

Elaborarea modelelor de rating în conformitate cu IFRS 9

Dr. ec. Ioan-Codruț ȚURLEA

Academia de Studii Economice din București

Abstract

Before the release of the IFRS 9 Financial Instruments standard in 2014, the development of ranking mechanisms was mostly known through the Basel capital accords requirements for the computation of regulatory capital, as well as the economic capital models used for the estimation of internal capital needs. Most institutions would have been relying on application scorecards for ranking clients at application and assess their suitability to be granted a loan in line with their own risk tolerance. However, only a small number of institutions would have relied on behavioral scorecards.

Both the Basel III Internal Rating Based Approach (IRBA) and IFRS 9 are principle based and offer their users a variety of modelling approaches. Hence, financial institutions are allowed to implement their own rating models. However, under IRBA the rating system must meet specific minimum requirements which are not required under IFRS 9.

The article focuses on highlighting a variety of rating methods and systems applicable under the IFRS 9 framework. Hence, it presents a series of statistical and non-statistical models for building and estimating the rating system. Furthermore, the benefits and drawbacks are presented for each approach. The paper concludes with an analysis of the models under the IFRS 9 framework.

Key terms: IFRS 9, Basel approach, credit risk, assessment, strategy

Termeni-cheie: IFRS 9, abordările Basel, risc de credit, evaluare, strategie

Clasificare JEL: M40, M41, G24

To cite this article: Ioan-Codruț Țurlea, *Elaborarea modelelor de rating în conformitate cu IFRS 9*, *CECCAR Business Review*, Nº 6/2021, pp. 38-45, DOI: <http://dx.doi.org/10.37945/cbr.2021.06.05>

➔ Introducere

Articolul de față se concentrează pe definirea modelelor statistice care ar putea fi utilizate de instituțiile financiare pentru a dezvolta sisteme de rating și oferă o imagine de ansamblu asupra metodelor parametrice și neparametrice care iau în considerare disponibilitatea datelor. În plus, acesta prezintă beneficiile și dezavantajele fiecărei metode.

Sistemele de evaluare statistică sunt construite folosindu-se o selecție de variabile explicative bazate pe date istorice pentru caracteristicile și ipotezele comportamentale diferite ale debitorilor. Aceste date obținute sunt utilizate în continuare la stabilirea unui mecanism de evaluare. O analiză suplimentară este efectuată de instituții pentru a estima probabilitatea de neplată pentru fiecare dintre clasele specifice.

Pentru a stabili ratingul unui debitor cât mai exact posibil, modelele structurale utilizează conexiuni cauzale fundamentate pe modele economice. Prin urmare, modelele se bazează pe corelația dintre caracteristicile individuale ale debitorului și ratele istorice de neplată observate.

În funcție de disponibilitatea datelor de-a lungul timpului, o varietate de abordări de modelare pot fi folosite în scopul calculării ordinii de clasificare pentru a prezice performanța debitorului.

➔ Elaborarea modelului de rating în conformitate cu IFRS 9

Studiile academice privind standardul IFRS 9 *Instrumente financiare* sunt puține. Nobes (2013) a elaborat unul dintre primele studii despre clasificarea instrumentelor financiare în conformitate cu IFRS 9. În comparație cu IAS 39 *Instrumente financiare: recunoaștere și evaluare*, IFRS 9 clasifică instrumentele financiare în trei categorii pe baza evoluției riscului instrumentului de la recunoașterea inițială – etapa 1: instrumentele sunt active ale căror riscuri sunt similare cu cele de la recunoașterea inițială, cu o pierdere de datorie estimată (ECL) pe 12 luni calculată pentru acești debitori; etapa 2: instrumentele sunt active pentru care a fost identificată o creștere semnificativă a riscului de pierdere, calculându-se o pierdere de datorie brută așteptată pe toată durata soldului; etapa 3: reprezintă acele active care sunt riscante și pentru care se calculează o pierdere așteptată netă pe durata utilizării activului calculat la soldul net.

