura de specialitate (Lehmann, 2003) certifică faptul că pentru realizarea unui sistem de rating performant, cu o bună putere de predictibilitate, este necesară și includerea informațiilor calitative.

În acest scop am avut în vedere patru dimensiuni care au un impact direct asupra deciziei de creditare, respectiv: piața, acționariatul, managementul și afacerea. În baza observațiilor realizate asupra unui eșantion de 2.800 de clienți IMM creditați, din care 460 au înregistrat credite neperformante în ultimul an de analiză, am determinat următoarele variabile calitative, cu impact asupra capacității de rambursare a societății:

1. Piața – evoluția cotei de piață
2. Risc acționariat
3. Risc management
4. Dependența față de furnizori
5. Dependența față de clienți.

Am avut în vedere atribuirea unui scoring fiecărei variabile calitative funcție de riscurile implicate și evoluția acestora. Criteriile considerate sunt următoarele:

- *cota de piață* – o creștere implică o mai bună poziționare a societății pe piață, deci un risc mai scăzut;
- *riscul de management* – este mai scăzut în cazul în care managementul societății are o experiență foarte bună, cu impact direct asupra situației economico-financiare a societății;
- *risc acționariat* – este mai scăzut dacă acționarii sunt implicați în susținerea societății prin împrumuturi acordate, capitalizarea unei părți din profit pentru susținerea proiectelor de investiții etc.;
- *dependența față de furnizori, respectiv dependența față de clienți* - Cu cât dependența față de un furnizor, respectiv client, este mai mare cu atât riscurile activității cresc, deoarece orice risc asociat acestora se propagă și asupra societății în cauză. Din analiza realizată și conform literaturii de specialitate rezultă ca o dependență față de un sigur furnizor se poate considera satisfăcătoare dacă nu depășește 25% (pondere furnizor în total furnizori), peste această valoare fiind ridicată și chiar critică (peste 50%). În cazul clienților o pondere a unui singur client în total cifră de afaceri de până la 20% este considerată satisfăcătoare, peste acest nivel fiind ridicată și critică (peste 40%).

Scoringul aferent fiecărei variabile funcție de riscurile implicate este prezentat în tabelul 2.

Tabelul 2

Scoring variabile calitative

Nr. crt.	Variabile calitative (X _i)	Valori	Scor
1	Cota de piață	Creștere	3
		Stagnare	2
		Scădere	1
2	Risc de management	Scăzut (experiență foarte bună)	3
		Mediu (experiență bună)	2
		Ridicat (experiență discutabilă, cu rezultate satisfăcătoare)	1
3	Risc acționariat	Scăzut	3
		Mediu	2
		Ridicat	1
4	Dependența de furnizori	Critică (ponderea în total furnizori a unui singur furnizor >50%)	0
		Ridicată (25% - 50%)	1
		Satisfăcătoare (5% - 25%)	2
		Scăzută (< 5 %)	3
5	Dependența de clienți	Critică (Ponderea CA față de un client >40%)	0
		Ridicată (Ponderea CA față de un client: între 20%-40%)	1
		Satisfăcătoare (Ponderea CA față de un client: între 5% - 20%)	2
		Scăzută (Ponderea CA față de un client <5%)	3
Total scor			5 $\sum_{i=1} X_i$

Pentru variabilele calitative am considerat trei clase de risc 1 – risc scăzut, 2 – risc mediu și 3 – risc ridicat. Funcție de scorul obținut gradele de risc aferente sunt:

Grad de risc	
1	11 - 15 puncte
2	6 - 10 puncte
3	< 6 puncte

Ratingul final se determină prin corelarea ratingului financiar cu gradele de risc aferente variabilelor calitative. Din analiza realizată rezultă că influența variabilelor calitative asupra capacității de rambursare a societății reprezintă maximum 25%.

Astfel în determinarea matricei de corespondență am considerat că, funcție de gradele de risc ale variabilelor calitative, ratingul financiar (clasa de risc) rezultat în urma informațiilor cantitative poate fi menținut sau deteriorat cu până la maximum două clase de risc.

