

CAIETE DE STUDII

Nr. 23

Octombrie 2007

ISBN 1224-4449

Notă

Opiniile prezentate în această lucrare sunt în întregime ale autorilor și ele nu implică sau angajează în vreun fel Banca Națională a României.

Reproducerea publicației este interzisă, iar utilizarea datelor în diferite lucrări este permisă numai cu indicarea sursei.

**SISTEM DE PREVIZIUNE
A EVENIMENTELOR DE DETERIORARE
A RATINGULUI CAAMPL**

Autor: Bogdan Moinescu¹

¹ Autorul mulțumește lui Cristian Bichi și Adrian Codirlaşu pentru sugestiile și comentariile oferite pe baza unor versiuni preliminare ale acestei lucrări.

REZUMAT

Studiul își propune să descrie sintetic oportunitatea completării cadrului de analiză microprudentială al BNR cu o componentă dinamică, formalizată printr-un instrument de identificare timpurie a instituțiilor de credit a căror performanță se deteriorează, precum și modul în care aplicarea exigențelor Acordului BASEL II poate contribui la rafinarea tehnicilor de analiză „off-site”. Acest demers combină elemente ale analizei euristice cu cele ale analizei cantitative, elementul central fiind dezvoltarea unui model econometric de cuantificare a probabilității de deteriorare a ratingului CAAMPL. Factorii determinanți ai fenomenului de deteriorare a ratingului pe care i-am identificat sunt ratingul perioadei curente, cota de piață pe segmentul credite, ponderea creditelor neperformante în activul total și pătratul abaterii ratei generale de risc de la nivelul său natural. Rezultatele aplicării acestui sistem de avertizare timpurie pentru datele disponibile la 31 decembrie 2006 arată că sistemul bancar românesc va performa cel puțin la fel de bine în anul 2007 ca și în anul 2006, cu excepția a trei instituții de credit însumând 2 la sută din activul agregat al sectorului bancar pentru care ratingul CAAMPL este foarte probabil să se deterioreze de la 2 în decembrie 2006 la 3 în decembrie 2007.

Clasificarea JEL: G21, G32, G33

Cuvinte-cheie: sisteme de avertizare timpurie, probabilitate de deteriorare a ratingului CAAMPL, Basel II, supraveghere *off-site*, rating bancar

Lista abrevierilor

AUROC	Indicatorul de suprafață a curbei ROC (engl. <i>Area Under ROC</i>)
BCBS	Comitetul de la Basel pentru Supraveghere Bancară (engl. <i>Basle Committee on Banking Supervision</i>)
BCE	Banca Centrală Europeană
BdF	Banca Franței
BdI	Banca Italiei
BNR	Banca Națională a României
BRI	Banca Reglementelor Internaționale
CAAMPL	Sistemul uniform de rating bancar utilizat de BNR
CAMEL	Sistemul uniform de rating bancar utilizat de Rezerva Federală a SUA
CRB	Centrala Riscurilor Bancare
DSF	Direcția Stabilitate Financiară – BNR
EWS	Sistem de avertizare timpurie (engl. <i>Early warning system</i>)
FAR	Rata alarmei false (engl. <i>False Alarm Rate</i>)
FDIC	Corporația Federală de Asigurare a Depozitelor (engl. <i>Federal Deposit Insurance Corporation</i>)
FED	Banca Centrală Federală a SUA (engl. <i>Federal Reserve</i>)
FMI	Fondul Monetar Internațional
GMS	Sistem de monitorizare a creșterilor (engl. <i>Growth Monitoring System</i>)
HR	Rata de acuratețe (engl. <i>Hit Rate</i>)
ROC	Curba ROC (engl. <i>Receiver Operating Characteristics</i>)
SEER	Sistemul de rating pentru examinare bancară (engl. <i>System for Estimating Examination Ratings</i>)
SCOR	Rating statistic <i>off-site</i> de tip CAMEL (engl. <i>Statistical Camel off-site Rating</i>)

Cuprins

INTRODUCERE	9
I. ABORDĂRI INTERNAȚIONALE PRIVIND SISTEMELE DE IDENTIFICARE TIMPURIE A BĂNCILOR ÎN DIFICULTATE	11
II. METODOLOGIA SISTEMULUI DE PREVIZIUNE A EVENIMENTELOR DE DETERIORARE A RATINGULUI CAAMPL	14
2.1. Modelul statistic de cuantificare a probabilității de deteriorare a ratingului	14
2.2. Aprecieri calitative privind rezultatele furnizate de modelul statistic	17
III. DATELE UTILIZATE	19
IV. ASPECTE EMPIRICE PRIVIND ELABORAREA ȘI TESTAREA MODELULUI STATISTIC DE CUANTIFICARE A PROBABILITĂȚII DE DETERIORARE A RATINGULUI CAAMPL	22
CONCLUZII	29
BIBLIOGRAFIE.....	31

INTRODUCERE

Rolul sistemului bancar ca verigă esențială în procesul de economisire-investire face ca stabilitatea acestuia să fie o prioritate pe agenda autorităților publice. Unul dintre obiectivele majore ale unei bănci centrale este acela de a preveni riscul sistemic prin promovarea unei monitorizări bancare eficiente, care să contribuie la realizarea stabilității și viabilității întregului sistem financiar. Astfel, băncile centrale au dezvoltat metode și procese pentru supravegherea și evaluarea continuă a băncilor – premise ale prevenirii apariției unei mari varietăți de crize bancare sau a altor surprize neplăcute cu privire la entitățile sistemului bancar.

O atenție particulară este acordată îmbunătățirii calității examinării băncilor prin construirea unor sisteme suport care pot asista supraveghetorii în identificarea timpurie a unor eventuale tendințe nefavorabile în activitatea unei bănci, ce ar putea conduce la probleme serioase în viitor (Bichi, Dumitru, Moinescu, 2003). În mod tradițional, aceste tendințe includ aspecte precum modificări adverse ale unor variabile de profitabilitate, deteriorarea semnificativă a poziției pe piață a băncii și înrăutățirea indicatorilor financiari calculați pentru bancă față de nivelurile lor anterioare sau în comparație cu cei stabiliți pentru grupul martor de bănci (engl. *peer group*). Dezvoltările recente pun accentul pe sisteme sofisticate care utilizează tehnici econometrice pentru estimarea probabilității de faliment sau a deteriorării ratingului. Pe baza informațiilor oferite de aceste instrumente, se declanșează, atunci când este nevoie, acțiuni de inspecție ce vizează aspectele specifice identificate sau se stabilesc prioritățile în cazul examinărilor generale ce se desfășoară pe o bază regulată. Astfel, sistemele de avertizare timpurie a deteriorării performanțelor bancare permit îmbunătățirea eficacității activității de inspecție bancară și o mai bună gestionare a resurselor limitate de care dispun autoritățile de control prudential.

Asemenea preocupări au fost încurajate și de eforturile Băncii Reglementelor Internaționale (BRI) de a elabora un cadru de convergență internațională privind problematica cuantificării și gestionării riscului de faliment la nivelul instituțiilor de credit. Noul dispozitiv de adecvare a fondurilor proprii (BASEL II) reprezintă cel mai important cadru referențial în supravegherea microprudentială în prezent. În cadrul noii abordări, activitatea de supraveghere se orientează din ce în ce mai mult spre analiza profilului de risc al instituției de credit, a mijloacelor și instrumentelor existente la îndemâna conducătorilor acesteia pentru gestionarea eficientă a riscurilor specifice. Sistemele de rating și de avertizare timpurie, testele de rezistență (*stress test*) și cele de contaminare interbancară reprezintă tehnici sofisticate care permit realizarea cu succes a obiectivelor menționate anterior. Aceste instrumente utilizează informații relevante despre

caracteristicile unei instituții de credit și contrapartidele acesteia, pe baza cărora este furnizată o măsură sintetică a performanțelor și/sau a vulnerabilităților lor.

În acest context, scopul prezentului studiu este acela de a descrie oportunitatea completării cadrului de analiză microprudențială al BNR cu o componentă dinamică, formalizată printr-un instrument de identificare timpurie a instituțiilor de credit a căror performanță se deteriorează, precum și modul în care aplicarea exigențelor Acordului BASEL II poate contribui la rafinarea tehnicilor de analiză *off-site*. Acest demers combină elemente ale analizei euristice cu cele ale analizei cantitative, elementul central fiind dezvoltarea unui model econometric de cuantificare a probabilității de deteriorare a ratingului CAAMPL.

Studiul este structurat pe patru secțiuni, încheindu-se cu principale concluzii și direcții viitoare de analiză. În prima secțiune am sintetizat cele mai importante considerații din literatura și practica de specialitate privind sistemele de avertizare timpurie, punând accentul pe aspectele metodologice și variabilele explicative utilizate. În secțiunea a doua am descris metodologia sistemului de previziune a evenimentelor de deteriorare a ratingului CAAMPL, pornind de la elementele tehnice privind estimarea modelului statistic de cuantificare a probabilității de deteriorare a ratingului. În plus, am abordat și necesitatea integrării expertizei umane în procesul de interpretare a semnalelor furnizate de modelul statistic. Aceasta completează cadrul de analiză cu o componentă calitativă, pe care o considerăm un element cheie în depășirea limitelor statistice ale funcției de *scoring* estimate. În secțiunea a treia am prezentat datele utilizate, descriind detaliat atât raționamentul economic, cât și evidențele statistice care au condus la selecția variabilelor explicative. În secțiunea a patra am surprins sintetic principalele aspecte empirice privind elaborarea și testarea modelului statistic de cuantificare a probabilității de deteriorare a ratingului CAAMPL.

I. ABORDĂRI INTERNAȚIONALE PRIVIND SISTEMELE DE IDENTIFICARE TIMPURIE A BĂNCILOR ÎN DIFICULTATE

Avantajele sistemelor de rating sunt recunoscute de autoritățile de supraveghere din întreaga lume, lucru dovedit și de utilizarea lor extensivă în prevenirea fenomenului de contaminare bancară². Prin delimitarea instituțiilor de credit performante de cele aflate în dificultate, ratingul bancar permite o alocare mai bună a resurselor limitate ale autorității de supraveghere pentru a evita propagarea unor dezechilibre individuale la nivel de sistem.