În comparație cu standardul IAS 39, calculul pierderii așteptate în conformitate cu IFRS 9 generează instituțiilor financiare dificultăți însemnate prin încorporarea criteriilor de identificare a creșterii semnificative a riscului de pierdere, precum și a viitoarelor informații macroeconomice.

Îndepărtându-ne de dificultățile întâmpinate la definirea riscului de pierdere ECL, baza pentru tot procesul de modelare este dezvoltarea unui sistem de evaluare precis, adică a unui mecanism de clasificare.

În ceea ce privește sistemele de clasificare și de elaborare a tablourilor de bord, Chawla *et al.* (2016) sunt de părere că informațiile legate de industrie sau zona geografică ar trebui incluse în evaluare, deoarece există diferențe semnificative între diverse sectoare, mai riscante, și multe alte răspunsuri economice repetate. Un alt cercetător, Edwards (2016), se concentrează pe evidențierea importanței structurii termenului/maturității expunerii, în timp ce Skoglund (2017) propune diverse abordări de modelare.

Acest articol prezintă abordări multiple pentru dezvoltarea tablourilor de bord conforme cu IFRS 9.

În practică, instituțiile financiare se bazează pe tablourile de bord impuse de reglementare, adică modelele de risc de pierdere de la Basel. Majoritatea lucrărilor academice sunt axate pe prezentarea diferențelor dintre modelele de reglementare și IFRS 9. De exemplu, Novotny-Farkas (2016) și Miu și Ozdemir (2016) consideră că principalele diferențe sunt bazate pe niveluri diferite ale parametrilor *probabilitatea de nerambursare* (PD) și *pierderea în caz de nerambursare* (LGD) utilizați la calcularea capitalului conform reglementării, în timp ce potrivit altor studii, precum cel al lui Reitgruber (2015), modelele pot satisface cerințele de convergență permise atât de instituția de la Basel, cât și de IFRS 9.

Din punctul de vedere al autorului, acest articol are un impact major asupra percepției corecte în ceea ce privește elaborarea mecanismelor de clasificare având scopul de a obține o etapă de atribuire adecvată. El abordează efectele de sinergie dintre IFRS 9 și modelele de reglementare privind mecanismele de clasificare.

■ Modelele statistice și IFRS 9

Un mecanism de clasificare este necesar pentru a îndeplini cerințele IFRS 9 privind atribuirea exactă a PD și LGD și a factorului de conversie al creditului (CCF) la calcularea ECL și utilizarea unei modificări a clasificării unei expuneri ca element-cheie de identificare a creșterii semnificative a riscului de pierdere (SICR).

Din perspectiva abordării modelelor interne (IRB), este necesar un mecanism de clasificare pentru o allocare adecvată a expunerilor la un grad de risc limitat pentru parametrii PD, LGD și CCF asociați cu o creștere a riscului de pierdere generat de modificarea mecanismului de clasificare. Prin urmare, există o suprapunere puternică între cerințele mecanismului de clasificare conform IFRS 9 și ale mecanismului de clasificare potrivit IRB.

De asemenea, standardul IFRS 9 nu stabilește așteptări specifice cu privire la modul în care ar trebui structurat sistemul de rating. Mai mult, Consiliul pentru Standarde Internaționale de Contabilitate (IASB) nu prezintă nicio așteptare în ceea ce privește metodele și modelele aplicate atunci când definește sistemul de rating. În practică, majoritatea instituțiilor financiare utilizează definiția IRB preexistentă furnizată de Autoritatea Bancară Europeană (ABE) și cerințele definite în îndrumările privind practicile de gestionare a riscului de credit ale instituțiilor de credit EBA/GL/2017/06, și anume că „sistemul de rating este compus din toate metodele,

procesele, controalele și sistemele de colectare a datelor și IT care sprijină evaluarea riscului de pierdere, atribuirea ratingurilor interne și cuantificarea estimărilor de neplată și pierdere”.

Metodele prezentate în articol se referă la prima componentă a sistemului de rating, și anume la atribuirea ratingurilor interne prin utilizarea mecanismului de clasificare.