6. Concluzii

Modelul de scoring obținut, care are la bază informații cantitative (indicatori de bonitate privind rentabilitatea comercială, lichiditatea și gradul de îndatorare general), are o bună putere de determinare a probabilității de nerambursare, fapt evidențiat și de analiza ROC și indicele AUROC de 93,16%.

Concluzia principală care rezultă este aceea că având la bază doar informații cantitative (date economico-financiare) este posibilă realizarea unui sistem de scoring pentru societăți cu o bună putere de predictivitate a situațiilor de nerambursare.

Pentru creșterea acurateții sistemului de rating consider oportun în viitor dezvoltarea sistemului de scoring având în vedere elaborarea a două modele de scoring în baza indicatorilor financiari relevanți funcție de clasificarea societăților în două categorii: comerț și noncomerț, datorită evoluției specifice a indicatorilor pentru cele două tipuri de activități.

În vederea realizării unui sistem de rating care să reflecte cu acuratețe probabilitatea de nerambursare este necesară includerea și a unor informații calitative. În baza analizei realizate am determinat patru dimensiuni nonfinanciare care au un impact direct asupra capacității de rambursare a societăților: *pița, managementul, acționariatul și afacerea*. Ratingul final rezultă din coroborarea ratingului financiar rezultat în baza variabilelor cantitative (indicatorilor de bonitate conform situațiilor economico-financiare ale societăților) cu gradele de risc aferente variabilelor calitative.

În același timp, un sistem de rating performant trebuie să fie validat corespunzător prin intermediul colectării, stocării și analizei datelor istorice – în opinia mea o mare provocare pentru societățile bancare o constituie accesarea datelor istorice, calitatea acestora și obținerea unor rezultate într-o perioadă relativ scurtă și cu costuri financiare moderate.

Să nu uităm că validitatea unei strategii de management al riscurilor poate fi certificată numai de practică, în condiții severe de mediu economic. Forța unui model este dată și de monitorizarea performanțelor modelului respectiv prin prisma raportului dintre deciziile de credit luate (credite aprobate) și eșecurile din punct de vedere al creditelor devenite neperformante în timp.

Note

- (1) Pentru definirea creditelor neperformante s-a avut în vedere definiția conform prevederilor Basel II –înregistrarea de restanțe peste 90 zile.
- (2) Datele au fost ordonate crescător funcție de valoarea indicatorului și pentru fiecare interval s-a determinat frecvența de nerambursare – calculată ca numărul de nerambursări în total număr observații pentru intervalul respectiv.
- (3) Conform literaturii de specialitate acuratețea unui model/test este bună dacă valoarea indicatorului AUROC este de peste 80%.

Bibliografie

- Altman, E., Sabato, G. „Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from US Market”, *SSRN working paper*, Decembre, 2005
- Altman, E., Sabato, G., „Effects of the New Basel Capital Accord on Bank Capital Requirements for SMEs”, *Journal of Financial Service Research*, Vol. 28, 2005, pp. 15-42, ISSN 0920-8550
- Fernandes, J.E., „Corporate Credit Risk Modeling: Quantitative Rating System And Probability Of Default Estimation”, *SSRN working paper*, April 2005
- Lehmann, B., „It is worth the while? The relevance of Qualitative information in Credit Rating”, *Working Paper EFMA*, 2003, Meetings Helsinki, pp. 1-25
- Moody's, „Moody's KMVRiskcalc3.1 Model”, April 2004
- Ranjit, L., „Why Basel I Failed and Why Basel III is Doomed”, *Working Paper*, Octobre 2009
- *** Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework – Comprehensive Version, BIS, June 2006
- *** An Explanatory Note on the Basel II IRB Risk Weight Functions, BIS, 2005.
- *** Studies on the Validation of Internal Rating Systems, BIS, 2005
- *** BNR/CNVM - Rules no.15/20/14.12.2006