Cu toate acestea, metodologiile de rating bancar utilizate de autoritățile de supraveghere reprezintă, mai ales, sisteme expert care furnizează evaluări doar pentru perioada la care se face analiza, fără a oferi semnale privind evoluțiile viitoare. Astfel, rezultatele *ex post* trebuie completate cu informații furnizate de instrumente de previziune a căror utilizare oferă mai mult timp la dispoziția autorității de supraveghere pentru adoptarea măsurilor necesare.

Rolul dispozitivului microprudential de avertizare timpurie (engl. *early warning system – EWS*) este de a furniza *ex ante* indicii privind potențialele probleme financiare ale instituțiilor de credit pe baza situațiilor lor financiare actuale. Sistemele EWS utilizate de băncile centrale sau de autoritățile de supraveghere combină elemente ale analizei calitative cu cele ale analizei cantitative în diferite proporții. Începând cu anii '90, metodele cantitative au câștigat din în ce mai mult teren, fiind în prezent principala componentă metodologică a sistemelor de avertizare timpurie. Dintre acestea, cele mai des întâlnite în practica de specialitate au ca obiectiv operațional estimarea probabilității de faliment sau de deteriorare a ratingului (Jagtiani, Kolari, Lemieux, Shin, 2003), folosind regresii de tip *logit/probit* sau modele de tip *duration*. Delimitarea situațiilor de insolvabilitate sau de deteriorare a ratingului de cele de solvabilitate sau de menținere / îmbunătățire a ratingului se realizează cel mai adesea doar pe baza unui singur prag de semnal, stabilit astfel încât fie să maximizeze performanța modelului, fie să conducă la un anumit nivel al raportului dintre evenimentele neidentificate și alarmele false. Pe de altă parte, exigențele recente privind realizarea unei bune segmentări a riscului consemnate în Acordul Basel II (BCBS 2004 – paragraf 389) sugerează că utilizarea unui singur prag de alarmă nu mai

² Sistemele de rating bancar sunt utilizate cu precădere în scopul prevenirii apariției fenomenului de contaminare indirectă. Aceasta se referă la situația în care operatorii din piață reacționează disproporționat asupra unor bănci solvabile ca urmare a percepției lor greșite privind existența efectelor contagiunii directe chiar dacă nu este cazul. În acest context, ratingul bancar permite atât identificarea instituțiilor de credit cu performanțe financiare scăzute și creșterea șanselor de reabilitare a acestora, cât și îmbunătățirea comunicării autorității de supraveghere cu operatorii din piață atunci când apare insolvabilitatea unei instituții de credit. Pe de altă parte, pentru cuantificarea probabilității de apariție și a severității unui eventual fenomen de contaminare interbancară directă, respectiv contaminarea realizată exclusiv pe baza expunerilor interbancare, teoria și practica de specialitate au consacrat testul de contaminare interbancară ca fiind cel mai potrivit instrument în acest sens (Upper și Worms 2004, Furfine 2003).

reprezintă un referențial în domeniu, soluția fiind crearea unei scale de notare cu un număr suficient de mare de categorii de risc.

În Statele Unite, atât Rezerva Federală (engl. *Federal Reserve* – FED), cât și Corporația Federală de Asigurare a Depozitelor (engl. *Federal Deposit Insurance Corporation* – FDIC) folosesc modele statistice în procesul de evaluare *off-site* a riscului bancar. *Modelul SEER Risk Bank (System for Estimating Examination Ratings)* utilizat de FED stabilește probabilitatea de faliment bancar sau de subcapitalizare severă prin intermediul unei regresii de tip probit. Din aceeași categorie a instrumentelor de identificare timpurie a instituțiilor de credit a căror performanță se deteriorează face parte și *modelul SCOR (Statistical Camels Off-site Rating)* utilizat de FDIC. Acesta a fost estimat pe baza unei regresii de tip logit cu o putere de discriminare cuantificată prin indicatorul de suprafață a curbei ROC de 79 la sută (Gilbert, Meyer, Vaughan, 2002). Setul de variabile explicative folosite cuprinde doar indicatori financiari, precum ponderea în active a creditelor neperformante, a capitalului propriu sau a rezervei generale pentru riscul de credit. Probabilitatea prag a fost stabilită la 35 la sută, însă validarea semnalului de deteriorare a ratingului se realizează numai după analiza microprudențială a expertului care supraveghează banca respectivă (Collier, Forbush, Nuxoll, Keefe 2003). FDIC mai folosește un model ce îmbină analiza calitativ-subiectivă cu cea cantitativă, intitulat Sistem de Monitorizare a Creșterilor (engl. *Growth Monitoring System* – GMS). GMS urmărește detectarea băncilor cu creștere foarte mare în termenii creditelor și al activelor față de cea a grupului martor (*peer-group*) din care fac parte.

Sistemul SAABA al Comisiei Bancare din Franța folosește date istorice pentru a evalua pierderile posibile la nivelul portofoliului de credite în următorii trei ani. Analiza diagnostic și mecanismul de alertă se fundamentează pe nivelul indicatorului de solvabilitate și pe calitatea acționariatului. Pe baza acestor informații băncile sunt clasificate în patru categorii: (a) bănci cu un nivel al indicatorului de solvabilitate mai mic de 8 la sută și o calitate slabă a acționariatului; (b) bănci cu un nivel al indicatorului de solvabilitate mai mic de 8 la sută, dar puternic susținute financiar de către acționari; (c) bănci cu un nivel al indicatorului solvabilitate mai mare de 8 la sută, dar cu o calitate slabă a acționariatului; (d) bănci cu un nivel al indicatorului solvabilitate mai mare de 8 la sută și cu o calitate bună a acționariatului. Sistemul de avertizare timpurie urmărește identificarea băncilor descrise la subpunctele (a) și (c). În acest sens, sunt analizate atât static, cât și dinamic nivelul fondurilor proprii, indicatorul de solvabilitate și calitatea acționariatului. În ceea ce privește previzionarea modificării fondurilor proprii, sunt estimate veniturile brute și pierderea așteptată. SAABA cuantifică pierderea așteptată folosind abordarea Basel II. În acest sens sunt folosite probabilitățile de nerambursare estimate printr-o metodologie de notare proprie Băncii Franței (BdF), care prezintă o putere de discriminare cuantificată prin indicatorul de suprafață a curbei ROC de 85 la sută; indicatorul pierderea în caz de nerambursare (engl. *loss given default* – LGD) este considerat 45 la sută, iar valoarea reprezentând expunerea în caz de

nerambursare (engl. *exposure at default* – EAD) este obținută din registrul creditelor. Toate aceste informații sunt integrate într-o bază de date, care accesează 25 surse de date, dintre care 5 sunt cele mai importante.

Banca Italiei (BdI) a estimat o funcție de supraviețuire a instituțiilor de credit italiene folosind modelul *Cox Proportional Hazards*. Aceasta cuantifică probabilitățile apariției unor stări de dificultate severă la nivelul băncilor italiene într-un orizont de timp de doi ani (Laviola, Marullo-Reedtz, Trapanese, 1999). În acest sens, starea de dificultate severă este apreciată pe baza evenimentelor de faliment în sens juridic, a celor de preluare a unei instituții de credit de către o altă mai puternică financiar și a celor în care sistemul de rating bancar (PATROL³) clasifică instituția de credit în categoria 4 sau 5. Setul de variabile explicative include date prudentiale și informații calitative, precum zona geografică în care își desfășoară activitatea băncile italiene⁴. Dintre datele prudentiale se disting prin importanță indicatorii privind calitatea creditelor, care prezintă o putere de predicție ridicată în identificarea băncilor în dificultate. În acest sens, notăm și preocuparea unor experți ai BdI de a găsi informații suplimentare despre calitatea creditelor pe baza informațiilor înregistrate de Centrala Riscurilor Bancare din Italia (Marullo-Reedtz, Trapanese, 2000). Reestimarea modelului are loc doar atunci când situația de pe piața bancară a suferit schimbări structurale, și nu la intervale predefinite.

În literatura de specialitate abordările sunt, de asemenea, variate atât din perspectiva tehnicilor utilizate, cât și din cea a rezultatului furnizat. Cole și Ghunter (1998) modelează insolabilitatea bancară prin intermediul unei regresii logit. În cadrul analizei, datele extrase din rapoartele *off-site* s-au dovedit a avea o capacitate predictivă mai bună decât datele colectate *on-site*, acestea având un caracter perisabil, alterându-se semnificativ după doar câteva luni.

Gilbert, Meyer și Vaughan (1999) compară capacitatea modelelor univariate cu cea a modelelor multivariate de a previziona falimente bancare. Autorii au constatat că în timp ce modelele univariate prezintă o volatilitate ridicată a capacității lor predictive, modelele multivariate sunt mai robuste și pot furniza informații relevante pe timp îndelungat. Pe de altă parte Estrella, Park, și Peristiani (2000) constată în cazul SUA că un model univariat care folosește doar indicatorul de solvabilitate și *lag*-ul acestuia se comportă mai bine decât modelele multivariate sau neparametrice în previzionarea evenimentelor de faliment bancar.

Pornind de la abordările metodologice descrise sintetic mai sus, ne propunem dezvoltarea unui sistem de previziune a evenimentelor de deteriorare a ratingului CAAMPL.

³ Adecvarea capitalului (**PA**Trimonio); profitabilitate (**Re**dditività); riscul de credit (**Ri**schiosità); organizare (**O**rganizzazione); lichiditate (**L**iquidità).

⁴ În acest sens se utilizează o variabilă *dummy* care delimitează băncile care își desfășoară activitatea cu precădere în partea de nord a Italiei, de cele care își desfășoară activitatea cu precădere în partea de sud a Italiei.