Din perspectiva reglementării în cadrul unei fundații sau a unei abordări bazate pe evaluarea internă, se așteaptă ca instituțiile să respecte următoarele cerințe:

✓ Să aibă cel puțin șapte niveluri de rating pentru prezentările de performanță (non-retail și retail) și un nivel pentru pierderile implicite;

✓ Inițierile nu ar trebui să creeze concentrații nejustificate sau excesive într-o singură notă;

✓ Instituțiile ar trebui să asigure o diferențiere semnificativă a riscului realizat între nivelurile de rating;

✓ Informații plauzibile, intuitive, exacte și complete care reflectă experiențele anterioare, precum și practicile viitoare de creditare și gestionare a riscului de pierdere în cadrul instituției.

Din perspectiva IFRS 9, o definiție adecvată și stabilirea ratingurilor sunt extrem de importante, deoarece se ia în considerare creșterea semnificativă a riscului de pierdere (SICR), adică transferul la etapa 2, deci, pentru acele expuneri care subliniază criteriile SICR, perioada de timp așteptată de calcul al pierderii anticipate (ECL) care ar fi necesară în loc de 12 luni.

Criteriile SICR pot fi definite în termeni absoluți sau relativi, de exemplu, modificarea PD de la recunoașterea inițială, retrogradarea ratingului, depășirea expunerii cu 30 de zile. Evaluarea SICR este, de asemenea, influențată de decizia instituției cu privire la numărul de rezultate, adică ar trebui să permită o diferențiere adecvată între rezultate pe baza caracteristicilor de risc comune, precum și să se asigure că SICR ar putea apărea înainte de retrogradare în timp util și de o manieră corectă.

Un sistem adecvat de rating al riscului de pierdere permite o diferențiere adecvată a acestui risc între rezultate și evidențiază atât migrația ascendentă, cât și pe cea descendentă, precum și SICR, pentru a reflecta cu precizie riscul facilităților individuale (din perspectiva non-retail) sau ale debitorilor (din perspectiva retail), precum și portofoliul în ansamblu.

În acest context, un sistem eficient și adecvat de evaluare a riscului de pierdere ar trebui să permită instituțiilor să identifice atât migrația, cât și schimbările semnificative ale acestui risc. Mai mult, în cazul debitorilor cu rating extern, acesta ar permite recunoașterea în timp util a unei retrogradări efectuate de compania de rating de credit.

În conformitate cu cele mai bune practici, cei mai frecvenți factori de risc utilizați la elaborarea tabloului de bord sunt data scadenței, informațiile cu privire la zilele până la scadență, raporturile împrumut-valoare și împrumut-venit, ratele istorice de pierdere, tipul produsului, perioada de amortizare, avansurile, informațiile privind plata în avans, segmentul pieței, locația geografică, vechimea (adică data inițierii), tipul de garanție, măsurile de toleranță, precum și informațiile viitoare, adică factori macroeconomici. În cazul în care modelul este destinat să evalueze expunerile corporative sau ale IMM-urilor, se așteaptă ca atunci când sunt elaborate tablourile de bord să fie luate în calcul informațiile financiare. Prin urmare, tablourile de bord ar avea impact atât asupra informațiilor privind riscul tranzacției, cât și asupra debitorului. Cu toate acestea, decizia finală privind selecția metodei trebuie luată având în vedere practica de afaceri, specificitățile portofoliilor, precum și rezultatele testării statistice.

Atunci când se grupează debitorii/expunerile instituției ar trebui să se asigure că grupul rămâne omogen în ceea ce privește factorii determinanți ai riscului de pierdere și că acesta este stabil în timp.

Pentru a îndeplini obiectivul menționat anterior, respectiv omogenitatea între rezultate și în cadrul aceluiași rezultat, într-o manieră robustă, instituțiile trebuie să ia în considerare, printre alți factori de risc, corelația dintre factorii macroeconomici și particularitățile debitorului.

În cele din urmă, instituțiile ar trebui să înceapă procesul de elaborare a tabloului de scoring cu o analiză detaliată a modelelor istorice, a tendințelor actuale, precum și cu informații privind viitoarele practici de risc de pierdere care ar permite identificarea factorilor de risc relevanți. Experiența provenită din domeniul non-modelare, adică dezvoltarea afacerii, strategiile de colectare, stabilirea prețurilor etc., va servi la evaluarea caracterului

adecvat al factorilor de risc stabiliți statistic și la modificarea lor în mod corespunzător pe baza judecății experților, pentru a încorpora informații actuale și viitoare relevante susceptibile a le afecta riscul.

Pe scurt, IFRS 9 și orientările de la Basel nu sunt destinate să limiteze alegerea instituției la o abordare specifică de modelare, prin urmare, aceasta ar trebui să își bazeze alegerea de modelare pe disponibilitatea internă a datelor și pe constrângerile sau limitările interne. Modelele prezentate în continuare pot fi adaptate pentru a le permite instituțiilor să beneficieze de estimări interne ale datelor.

■ Analiza de regresie

Printre cele mai frecvent utilizate metode se numără analiza de regresie, adică stabilirea unei relații liniare între caracteristicile debitorului și variabila implicită (pe baza ratelor de pierdere observate).

1. Ecuația analizei de regresie:

$$y_i = \alpha x_i + \beta_i$$

unde:

y_i – riscul debitorului în timpul perioadei de observație t ($y_i = 1$) sau nu ($y_i = 0$);

x_i – caracteristicile debitorului observat în perioada t ; de exemplu, zilele de scadență, tipul de garanție, tipul produsului, scadența, falimentul, măsura de toleranță, plata anticipată;

α – totalitatea factorilor cu impact asupra modificării caracteristicilor variabilei implicate în perioada t ;

β_i – variabila reziduală.

Ecuația redată mai sus poate fi prezentată ca o regresie a celor mai mici pătrate (OLS).

2. Ecuația OLS:

$$S_i = E(x_i | y_i) = \alpha \cdot x_i$$

unde:

S_i (scorul) – variabilă continuă sau discretă utilizată ca mecanism de clasificare ce ia valori atât mai mari decât 1, cât și mai mici decât 0.

Ecuația prezintă scorul debitorului pe baza caracteristicilor individuale ale acestuia.

Principalele beneficii ale modelelor prezentate mai sus sunt că aceste formule sunt răspândite pe scară largă și, prin urmare, sunt ușor de calculat și de înțeles.

Principalul dezavantaj este că variabila β_i este heteroscedastică (variații diferite și erori standard ale variabilelor i). Prin urmare, cea mai importantă variabilă ar trebui aplicată pentru a calcula β în vederea asigurării că rezultatele sunt distribuite în mod normal. Variabilele selectate ar trebui să asigure stabilitatea și puterea predictivă ale modelului la structura portofoliului actual și viitor, respectiv coeficientul β_i ar trebui să asigure existența unei relații semnificative, și nu doar a unei corelații false. Pentru a reduce aceste riscuri, o modalitate adecvată este împărțirea în două, adică dezvoltarea și validarea trebuie separate pentru a asigura validitatea rezultatelor.

■ Analiza discriminantă

Altman (1968) prezintă analiza discriminantă ca pe o tehnică aplicată corporațiilor în vederea estimării falimentului acestora. Funcția de discriminare liniară este bazată pe principiul conform căruia răspândirea între debitorii buni și cei răi (neriscanți și riscanți) trebuie să fie maximă, ca și între rezultatele individuale.

3. Ecuația analizei discriminante:

$$S_i = \alpha \cdot x_i$$

S_i definește variabilele de discriminare, în timp ce procesul de maximizare permite coeficienților vectorului α să fie în rezultate optime. Coeficienții sunt normalizați.

Întrucât S_i este determinat arbitrar, el nu poate fi evaluat independent. Cu cât rezultatul regresiei liniare poate fi interpretat ca un scor mai mare, cu atât riscul este mai mare.