II. METODOLOGIA SISTEMULUI DE PREVIZIUNE A EVENIMENTELOR DE DETERIORARE A RATINGULUI CAAMPL

Arhitectura sistemului de previziune a evenimentelor de deteriorare a ratingului CAAMPL este formată din două componente:

- *un model statistic de cuantificare a probabilității de deteriorare a ratingului (2.1);*
- *aprecieri calitative ale experților pe baza unor informații complementare celor prelucrate prin model (2.2).*

2.1. Modelul statistic de cuantificare a probabilității de deteriorare a ratingului

În principiu, un mecanism de previzionare a înrăutățirii ratingului are la bază un model de cuantificare a probabilității de reducere a performanțelor entităților analizate într-un anumit orizont de timp. Sistemele de avertizare timpurie, fie că sunt dezvoltate la nivel academic sau la nivelul autorităților de supraveghere, utilizează într-o formă sau alta modele statistice. Interesul în aplicarea acestei abordări rezidă atât din aspectul său obiectiv, cât și din posibilitatea automatizării procesului de evaluare. Un alt punct important îl reprezintă scala de notare, care asigură o bună segmentare a riscului de deteriorare a ratingului și, implicit, o interpretare pertinentă a semnalului dat de modelul statistic.

Prezentăm în continuare o scurtă descriere a modelului conceptual și a metodologiei de estimare utilizate în obținerea funcției de *scoring*. Demersul realizat respectă exigențele Basel II privind performanțele statistice ale modelelor interne pentru riscul de credit. Obiectivul este obținerea unei acuratețe rezonabile și consistente în timp, atât a procedurii de clasificare a instituțiilor de credit, cât și a diferențierii semnificative a probabilității de deteriorare a ratingului, respectiv granularitatea scalei de notare.

În vederea construirii unui sistem de identificare timpurie a evenimentelor de deteriorare a ratingului CAAMPL am folosit o abordare de tip logit, care previzionează o deteriorare a ratingului peste exact un an. Variabila endogenă este binară și delimitează situațiile de deteriorare (engl. *downgrade*) de cele de îmbunătățire (engl. *upgrade*) sau de menținere a ratingului într-un orizont de timp de un an. Prin convenție, variabilei dependente i se atribuie valoarea 0 atunci când ratingul se îmbunătățește sau rămâne constant și 1 atunci când ratingul se deteriorează peste 12 luni.

Setul de variabile exogene include exclusiv informații microprudențiale, elementele macroeconomice nefiind incluse în această versiune. Selecția variabilelor relevante a fost realizată prin alegerea din teoria de specialitate și recomandările personalului implicat în activitatea de

supraveghere a unei mulțimi de indicatori și de criterii. Acestea au fost verificate empiric, în final fiind reținute doar acele variabile care au relevanță statistică.

Metodologia de estimare prezintă următorul model conceptual:

$$P(y_i = 1 / x_i, \beta) = \frac{1}{1 + e^{-x_i \beta}} \quad P(y_i = 1 / x_i, \beta) - \text{este probabilitatea de deteriorare condiționată de caracteristicile entității analizate și vectorul de coeficienți al modelului}$$

Notăm cu y_i variabila categorică care indică dacă banca a înregistrat o performanță mai slabă la un an după cea consemnată la momentul i și cu y_i^* o variabilă latentă explicată prin variabilele x_{ik} , $k=(1,n)$, astfel încât:

$$\begin{aligned} y_i^* &= \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_n x_{in} + \varepsilon_i \\ y_i &= 1, y_i^* > 0 \\ y_i &= 0, y_i^* < 0 \end{aligned}$$

Estimarea coeficienților modelului folosește metoda verosimilității maxime (engl. *maximum likelihood – MLE*). Ipoteza metodei MLE are în vedere faptul că fiecare observație este extrasă din distribuția Bernoulli. Probabilitatea de succes este $F(x_i \beta)$, astfel încât avem:

$$\text{prob}(Y_1 = y_1, Y_2 = y_2, \dots, Y_n = y_n) = \prod_{y_i=0} (1 - F(x_i \beta)) \times \prod_{y_i=1} F(x_i \beta)$$

În aceste condiții, funcția de verosimilitate devine:

$$L(\beta / \text{data}) = \prod_{i=1}^n [F(x_i \beta)]^{y_i} \times [1 - F(x_i \beta)]^{1-y_i} \quad \text{de unde rezultă}$$

$$\ln L = \sum_{i=1}^n \{y_i F(x_i \beta) + (1 - y_i)[1 - F(x_i \beta)]\}$$

Pentru obținerea valorii parametrilor se utilizează algoritmul *quadratic hill climbing*. Acesta folosește matricea derivatelor secundare a funcției *loglikelihood* pentru realizarea convergenței. Din punct de vedere economic, **semnele coeficienților** variabilelor de intrare arată sensul influenței acestor variabile asupra valorilor binare pe care le poate lua variabila dependentă.

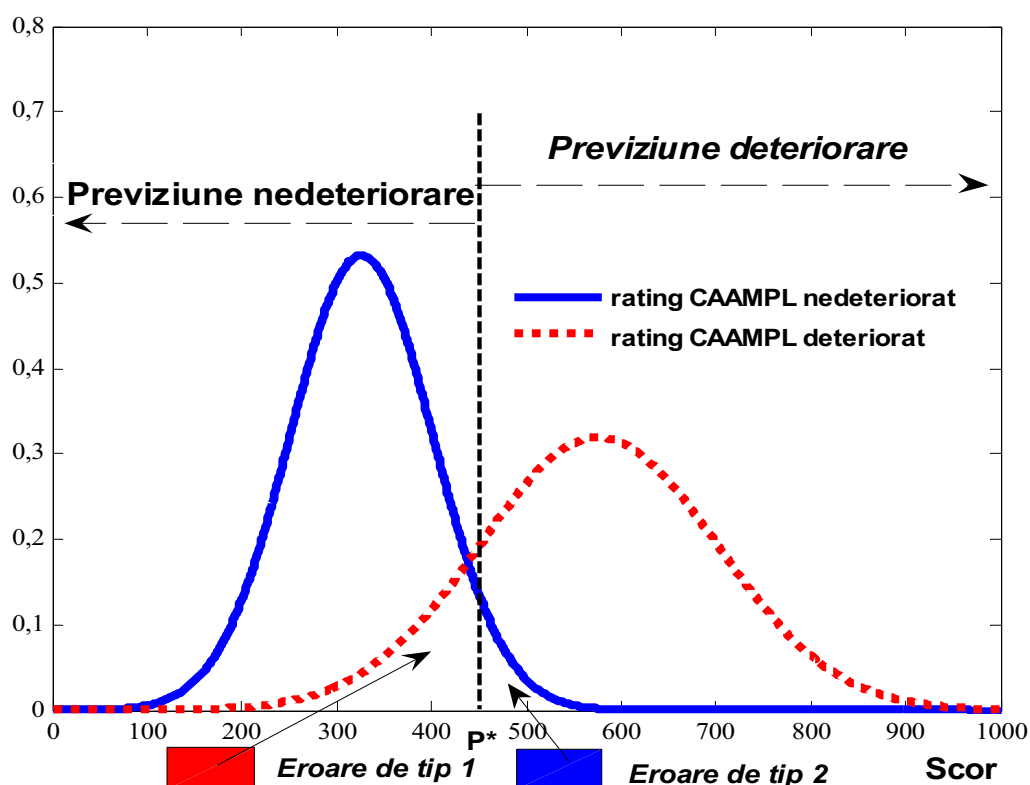
Contribuția marginală a fiecărei variabile la riscul de deteriorare este dată de derivata de ordin întâi a probabilității în raport cu variabila explicativă x_i :

$$\frac{\partial P}{\partial x_i} = f(\beta \bar{X}) \beta_i \quad \text{unde } f(\beta \bar{X}) \text{ reprezintă densitatea de probabilitate a distribuției logistice evaluată la valorile medii ale vectorului aleator X.}$$

Acest proces echivalează cu o descompunere factorială în funcție de care se poate aprecia sursa principală de risc la care este expusă performanța instituției de credit respective.

Din perspectiva activității de supraveghere, rolul funcției estimate prin regresia de tip logit este de a furniza scorul (probabilitatea teoretică de deteriorare) pe baza căruia să poată fi clasificate băncile. Pentru a putea interpreta rezultatele, este necesară, pe de o parte, stabilirea pragului de alarmă (P^* – graficul 1), iar pe de altă parte, valorile limitelor care segmentează scala de notare.

Graficul 1 – Clasificarea băncilor în funcție de scorul logit



În mod tradițional, atunci când scorul depășește nivelul prag (P^*), modelul clasifică banca în categoria *rating deteriorat*. În caz contrar, modelul va clasifica banca în categoria *rating nedeteriorat*. Performanța modelului statistic este influențată de valoarea pragului ales, procentul clasificărilor corecte fiind direct afectat de acesta. Nivelul potențial al acurateții modelului statistic (dat fiind setul de criterii explicative) se obține optimizând nivelul pragului de alarmă în funcție de importanța relativă între erorile de predicție. Acestea sunt de două categorii: deteriorări nesemnificate (eroarea de tip 1) și alarme false (eroarea de tip 2). Eroarea de tip 1 desemnează situația în care modelul clasifică o anumită bancă în categoria *rating nedeteriorat* când, de fapt, se adevărește că a înregistrat o înrăutățire a ratingului. Eroarea de tip 2 desemnează situația în care modelul clasifică o anumită bancă în categoria *rating deteriorat* când, de fapt, se adevărește că nu a înregistrat o înrăutățire a ratingului.

Din punct de vedere metodologic, stabilirea importanței relative depinde de scopul în care este folosită funcția logit estimată. În general, se acordă o importanță egală celor două categorii de erori. Totuși, pentru o autoritate de supraveghere, deteriorările nesemnificate ar putea fi mai costisitoare decât alarmele false, astfel încât coeficientul importanței relative devine supraunitar.

O metoda alternativă este alegerea unui nivel dezirabil al indicatorului „eroare de tip 1”, pe baza căruia se determină pragul de clasificare. Optarea pentru această abordare este echivalentă cu asumarea unui anumit nivel de deteriorări ale ratingului neidentificate. Desigur, pentru supraveghetori, o valoare cât mai mică pentru acest parametru este dezirabilă, însă aceasta implică o valoare cât mai mică a pragului de discriminare. Având în vedere că reducerea pragului conduce la creșterea numărului alarmelor false, dar și că eșantionul format din băncile cu *rating nedeteriorat* este mult mai numeros decât cel format din băncile cu *rating deteriorat*, acuratețea globală a sistemului de avertizare timpurie este, în acest caz, semnificativ mai redusă decât valoarea maximă potențială (dat fiind setul de variabile explicative).