În cadrul metodelor 1 și 2 caracteristicile deterministe și starea implicită sunt prezentate de variabila aleatoare, în timp ce metoda 3 prezintă opusul.

În general, diferențele sunt în mare parte teoretice, iar în practică sunt irelevante.

Avantajele și dezavantajele sunt aceleași ca în cazul modelului de regresie.

■ Modelele logit și probit

Atunci când se dezvoltă sistemul de evaluare, există două fundamentări teoretice alternative: modele econometrice binare logit și probit. Acestea presupun o variabilă y neobservabilă (latentă) care reprezintă caracteristicile debitorului.

4. Ecuația 1 a modelelor logit și probit:

$$y_i = \alpha x_i + \beta_i$$

Variabilele și parametrii sunt definiți ca la modelul 1. Cu toate acestea, variabila y_i este măsurată astfel:

5. Ecuația 2 a modelelor logit și probit:

$$\begin{cases} 1, & y_i > 0 \\ 0, & \text{diferit} \end{cases}$$

Ca atare, evenimentul implicit apare atunci când variabila latentă este mai mare decât 0, iar funcția devine:

6. Ecuația 3 a modelelor logit și probit:

$$P(y_i = 1) = P(\beta_i > -\alpha \cdot x_i) = 1 - F(-\alpha \cdot x_i) = F(\alpha \cdot x_i)$$

Aceasta presupune o distribuție a densității simetrice în jurul valorii 0. În plus, ea depinde de ipotezele utilizate la stabilirea valorii reziduale, după cum urmează:

✓ Atunci când valorile reziduale sunt distribuite în mod normal, se ia în considerare un model probit.

7. Ecuația modelului probit:

$$F(\alpha \cdot x_i) = 1/\sqrt{2\pi} \int_{-\infty}^{\alpha \cdot x_i} e^{-t^2/2} dt$$

✓ Atunci când valorile reziduale urmează o distribuție logică, se ia în considerare un model logit.

8. Ecuația modelului logit:

$$F(\alpha \cdot x_i) = e^{\alpha \cdot x_i} / (1 + e^{\alpha \cdot x_i})$$

O altă opțiune ar fi începerea evaluării din estimarea probabilităților implicite. Trebuie luată în calcul următoarea considerație: pentru un singur debitor, probabilitățile de rambursare nu pot fi sesizate, doar ratele de rambursare observate pot fi calculate la nivel de portofoliu sau de rezultat. În acest caz, frecvențele implicite observate (p_i) pot fi interpretate ca probabilități implicite. Astfel, estimarea OLS devine:

9. Ecuația OLS pentru un singur debitor:

$$p_i = \alpha \cdot x_i + \beta_i$$

Ecuația 8 nu este limitată de valori cuprinse între 0 și 1, prin urmare, nu poate fi utilizată singură la stabilirea punctajului. Pentru a măsura $\alpha \cdot x_i$ în intervalul [0, 1], expresia liniară este transformată printr-o funcție neliniară F .

10. Ecuația funcției neliniare F :

$$p_i = F(\alpha \cdot x_i)$$

Prin selectarea unei funcții de legătură logică, ecuația devine un model logit, în timp ce luând în considerare o distribuție normală, ecuația devine un model probit.

Atunci când se utilizează OLS, coeficienții ar trebui să fie heteroscedastici, acest lucru putând fi realizat prin utilizarea regresiei celor mai mici pătrate ponderate, ceea ce ar duce totuși la gruparea frecvențelor implicite observate înainte de estimare. În practică, aceasta poate genera probleme deoarece ar necesita definirea dimensiunii și a numărului grupurilor sau rezultatelor înainte de analiză.

O altă opțiune este utilizarea în locul grupării a metodei de maximă probabilitate. Hosmer și Lemeshow (2000) detaliază abordarea și testele pentru validarea modelului și a variabilelor sale.

În practică, rezultatul celor două modele este adesea similar, iar distribuțiile au o formă asemănătoare, cu excepția interpretării, care în modelul probit este mai amplă. Cu toate acestea, modelul logit este folosit mai mult în practică, deoarece este mai ușor de înțeles.

11. Ecuția practică a modelului logit:

$$P_i/1 - P_i = e^{\alpha \cdot x_i}$$

Partea din stânga reprezintă șansele, adică relația dintre probabilitatea implicită și probabilitatea de menținere a pragului de echilibru. Prin urmare, variația unei singure variabile x_i a unei unități are un impact de e^{α} asupra șanselor, în care α_i denotă coeficientul variabilei x_i și coeficienții transformați e^{α} constituind raporturi de șanse. Ele reprezintă impactul de multiplicare al caracteristicii unui debitor asupra șanselor. Cea mai importantă slăbiciune a modelelor binare o constituie interpretarea dificilă a coeficienților.

Principalele puncte forte ale modelelor logit și probit sunt validarea ușoară a acestora și interpretarea rezultatelor, adică ieșirea modelului poate fi interpretată direct ca o probabilitate implicită.

■ Modelul hazard

Modelele prezentate până acum evaluează riscul debitorului calculând un scor care indică dacă acesta se află implicit în orizontul specificat. Totuși, modelele nu permit o comparație sau o analiză cu privire la evoluția riscului debitorului și nu se stabilește când vor apărea obligațiile sale implicite.

Pentru a remedia deficiențele metodelor menționate anterior, Cox (1972) a propus utilizarea modelelor de pericol care iau în considerare supraviețuirea debitorilor în timp. Acestea presupun că rata pericolului de bază este prezentată ca un model semiparametric fundamentat pe variabile independente și nu se bazează pe natura sau ponderea distribuției de supraviețuire.

12. Ecuția modelului hazard:

$$h_i(t|x_i) = h_0(t) \cdot e^{\alpha \cdot x_i}$$

unde:

$h_i(t|x_i)$ – hazardul rezultat, având în vedere covariația și timpul de supraviețuire al debitorului la momentul t ;

$h_0(t)$ – hazardul inițial, când toate valorile variabilei independente sunt 0. Poate fi văzut ca rata medie de hazard a debitorului.

Cu toate acestea, ecuația presupune o relație multiplicativă între hazard și funcția variabilelor explicative. Această relație implică faptul că rezultatul evaluării este o variabilă continuă aleatorie, chiar dacă factorii determinanți ai riscului unui debitor sunt observați în momente distincte și nu sunt continui pe parcursul perioadei. Mai mult, variabilele sunt tratate ca niște constante în timp, comparativ cu variabilele explicative, care se modifică.

După cum s-a văzut, principalul punct forte al modelului este estimarea perioadei de supraviețuire, în timp ce slăbiciunea sa constă în faptul că este mai complex decât abordările prezentate anterior.

■ Rețelele neuronale

Rețelele neuronale sunt o alternativă la modelele parametrice, deoarece sunt non-parametrice și oferă o abordare mai flexibilă între variabilele independente și cele dependente.

Această metodă se bazează pe mai multe noduri care trimit o ieșire specifică dacă primesc informații predefinite de la celelalte noduri la care sunt legate, adică rețeaua neuronală utilizează un eșantion de proiectare pentru a clasifica debitorii după rezultate sau în grupuri bazate pe date și caracteristici similare. Prin urmare, rețeaua finală este definită de interconectarea dintre intrare și ieșire și, de asemenea, prin intermediul nodurilor intermediare.

Rețelele neuronale modelează cu ușurință relații complexe, asigurând în același timp o flexibilitate ridicată a ipotezelor de distribuție, și pot fi adaptate rapid noilor informații. Cu toate acestea, nu există un mecanism prestabilit pentru determinarea rețelei optime, deoarece conexiunile sunt văzute ca niște cutii negre care sunt greu de interpretat. Mai mult, calculul probabilităților implicite este limitat.