În cadrul studiului, am considerat oportună utilizarea ambelor variante: (a) importanța egală pentru cele două categorii de erori; (b) o valoare de 15 la sută pentru eroarea de tip 1.

Pe de altă parte, clasificarea mecanică a instituțiilor de credit doar pe baza pragului de alarmă ar limita performanța sistemului de previziune. Pentru a depăși acest obstacol, se construiește o scală de notare cu un număr suficient de clase de risc, astfel încât să se asigure o bună segmentare a riscului în funcție de valoarea scorului obținut⁵, în condițiile unei delimitări semnificative a probabilității empirice de deteriorare a ratingului CAAMPL. În acest fel, utilizatorul modelului poate judeca mai nuanțat semnalul dat de funcția de *scoring*, în special pentru valorile probabilității teoretice de deteriorare învecinate cu nivelul pragului de alarmă.

2.2. Aprecieri calitative privind rezultatele furnizate de modelul statistic⁶

Interpretarea semnalelor furnizate de model pe baza unor informații calitative suplimentare și a performanței istorice înregistrate pe fiecare bancă în parte este o condiție necesară pentru depășirea limitelor statistice ale funcției de *scoring*.

Informațiile calitative se referă printre altele la aspecte legate de strategia băncii, de profilul de risc, de calitatea sistemului de audit și control intern, precum și la elemente specifice privind sursele de venit sau eficiența procesului de gestiune a costurilor operaționale.

⁵ În conformitate cu cerințele privind diferențierea pertinentă și cuantificarea precisă, consecventă și coerentă a riscului, prevăzute de paragrafele 389 și 390 din Acordul Basel II (BCBS 2004).

⁶ În conformitate cu cerința privind necesitatea ca instituția de credit să colecteze și să înregistreze toate datele relevante pentru a-și susține propriile procese de cuantificare și administrare a riscului, prevăzute de paragraful 417 din Acordul Basel II (BCBS 2004).

Analiza performanței istorice pe fiecare bancă permite tratarea distinctă a semnalelor furnizate de modelul statistic în funcție de entitatea evaluată. În acest sens, sunt utilizate trei criterii statistice:

- a) *rata generală de succes*, calculată ca raport între numărul de evenimente corect identificate și numărul total de observații⁷;
- b) *rata de succes în condițiile în care modelul semnalează o deteriorare*, calculată ca raport între numărul de evenimente de deteriorare corect identificate și numărul total de alarme furnizate;
- c) *rata de succes în condițiile în care modelul nu semnalează deteriorare*, calculată ca raport între numărul de evenimente de menținere sau îmbunătățire a ratingului corect identificate și numărul de observații în care modelul nu a semnalat apariția unei eventuale deteriorări.

⁷ Numărul maxim de observații pentru o bancă este 73 (luni).

III. DATELE UTILIZATE

Eșantionul de date utilizat pentru realizarea modelului de previziune a deteriorării ratingului CAAMPL este un *panel* format din 31 de instituții de credit cu personalitate juridică română. Din acest grup nu fac parte băncile ipotecare și nici sucursalele băncilor străine. Datele pentru estimarea funcției de *scoring* acoperă perioada decembrie 1999 – decembrie 2002, cele pentru testare acoperă perioada ianuarie 2003 - decembrie 2005, iar previziunile sunt realizate pentru luna decembrie 2007 pe baza datelor înregistrate la 31 decembrie 2006.

Setul inițial de variabile explicative cuprinde aproximativ 30 de elemente, respectiv date primare și indicatori sintetici care acoperă criteriile utilizate în mod tradițional în analiza performanțelor bancare. Principalele categorii de date utilizate sunt: a) indicatori de solvabilitate; b) indicatori de profitabilitate; c) indicatori de lichiditate; d) indicatori privind calitatea activelor; e) indicatori privind poziționarea în piață a instituției de credit.

Un criteriu important este ratingul CAAMPL la momentul realizării predicției, care sintetizează toată informația cuprinsă în indicatorii care îl compun. Având în vedere că pentru a putea menține un rating general bun, o bancă trebuie să depună eforturi de menținere a tuturor ratingurilor individuale (pe componente) la un nivel ridicat⁸, cu cât ratingul prezent este mai mic (bun) cu atât deteriorarea este mai probabilă (graficul 2), iar **semnul așteptat al coeficientului atașat este minus**. Acest fapt este susținut și din punct de vedere statistic. Atât cazurile în care o bancă notată cu rating 4 înregistrează o deteriorare a performanței la rating 5 în decurs de un an, cât și cele de trecere de la rating 3 la 4 sunt rare⁹. Majoritatea deteriorărilor de rating se înregistrează de la 2 la 3 (206 cazuri dintr-un total de 292, respectiv 70,55 la sută, dar care reprezintă doar 18,36 la sută din numărul de observații cu rating 2). Pe de altă parte, trebuie menționat că, deși deteriorările de la rating 1 la rating 2 reprezintă numai 20,55 la sută din numărul total de evenimente de *downgrade*, acestea apar o dată la fiecare două situații în care, înainte cu un an, ratingul consemnat era maxim. Astfel, pentru jumătate din cazurile de rating 1 s-au constatat, după un an, deteriorări ale ratingului CAAMPL pe palierul imediat inferior (tabelul 1).

⁸ Ratingul compus 1 sau 2 se acordă băncilor doar dacă toate componentele au ratinguri mai bune de 3, fapt care determină că pentru a menține ratingul la nivelul de 1 sau 2 este necesar un efort susținut pentru menținerea notelor tuturor componentelor.

⁹ Doar în 4 dintre cele 131 de situații cu rating 4 s-au consemnat deteriorări la rating 5 într-un orizont de timp de un an (3,05 la sută din cazurile de rating 4) și doar în 22 dintre cele 715 de situații cu rating 3 s-au consemnat deteriorări la rating 4 într-un orizont de timp de un an (3,05 la sută din cazurile de rating 3).

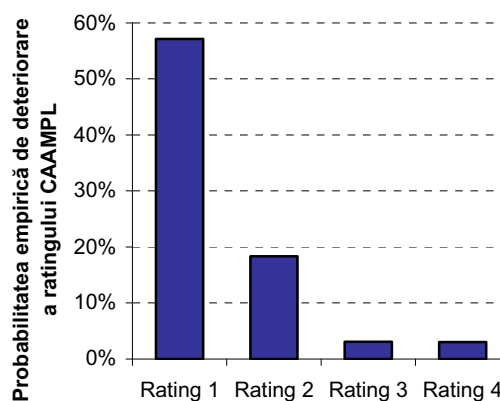
Tabelul 1. Statistici privind evenimentele de deteriorare a ratingului în funcție de ratingul cu un an în urmă

Rating CAAMPL	Număr ratinguri	Număr evenimente de deteriorare a ratingului după un an		Ponderea evenimentelor de deteriorare în funcție de ratingul curent
Rating 1	105	R1→R2	60 (57,14%)	20,55%
Rating 2	1 122	R2→R3	206 (18,36%)	70,55%
Rating 3	715	R3→R4	22 (3,06%)	7,53%
Rating 4	131	R4→R5	4 (3,05%)	1,37%
Rating 5	81	-	-	-
Total	2 154	-	292	13,55%

Prin urmare, în cazul în care performanța actuală nu este satisfăcătoare (rating 4), evidențiind deficiențe de la severe la critice, probabilitatea de deteriorare este mult mai redusă decât, spre exemplu, în cazul în care performanța actuală este foarte bună (rating 1). De altfel, utilitatea unui model de previzionare a deteriorării ratingului în cazul unei bănci cu o performanță actuală slabă este mai degrabă redusă, întrucât ea se află deja în monitorizarea atentă a autorității de supraveghere.

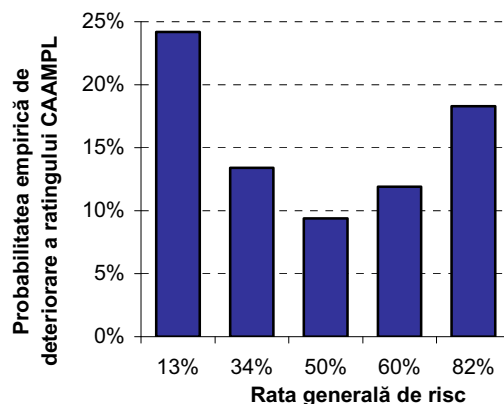
O altă variabilă importantă este cota de piață în funcție de valoarea portofoliului de credite al fiecărei instituții de credit. Aceasta denotă recunoașterea de care banca se bucură în rândul clienților, entitățile cu o pondere ridicată pe piața creditului înregistrând mai puține evenimente de deteriorare a ratingului decât cele cu pondere redusă în condițiile îmbunătățirii contextului macroeconomic. Acest fapt este susținut și din punct de vedere statistic, media aritmetică a cotei de piață în cazul evenimentelor de menținere sau de îmbunătățire a ratingului CAAMPL fiind de 3,99 la sută, în timp ce media aritmetică a cotei de piață în cazul evenimentelor de deteriorare a ratingului CAAMPL este de doar 1,58 la sută. Astfel, **o pondere ridicată pe piața creditului, ceteris paribus, reduce probabilitatea de deteriorare a ratingului actual, iar semnul coeficientului atașat acestei variabile va fi minus.** Pe de altă parte, creșterea ponderii creanțelor restante și îndoielnice în total active conduce la o înrăutățire probabilă a ratingului. **Cu cât o bancă are mai multe creanțe restante și îndoielnice în portofoliul său cu atât este mai probabil ca pierderile îndoielnice să devină certe și astfel, performanța financiară a instituției de credit să se deterioreze.**

Graficul 2 – Probabilitatea de deteriorare a ratingului într-un orizont de timp de un an în funcție de performanța actuală



În același sens acționează și pătratul abaterii ratei generale de risc de la valoarea sa naturală. Pe de o parte, instituțiile de credit cu un nivel al ratei generale de risc mult sub valoarea de 50 la sută este foarte probabil să nu consemneze venituri satisfăcătoare, iar pe de altă parte, instituțiile de credit cu un nivel al ratei generale de risc mult peste valoarea de 50 la sută este foarte probabil să înregistreze o calitate precară a activelor și, implicit, cheltuieli ridicate cu provizioanele. Astfel, **băncile care înregistrează abateri mari (pozitive sau negative) ale ratei generale de risc de la nivelul de 50 la sută prezintă un risc de deteriorare a ratingului CAAMPL mai ridicat decât cele cu un nivel al ratei generale de risc în vecinătatea valorii de 50 la sută** (graficul 3). Prin urmare, semnul așteptat al coeficientului atașat variabilei reprezentând pătratul abaterii ratei generale de risc este pozitiv.

Graficul 3 – Probabilitatea de deteriorare a ratingului într-un orizont de timp de un an în funcție de rata generală de risc



IV. ASPECTE EMPIRICE PRIVIND ELABORAREA ȘI TESTAREA MODELULUI STATISTIC DE CUANTIFICARE A PROBABILITĂȚII DE DETERIORARE A RATINGULUI CAAMPL

În urma testelor univariate, au fost reținute în analiză doar **patru variabile**: (i) *ratingul perioadei în care se face analiza (RATING)*; (ii) *cota de piață în funcție de valoarea portofoliului de credite (COTA_CREDIT)*; (iii) *ponderea creanțelor neperformante în activul total (NPL)*; (iv) *pătratul abaterii ratei generale de risc de la nivelul său natural (PARGR)*. Analizele statistice au evidențiat că atât indicatorii de solvabilitate, cât și cei de lichiditate prezintă un aport informațional nesemnificativ pentru explicarea fenomenului de înrăutățire a ratingului. În același timp, indicatorii de profitabilitate au o capacitate redusă de identificare a evenimentelor de deteriorare a ratingului CAAMPL.

Folosind cele patru criterii pentru estimarea funcției logit polinomiale, rezultatul obținut în urma **testării pe eșantionul de estimare** este asemănător cu cele obținute în alte studii care modelează probabilitatea de deteriorare a ratingului:

Tabelul 2. Rezultatele estimării modelului de previzionare a deteriorării ratingului CAAMPL (eșantion de estimare: perioada decembrie 1999-decembrie 2002)

Variabilă	Coefficient	Eroare Standard	z-Statistic	Probabilitate
RATING	-2,147428	0,193627	-11,09052	0,0000
COTA_CREDIT	-43,58294	5,787126	-7,531017	0,0000
NPL	20,54988	6,646984	3,091610	0,0020
PARGR	10,40612	2,223979	4,679057	0,0000
Constantă	3,546190	0,441416	8,033678	0,0000
McFadden R ²	0,262773	Observații <i>nondowngrade</i>		880
Akaike info criterion	0,705772	Observații <i>downgrade</i>		194
Schwarz criterion	0,728953	Total observații		1 074

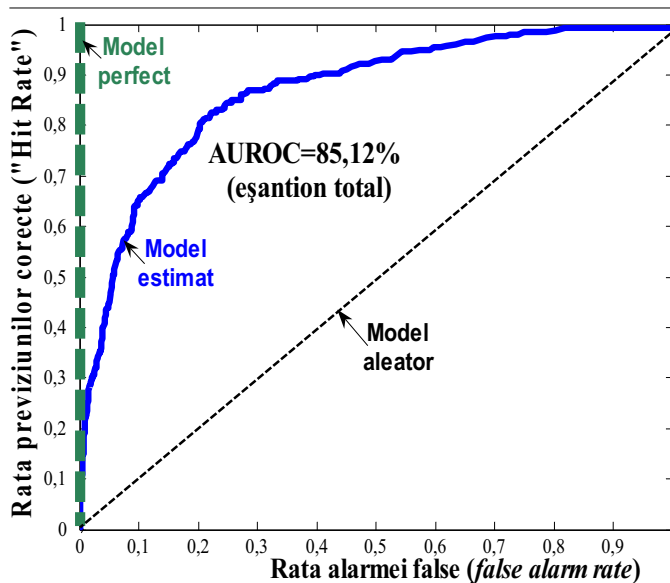
Valorile testelor statistice realizate la nivelul eșantionului de estimare denotă că modelul obținut respectă exigențele unei bune performanțe econometrice. Coeficienții sunt semnificativi statistic¹⁰ și au semnele în concordanță cu teoria economică. Astfel, probabilitatea

¹⁰ Relevanța statistică a criteriilor selectate este evidențiată atât de valorile substanțiale ale indicatorilor z-statistic asociați coeficienților funcției multivariate estimate, cât și de nivelul redus al corelației dintre variabile (Anexa 1). Testele de stabilitate relevă păstrarea semnificației statistice pentru fiecare dintre cele patru variabile chiar și în condițiile reeșantionării aleatoare pe subgrupuri.

de deteriorare¹¹ este influențată negativ de ratingul curent și cota de piață pe segmentul credite, în timp ce ponderea creanțelor neperformante în activul total și pătratul abaterii ratei generale de risc de la valoarea de 0,5 o influențează pozitiv.

Acuratețea ridicată a previziunilor modelului de deteriorare a ratingului este asigurată de performanța funcției de *scoring*, în termenii puterii de discriminare, stabilității și calibrării adecvate a estimărilor sale. Testarea puterii de discriminare s-a realizat atât pentru observațiile incluse în perioada utilizată pentru estimarea funcției de *scoring* (decembrie 1999-decembrie 2002), cât și pentru cele aferente perioadei ulterioare (ianuarie 2003- decembrie 2005). În acest sens, s-au utilizat curba ROC și indicatorul său de cuprins, respectiv suprafața delimitată de aceasta (engl. *Area under ROC* – AUROC). Rezultatele evaluării arată valori ridicate ale indicatorului de suprafață a curbei ROC pentru ambele perioade analizate, respectiv 84,27 la sută pentru perioada de estimare și 85,45 la sută pentru perioada ulterioară (engl. *out of time*). Această performanță permite atingerea unui nivel de 85,12 la sută în condițiile includerii în testare a întregului eșantion (graficul 4), valoare semnificativ superioară pragului de 75 la sută considerat referențialul în domeniu. În plus, exemplificarea numerică anterioară este întărită și de forma curbei ROC.

Graficul 4 – Curba ROC
(perioada decembrie 1999-decembrie 2005)



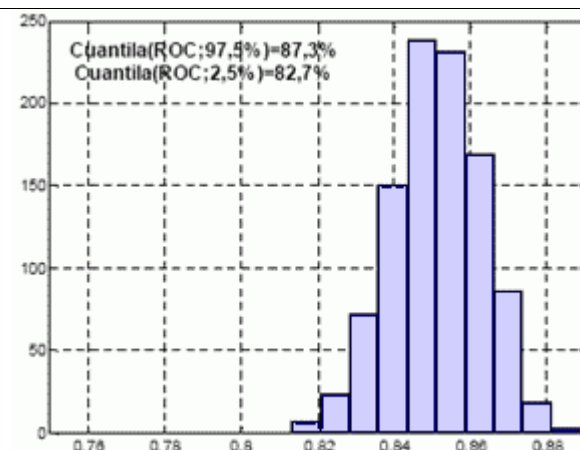
Concavitătea acesteia pune în evidență faptul că variabilele alese au o putere de discriminare suficient de mare, astfel încât modelul în ansamblul său să realizeze o bună ordonare a băncilor în funcție de probabilitatea acestora de deteriorare. Astfel, modelul reușește să concentreze majoritatea cazurilor de deteriorare în categoriile cele mai riscante, iar curbura testului ROC tinde către laturile pătratului unitate; în fapt, concavitătea curbei ROC este echivalentul scorurilor cu un conținut informațional, fiind funcție descrescătoare. Dacă modelul nu ar fi avut putere de discriminare, scorurile evenimentelor de deteriorare a ratingului CAAMPL ar fi fost răspândite aleator pe grafic, fără o concentrare anume, astfel încât curba

¹¹ Semnul plus atașat unei variabile arată că o creștere a variabilei respective, în condițiile în care ceilalți factori rămân nemodificați, conduce la o creștere a probabilității de deteriorare a ratingului, în timp ce semnul minus arată o influență contrară.

ROC ar fi fost similară cu *prima bisectoare*. În cazul în care modelul ar fi fost perfect, scorurile tuturor cazurilor de deteriorare a ratingului ar fi fost mai mici decât scorul debitorului cel mai slab dintre cei plătitori.

Evaluarea stabilității acestei performanțe s-a realizat prin estimarea intervalului de încredere aferent indicatorului de suprafață a curbei ROC, utilizând procedura *bootstrap* cu 1000 de iterații. **Rezultatele relevă că abilitatea modelului de a delimita *ex ante* situațiile de deteriorare de cele de menținere sau îmbunătățire a ratingului CAAMPL se păstrează consistentă pentru toate cele 1 000 reeșantionări aleatoare, cuantilele de 97,5 la sută și 2,5 la sută fiind de 87,3 la sută și, respectiv, 82,7 la sută (graficul 5).**

Graficul 5 – Distribuția indicelui ROC



Anticiparea evenimentelor de deteriorare a ratingului CAAMPL pe baza funcției de *scoring* estimate presupune pe de o parte, stabilirea valorii **pragului de alarmă**, iar pe de altă parte calibrarea scalei de notare, respectiv **categoriile de risc de deteriorare a ratingului CAAMPL**.

Din punct de vedere conceptual, atunci când probabilitatea teoretică de deteriorare a ratingului depășește valoarea pragului de alarmă, modelul semnalează că instituția de credit va înregistra un rating mai slab în viitor, altfel, modelul semnalează că instituția de credit va înregistra un rating cel puțin la fel de bun. În acest sens, au fost folosite două praguri, având în vedere relevanța acestora pentru activitatea de supraveghere. În cazul în care valoarea pragului de semnal este stabilită pe baza principiului că alarmele false sunt la fel de costisitoare ca și deteriorările neidentificate, rata de succes este de 80,12 la sută, în timp ce dacă valoarea pragului este stabilită astfel încât să obținem un nivel de 15 la sută pentru eroarea de tip 1, rata de succes scade la 72,94 la sută (tabelul 3). În prima situație, pragul de semnal a fost fixat la 24,5 la sută, iar în a doua situație la 16,45 la sută.

Tabelul 3. Acuratețea sistemului de avertizare timpurie

P*=24,5%				Eroarea de tip 1 = 15%			
	Dep = 0	Dep = 1	Total		Dep = 0	Dep = 1	Total
Rata de succes	80,14%	80,00%	80,12%	Rata de succes	71,03%	85,08%	72,94%
Erori de predicție	19,86%	20,00%	19,88%	Erori de predicție	28,97%	14,92%	27,06%

Reducerea acurateții generale a sistemului de avertizare timpurie în a doua situație este un rezultat așteptat, având în vedere că efectul pozitiv datorat scăderii numărului deteriorărilor neidentificate urma să fie depășit numeric de efectul negativ datorat creșterii numărului alarmelor false (graficul 6), pe fondul dezechilibrului structural al eșantionului¹².

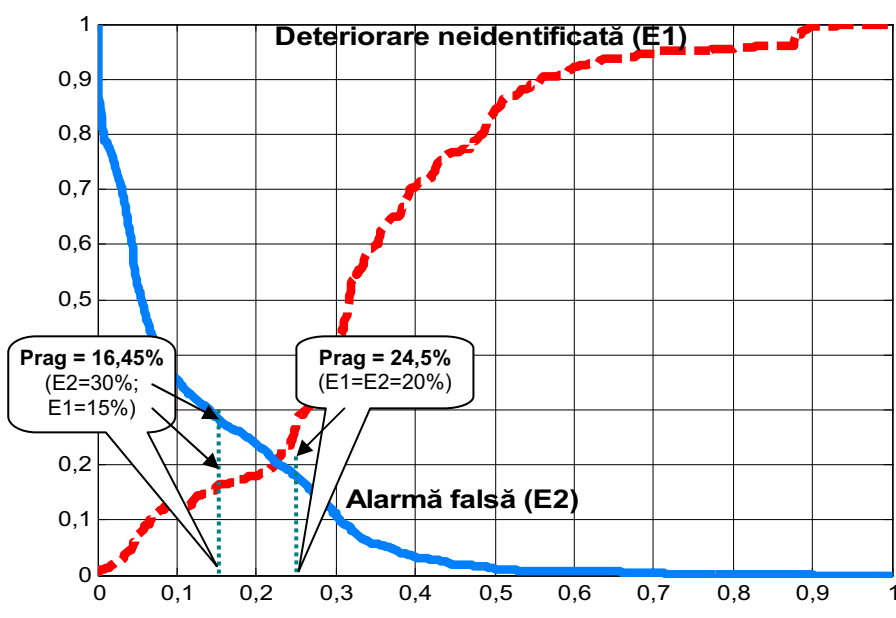
Rămâne, totuși, notabilă creșterea importantă a performanței de identificare a evenimentelor de deteriorare a ratingului, pe fondul reducerii erorii de tip 1 de la 20 la sută la 14,92 la sută. Astfel, în cazul în care stabilim valoarea pragului la 0,1645, doar 15 la sută din situațiile de înrăutățire a ratingului sunt nesemnificate, în condițiile unei rate de alarmă falsă acceptabile. În acest caz, se ajunge practic la un cost

relativ de doi la unu între eroarea de tip 1 și cea de tip 2. Prin urmare, stabilirea pragului de semnal la 16,45 la sută echivalează cu acordarea unei importanțe de două ori mai mari erorilor datorate deteriorărilor neidentificate față de erorile datorate alarmelor false.

Deși nivelul acurateții generale a funcției de *scoring* este ridicat¹³ și comparabil cu cele

atinse de sistemele de avertizare timpurie utilizate de alte bănci centrale¹⁴ este important de verificat performanța acestuia de la bancă la bancă. Eterogenitatea activității bancare poate cauza diferențe notabile privind puterea predictivă a modelului de la o instituție de credit la alta. Pe de altă parte, înțelegerea limitelor statistice ale acestuia și completarea evaluărilor sale cu informații calitative reprezintă premise fundamentale pentru a obține un nivel și mai ridicat al performanței sistemului de previziune a evenimentelor de deteriorare a ratingului CAAMPL.

Graficul 6 – Erorile de predicție în funcție de probabilitatea prag



¹² Raportul între evenimentele de deteriorare și cele de menținere sau îmbunătățire a ratingului CAAMPL este de aproximativ unu la șapte, situațiile de înrăutățire a ratingului reprezentând doar 13,55 la sută din numărul total de observații.

¹³ Mai ales în condițiile în care acordăm aceeași importanță deteriorărilor neidentificate și alarmelor false.

¹⁴ Spre exemplu, rata generală de acuratețe a sistemului de avertizare timpurie utilizat de Banca Italiei era de 85 la sută la momentul implementării (conform Laviola, Marullo, Trapanese 1999).

Testarea modului în care funcția de *scoring* performează pentru fiecare bancă în parte permite tratarea separată a semnalelor furnizate de model de la bancă la bancă, în funcție de acuratețea sa anterioară. Astfel, pentru băncile la care performanța istorică este foarte bună, respectiv o rată generală de succes de peste 90 la sută, semnalul va fi interpretat, în principiu¹⁵, în sensul specificat de model, în caz contrar, impunându-se o analiză calitativă suplimentară.

Fixând pragul de alarmă la 24,5 la sută se constată că modelul are o rată generală de succes foarte ridicată mai ales în cazul băncilor de importanță sistemică. Pentru primele opt instituții de credit în funcție de valoarea activului total la sfârșitul anului 2006, simpla aplicare mecanică a pragului de alarmă reușește să identifice corect în peste 90 la sută din cazuri, cu excepția băncii B16 pentru care modelul are o performanță de 83,56 la sută; dintre acestea se remarcă situația băncii B1 și cea a băncii B4, pentru care rata de succes este de 100 la sută (anexa 2). De altfel, calculând **rata medie de succes ca valoare ponderată în funcție de cota de piață a activului obținem un nivel de 90,54 la sută, față de 80,12 la sută, în cazul mediei aritmetice simple.**

Pe de altă parte, notăm că pentru trei dintre băncile cu capital străin (băncile B28, B29 și B30) și pentru una dintre băncile cu capital privat autohton (banca B31) funcția de *scoring* are o performanță nesatisfăcătoare. Acest rezultat este determinat de numărul mare de alarme false consemnate, având în vedere faptul că evenimentele de deteriorare a ratingului sunt integral identificate de model. Din aceste motive, analiza calitativă va avea un rol important în interpretarea semnalelor furnizate de funcția de *scoring* pentru cele patru instituții de credit.

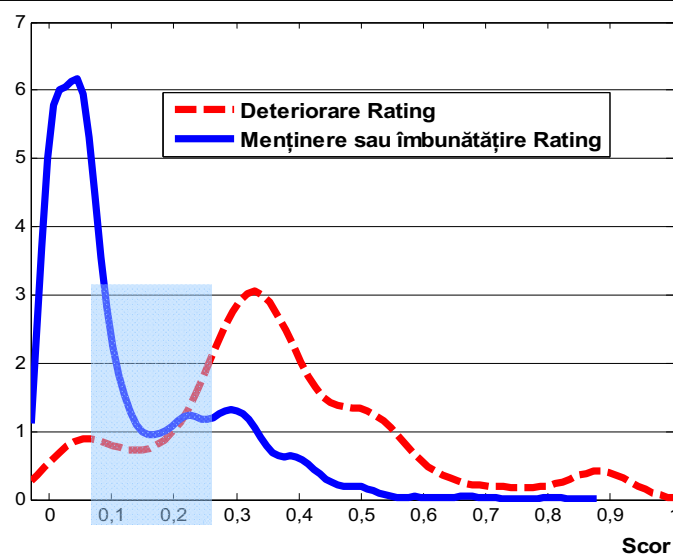
Clasamentul este asemănător și în condițiile utilizării unui nivel de 16,45 la sută pentru pragul de alarmă (anexa 2), cu excepția părții sale inferioare. În acest cadru de decizie alternativ, băncile pentru care modelul performează cel mai slab sunt banca B21 (15,07 la sută) și banca B27 (2,76 la sută).

Pentru băncile din partea inferioară a clasamentului sensibilitatea performanței modelului statistic la modificarea pragului de alarmă, impune o analiză statistică mai detaliată a conținutului informațional al probabilității teoretice de deteriorare. Reprezentând grafic, în funcție de scorul obținut, distribuția evenimentelor de deteriorare a ratingului CAAMPL comparativ cu cea a evenimentelor de menținere sau îmbunătățire a ratingului CAAMPL (graficul 7), notăm faptul că suprafața comună a celor două distribuții este apreciabilă (70 la sută) pentru valori ale probabilității teoretice de deteriorare între 0,1 și 0,29 (aproximativ 21 la sută din observații).

¹⁵ Cu anumite nuanțări în funcție de riscul de eroare la care este expus semnalul dat de model. Spre exemplu, în cazul în care modelul anticipează deteriorarea ratingului unei bănci peste patru trimestre, riscul de eroare este dat de probabilitatea ca semnalul să fie o alarmă falsă.

Această reprezentare intuitivă evidențiază faptul că deși modelul, în ansamblul său, reușește o delimitare clară a celor două distribuții, interpretarea rezultatelor sale pentru valori ale probabilității teoretice de deteriorare aflate în vecinătatea scorului corespunzător intersecției celor două distribuții exclusiv pe baza unui prag de alarmă este insuficientă. Pentru a depăși acest obstacol, am procedat la calibrarea unei scale de notare, aplicând cerințele metodologice specifice abordării bazate pe modele interne pentru riscul de credit menționate în Acordul de Capital Basel II.

Graficul 7 – Distribuția probabilității de deteriorare a ratingului



Pornind de la probabilitățile teoretice și vectorul stărilor de deteriorare a ratingului, au rezultat șase clase de risc de downgrade. Criteriile utilizate în acest sens sunt omogenitatea evenimentelor din aceeași clasă și delimitarea semnificativă a probabilității empirice de deteriorare a ratingului CAAMPL între diferitele categorii de risc. Probabilitățile empirice rezultate sunt estimări robuste în termenii riscului de deteriorare a ratingului CAAMPL și permit nuanțarea alarmelor generate prin aplicarea pragului de alarmă. Valorile empirice ale probabilității de deteriorare a ratingului¹⁶ asociate fiecărei categorii de risc¹⁷ sunt prezentate în tabelul 4.

Tabelul 4. Segmentarea pe clase risc de deteriorare a ratingului CAAMPL

	Limite scor	Probabilitate empirică
c1	[0; 0,0054)	1%
c2	[0,0054; 0,0486)	2%
c3	[0,0486; 0,102)	4%
c4	[0,102; 0,2854)	13%
c5	[0,2854; 0,46)	34%
c6	[0,46; 1]	66%

Sursa: BNR, calcule proprii

Astfel, există o șansă din opt ca o bancă cu un scor între 0,1 și 0,2854 să înregistreze un rating mai slab într-un orizont de timp de un an, având în vedere că doar 13 la sută dintre băncile

¹⁶ Probabilitatea empirică de deteriorare a ratingului reprezintă ponderea debitorilor în stare de nerambursare în numărul total de debitori dintr-o clasă de risc.

¹⁷ În conformitate cu cerințele prevăzute de paragraful 446 din Acordul Basel II (BCBS 2004), respectiv faptul că un sistem de rating trebuie să includă o scală de rating a debitorilor, care să reflecte exclusiv cuantificarea riscului de nerambursare aferent acestora.

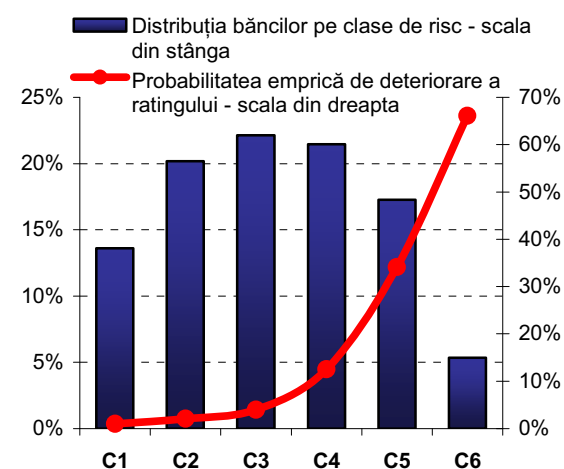
clasificate în timp în clasa C4 au înregistrat o deteriorare a ratingului CAAMPL. De altfel, **clasa C4 reprezintă categoria cu risc mediu**, având în vedere că probabilitatea empirică care îi este asociată, respectiv 13 la sută, prezintă un nivel foarte apropiat de probabilitatea necondiționată de deteriorare¹⁸ existentă la nivelul întregului eșantion de date utilizat. În același timp, clasele de la C1 la C3 pot fi considerate clase cu risc scăzut de deteriorare a ratingului, iar clasele C5 și C6 reprezintă categorii cu risc ridicat de deteriorare. Din perspectiva procesului de delimitare a evenimentelor de deteriorare de cele de menținere sau îmbunătățire a ratingului, acest rezultat întărește constatarea că simpla utilizare mecanică a unui prag de alarmă este insuficientă pentru a asigura o bună acuratețe a sistemului de previziune a evenimentelor de deteriorare a ratingului CAAMPL pentru toate băncile comerciale persoane juridice române.

Pe de altă parte, trebuie reținut faptul că, deși clasele de la C1 la C3 prezintă un risc scăzut de deteriorare, băncile clasificate în categoria C3 sunt de două ori mai riscante decât cele din clasa C2 și de patru ori mai riscante decât cele din clasa C1. În același timp, deși atât categoria C5, cât și categoria C6 prezintă un risc ridicat de deteriorare, trebuie menționat că băncile clasificate în categoria C6 sunt de două ori mai riscante decât cele din clasa C5, probabilitatea de apariție a fenomenului de deteriorare fiind de două evenimente din trei în cazul clasei C6, față de doar un eveniment din trei în cazul clasei C5.

Pe lângă delimitarea clară a riscului pe baza probabilității empirice de deteriorare, calitatea scalei de notare este evidențiată și de distribuția debitorilor în cele șase clase de risc, granularitatea acesteia permițând evitarea unei situații de concentrare a notelor într-o anumită clasă¹⁹ (graficul 8). Nivelul de concentrare cel mai ridicat se găsește în clasa „C3” (22,2 la sută), care se află sub plafonul de 35 la sută (referențialul în domeniu pentru situațiile de concentrare nejustificată).

Considerațiile expuse anterior ne conduc la concluzia că există un set de indicatori care face posibilă modelarea fenomenului de deteriorare a ratingului CAAMPL. Chiar și utilizarea exclusivă a datelor microprudențiale permite dezvoltarea unei funcții de *scoring* cu o bună putere predictivă. Rezultatele sunt încurajatoare și pentru că eșantionul de estimare a cuprins toate băncile comerciale cu personalitate juridică română, indiferent de strategia de piață sau specificul activității de creditare a acestora.

Graficul 8 – Distribuția băncilor pe clase de risc de deteriorare a ratingului CAAMPL



¹⁸ Prin probabilitate necondiționată înțelegem media variabilei dependente pe întregul eșantion. În cazul nostru, variabila dependentă ia valoarea 0 în 1 862 de cazuri și 1 în 292 de cazuri, respectiv o pondere de 86,45 la sută în primul caz și de 13,55 la sută în al doilea caz.

¹⁹ În conformitate cu cerințele prevăzute de paragrafele 403 și 406 din Acordul Basel II (BCBS 2004), respectiv faptul că instituțiile de credit care dețin portofolii concentrate pe un anumit segment de piață și într-un anumit interval al riscului de nerambursare, trebuie să dispună de un număr suficient de clase de rating în cadrul acestui interval pentru a evita concentrarea excesivă a debitorilor într-o anumită clasă de rating.

CONCLUZII

Prezentul studiu descrie sintetic mecanismul unui sistem de identificare timpurie a evenimentelor de deteriorare a ratingului CAAMPL cu un orizont de predicție de un an, precum și rezultatele estimărilor sale pentru data de 31 decembrie 2007.

Principala componentă a acestuia este reprezentată de un model statistic de cuantificare a probabilității de deteriorare a ratingului CAAMPL, estimat și testat folosind exclusiv date microprudențiale ce acoperă perioada decembrie 1999-decembrie 2006. Metodologia specifică de estimare, testare și implementare combină elemente întâlnite în practica de specialitate cu exigențele prevăzute de Acordul Basel II privind problematica modelelor interne pentru riscul de credit, în scopul obținerii unei performanțe ridicate și consistente în timp a procesului de identificare a evenimentelor de deteriorare a ratingului instituțiilor de credit din sectorul bancar românesc.

Acuratețea ridicată a modelului statistic este asigurată de performanța funcției de notare, în termenii puterii de discriminare, stabilității și calibrării adecvate a estimărilor sale. Valoarea indicatorului de suprafață a curbei ROC este ridicată și robustă, testele de stabilitate indicând fluctuații reduse în jurul nivelului de 85 la sută, care reprezintă, de altfel, valoarea corespunzătoare pentru întregul eșantion de observații. În plus, verificarea capacității de delimitare *ex ante* a evenimentelor de deteriorare de cele de menținere sau îmbunătățire a ratingului CAAMPL arată o performanță mai ridicată la nivelul eșantionului de testare (ianuarie 2003-decembrie 2005) decât cea la nivelul eșantionului de estimare (decembrie 1999-decembrie 2002).

Modelul performează foarte bine în special în cazul instituțiilor de credit de talie mare din sistemul bancar românesc, media ponderată a ratei generale de acuratețe fiind peste 90 la sută față de 80 la sută în cazul mediei aritmetice în condițiile calibrării pragului de alarmă astfel încât procentul alarmelor false să fie egal cu cel al deteriorărilor neidentificate. Notabile sunt procentele de performanță în cazul BCR, BRD și Raiffeisen Bank, respectiv 100 la sută pentru prima și a treia bancă și 95,89 la sută pentru cea de-a doua. Pe de altă parte, în cazul a trei dintre băncile cu capital străin și a unei bănci cu capital privat autohton funcția de *scoring* are o performanță nesatisfăcătoare. Acest rezultat este determinat de numărul mare de alarme false consemnate, având în vedere faptul că evenimentele de deteriorare a ratingului sunt integral semnalate de model. Din aceste motive, identificarea *ex ante* a evenimentelor de deteriorare a ratingului nu se realizează exclusiv pe baza unui prag de alarmă, probabilitatea de succes a semnalului furnizat de model fiind evaluată inclusiv pe baza unei scale de notare, dar și prin analiză calitativă.

Scala de notare include șase clase de risc, care asigură o bună segmentare a probabilității de deteriorare în funcție de valoarea scorului obținut. Criteriile utilizate pentru construirea acesteia au fost omogenitatea evenimentelor din aceeași clasă și delimitarea semnificativă a probabilității empirice de deteriorare a ratingului CAAMPL între diferitele categorii de risc. Probabilitățile empirice rezultate sunt estimări robuste în termenii riscului de deteriorare a ratingului CAAMPL

și permit nuanțarea alarmelor generate prin aplicarea pragului de alarmă, în special pentru valorile probabilității teoretice de deteriorare învecinate cu nivelul pragului de alarmă. Dintre acestea, trei categorii sunt cu risc scăzut de deteriorare, una cu risc mediu de deteriorare și două cu risc ridicat de deteriorare.

Având în vedere considerațiile expuse anterior apreciem că, alături de sistemul de rating CAAMPL, utilizarea modelului de previziune a deteriorării ratingului pe care l-am prezentat în cadrul acestui studiu poate contribui la creșterea acurateței procesului de identificare a băncilor cu dificultăți financiare. Astfel, banca centrală și-ar putea administra mai eficient resursele limitate pe care le are pentru a evita propagarea unor eventuale dezechilibre individuale la nivel de sistem.

Rezultatele aplicării sistemului de previziune a evenimentelor de deteriorare a ratingului CAAMPL pentru data de 31 decembrie 2007 indică 18 instituții de credit cu risc scăzut de deteriorare, 5 cu risc mediu de deteriorare și 8 cu risc ridicat de deteriorare. Interpretarea semnalelor furnizate de model pe baza unor informații calitative și a performanței istorice înregistrate pentru pe fiecare bancă în parte conduce la următoarele concluzii:

- instituțiile de credit cu pondere importantă în sectorul bancar românesc vor înregistra o performanță cel puțin la fel de bună în anul 2007 comparativ cu anul 2006;
- nu există bănci cu rating compus 3 la sfârșitul anului 2006 pentru care modelul ar semnala o deteriorare a performanței la sfârșitul anului 2007;
- semnalul de deteriorare a ratingului în cazul a cinci bănci reprezintă mai degrabă o alarmă falsă, chiar dacă probabilitatea empirică de *downgrade* aferentă acestor entități este peste medie;
- este foarte probabil ca pentru trei instituții de credit însumând 2 la sută din activul agregat al sistemului bancar românesc ratingul CAAMPL să se deterioreze de la 2 în decembrie 2006 la 3 în decembrie 2007.

Trebuie menționat totodată că includerea în viitor în modelul de cuantificare a probabilității de deteriorare a ratingului CAAMPL a unor variabile macroeconomice, precum cursul de schimb și rata dobânzii sau integrarea informațiilor colectate prin activitatea de inspecție bancară în procesul de interpretare a semnalelor furnizate de modelul statistic pot conduce la rafinarea sistemului de previziune a evenimentelor de deteriorare a ratingului prezentat în cadrul acestui studiu. De asemenea, pe măsură ce marile agenții de rating vor nota mai multe dintre instituțiile de credit din sistemul bancar românesc față de cele nouă în prezent, utilizarea ratingurilor emise, dar mai ales a componentei acestora privind aprecierea perspectivei, va lărgi sfera de informații disponibile pentru completarea semnalelor furnizate de sistemul de previziune a evenimentelor de deteriorare a ratingului CAAMPL. În plus, reanalizarea anuală a performanței modelului statistic – expresie a aplicării cerinței prevăzute de paragraful numărul 443 din Acordul Basel II – reprezintă o altă componentă care va contribui la menținerea acurateței acestuia la un nivel ridicat în viitor.

BIBLIOGRAFIE

- Balcaen S., Ooghe, H. (2004)** “35 years of studies on business failure: an overview of the classical” statistical methodologies and their related problems” – Universiteit GENT
- Barr, R., Seiford, L. și Siems, T. (1994)** “Forecasting bank failure: A Non-Parametric Frontier Estimation Approach”, Reserches Economiques de Lovain 60:4
- Barth, J., Nolle, D., Phumiwasana, T., Yago, G.** “A cross-country analysis of the bank supervisory framework and bank performance”, Economic and Policy Analysis Working Paper 2002-2
- Bichi C., Dumitru, I., Moinescu, B. (2003)** „Reglementare și supraveghere bancară”, Editura ASE
- Bussiere, M., și Fratzscher, M. (2002)** “Towards a New Early Warning System of Financial Crises”, European Central Bank, Working Paper No. 145
- Capelle-Blancard, G., și Chauveau, T. (2002)** “L’efficacité technique peut-elle contribuer a l’évaluation du risque d’insolvabilité?”, Fondation Banque de France
- Cole, R. și Gunther, J. (1998)** “Predicting bank failures: A comparison of On and Off-site Monitoring Systems”, Journal of Financial Services Research, 13(2) – p. 103 -117
- Collier C., Forbush, S., Nuxoll, D., O’Keefe, J. (2003)** “The SCOR System of Off-Site Monitoring: Its Objectives, Functioning, and Performance” – FDIC Banking Review 2003, vol. 15, No. 3
- Demirguc-Kunt, A., și Detragiache, E. (1999)** “Monitoring Banking Sector Fragility: A Multivariate Logit Approach with an Application to the 1996-97 Banking Crises”
- Derviz, A., Podpiera, J. (2004)** “Predicting Bank CAMELS and S&P Ratings: The Case of the Czech Republic” – Czech National Bank, January 2004
- Engelmann B., Hayden, E. și Tasche, D. (2003)** “Testing Rating Accuracy”, Risk, vol. 16, 2003.
- Estrella, Park, A. S., și Peristiani, S. (2000)** “Capital ratios as predictors of bank failure”, Federal Reserve of New York – Economic Policy Review, vol. 6(2), p. 33-52
- Gaytan, A., și Johnson, C. (octombrie 2002)** “A Review of the Literature on Early Warning Systems for Banking Crises”, Central Bank of Chile Working Paper No. 183
- Georgescu, F. (2005)** „Stadiul pregătirii pentru aplicarea reglementărilor BASEL II în sistemul bancar românesc”, www.bnro.ro

- Gilbert, A. R., Meyer, A. și Vaughan, M. D. (1999)** “*The role of supervisory screens and econometric models in off-site surveillance*”, Federal Reserve of St. Louis Review vol. 86(6), p. 31-56
- Gilbert, A. R., Meyer, A. și Vaughan, M. D. (2002)** „*Could a CAMELS Downgrade Model Improve Off-Site Surveillance?*”, Federal Reserve of St. Louis Review, vol. 84 No. 1
- Gunther, W. J., și Moore, R.R. (2001)** „*Early Warning Models in Real Time*”, Federal Reserve Bank of Dallas
- Halling, M., Hayden, E. (2006)** “*Bank Failure Prediction: A Two-Step Survival Time Approach*” – Austrian Working Group on Banking and Finance Meeting 2004
- Hayden, E. și Bauer, J. (2004)** “*New Approaches to Banking Analysis in Austria*”, *Financial Stability Report 7*, Oesterreichische Nationalbank, 2004
- Hosmer, D., și Lemenshow, S. (1999)** “*Applied Survival Analysis*, Wiley & Sons”
- Jagtiani, J., Kolari, J., Lemieux, C., și Shin, H. (2003)** “*Early Warning Models for Bank Supervision: Simpler Could Be Better*”, Federal Reserve Bank of Chicago, Economic Perspectives Q3
- Laviola, S., Marullo-Reedtz, P. și Trapanese, M. (1999)** “*Forecasting Bank Fragility: The Evidence from Italy*”, In: G. Kaufman (Ed.), *Research in Financial Services: Private and Public Policy* (Vol. 11), JAI Press
- Logan, Andrew** “*The United Kingdom’s small banks’ crisis of the early 1990s: what were the leading indicators of failure?*” Bank of England 2001 ISSN 1368-5562
- Marullo-Reedtz, P., și Trapanese, M. (2000)** “*Credit Registers and Early Warning Systems of Bank Fragility: The Italian Experience*”, *Bank Fragility and Regulation: Evidence from different countries* (Vol. 12)
- Meyer, P A și Pifer, H W (1970)** “*Prediction of bank failures*”, *The Journal of Finance*, Vol. 25, No. 4, p. 853-68
- Porath, Daniel (2004)** “*Estimating probabilities of default for German savings banks and credit cooperatives*” – Bundesbank, Discussion Paper Series 2: Banking and Financial Supervision No. 06/2004
- Sahajwala, R. și P. Van den Bergh (decembrie 2000)** “*Supervisory risk assessment and Early Warning Systems*”, BCBS Working Paper No. 4
- Saunders, A. (2000)** “*Financial Institutions Management: A Modern Perspective*”, 3rd ed. (Boston: McGraw-Hill).

- Schaeck K., Wolfe, S.** *“Identifying Problem Banks in the German Co-operative and Savings Bank”*
- *** FDIC, (1997)** *“History of the Eighties – Lessons for the Future”*,
<http://www.fdic.gov/bank/historical/history/>
- ***** *“International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards” – BCBS (2004)*
- ***** *„Îmbunătățirea Sistemului Uniform de Rating și a Sistemului de Avertizare Timpurie” – Raport Ernst & Young (decembrie 2004)*
- ***** *“New Quantitative Models of Banking Supervision” – Oesterreichische Nationalbank (2004)*
- ***** *“Range of practice in banks’ internal ratings systems” – BCBS (2000)*
- ***** *“Studies on the Validation of Internal Rating Systems”, BCBS (2005), Working Paper No. 14.*

ANEXA 1

Corelația dintre variabilele exogene utilizate în estimarea funcției de scoring

	RATING	PARGR	NPL	COTA_CREDIT
RATING	1	15,19%	25,07%	-24,43%
PARGR	15,19%	1	-10,35%	-19,27%
NPL	25,07%	-10,35%	1	-3,01%
COTA_CREDIT	-24,43%	-19,27%	-3,01%	1

ANEXA 2

Rata generală de succes a modelului statistic în funcție de pragul de alarmă

BĂNCI COMERCIALE	<i>prag de alarmă</i>		Număr de deteriorări ale ratingului CAAMPL
	<i>24,5%</i>	<i>16,45%</i>	
BANCA B1	100%	100%	0
BANCA B2	100%	100%	19
BANCA B3	100%	95,89%	0
BANCA B4	100%	100%	1
BANCA B5	98,63%	100%	1
BANCA B6	97,62%	97,62%	4
BANCA B7	97,26%	90,41%	4
BANCA B8	95,89%	95,89%	3
BANCA B9	95,89%	95,89%	3
BANCA B10	95,89%	95,89%	3
BANCA B11	91,78%	91,78%	7
BANCA B12	90,41%	82,19%	3
BANCA B13	90,41%	89,04%	12
BANCA B14	86,30%	86,30%	9
BANCA B15	86,30%	76,71%	21
BANCA B16	84,93%	76,71%	7
BANCA B17	84,93%	97,62%	26
BANCA B18	84,21%	84,21%	3
BANCA B19	83,56%	76,71%	7
BANCA B20	76,71%	76,71%	9
BANCA B21	75,34%	15,07%	1
BANCA B22	75,00%	51,47%	11
BANCA B23	71,23%	76,71%	20
BANCA B24	69,86%	69,86%	20
BANCA B25	64,38%	64,38%	27
BANCA B26	64,38%	45,21%	16
BANCA B27	64,38%	2,74%	0
BANCA B28	46,58%	35,62%	17
BANCA B29	45,21%	31,51%	14
BANCA B30	43,84%	43,84%	12
BANCA B31	32,88%	32,88%	12
TOTAL	80,12%	72,94%	292