■ Arborii de decizie

Arborii de decizie sunt o categorie suplimentară de modele non-parametrice. Modelul este construit pe baza unei serii de condiții „dacă și atunci” împărțind debitorii în grupuri diferite. În cazul unui arbore de clasificare binară, se subdivizează populația în două subgrupuri și după fiecare unitate de nod se ajunge la final. Ca atare, acestea sunt utilizate pentru date care conțin un număr limitat de variabile predictive. Procedând astfel, toate variabilele sunt grupate și tratate ca variabile diferite.

Principalii algoritmi pentru elaborarea arborilor de decizie sunt propuși de Breiman *et al.* (1984) prin algoritmi arbori de clasificare și regresie și de McLoughlin și Kass (1978) prin algoritmul CHAID detector automat de interacțiuni chi-pătrat, chiar dacă algoritmi folosesc criterii diferite pentru a identifica cea mai bună grupare și pentru a agrega categoriile care nu sunt semnificativ diferite.

La fel ca în cazul rețelelor neuronale, arborii de decizie nu se bazează pe ipoteze de distribuție, iar rezultatele sunt ușor de înțeles. Totuși, probabilitatea implicită ar trebui calculată într-o etapă separată.

➔ Concluzii

Mecanismele de ordonare a rangului sunt necesare pentru a satisface cerințele IFRS 9 referitoare la alocarea exactă a parametrilor PD, LGD și CCF pentru calculul ECL și pentru a identifica riscul de credit specific. Există o suprapunere puternică între cerințele mecanismelor de clasificare utilizate conform IFRS 9 și cele folosite în scopuri preexistente ale IRB. Prin urmare, instituțiile financiare utilizează predominant mecanismele existente de clasificare IRB conform IFRS 9.

Standardele IFRS 9 și IRB oferă un nivel ridicat de flexibilitate pentru dezvoltarea mecanismelor de clasificare a rangului. Articolul prezintă o serie de opțiuni utilizate de instituțiile financiare pentru a elabora astfel de mecanisme.

Alegerea metodologiei de clasificare a rangului depinde de o serie de factori, precum natura datelor disponibile, constrângerile de timp și resurse, sau de un compromis adecvat între model, complexitate și transparență.

Indiferent de metodologia aleasă, toate abordările necesită identificarea factorilor de risc corespunzători pentru a descrie variabila-țintă, implicit pentru o estimare a PD și a LGD.

Demn de remarcat este faptul că, oricât de robustă ar fi metodologia de modelare selectată sau oricât de mare ar fi disponibilitatea datelor, mecanismul de clasificare a rangului va fi solid numai dacă este dezvoltat pe un eșantion de date reprezentativ pentru populația asupra căreia va fi pus în practică. În plus, chiar dacă un mecanism robust de clasificare a rangului va asigura un sistem de evaluare bun, acest lucru nu înseamnă neapărat că va prezice bine. Pentru asigurarea faptului că modelul general prezice corect, rezultatul mecanismului de clasificare a rangului trebuie stabilit corespunzător.

Cât privește limitele studiului, considerăm că este foarte important să se elaboreze o analiză încrucișată a unei companii pentru a sublinia la același nivel de conformitate atât ipotezele teoretice, cât și îndatoririle practice. Cu toate acestea, trebuie analizat dacă un domeniu are un anumit nivel de conformitate pentru a obține o percepție exactă cu privire la riscurile de pierdere. Alte direcții de cercetare includ extinderea eșantionului atât la nivel național, cât și prin includerea companiilor cu caracteristici similare din alte țări, precum și modalități alternative care ar putea influența deciziile entităților.

Bibliografie

1. Altman, E.I. (1968), *Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*, The Journal of Finance, vol. 23, nr. 4, pp. 589-609.
2. Breiman, L., Friedman, J.H., Olshen, R.A., Stone, C.J. (1984), *Classification and Regression Trees*, Wadsworth, Monterey.
3. Chamberlain, G. (1980), *Analysis of Covariance with Qualitative Data*, Review of Economic Studies, vol. 47, nr. 1, pp. 225-238.

4. Chawla, G., Forest, L.R.Jr., Aguais, S.D. (2016), *Point-In-Time Loss-Given Default Rates and Exposures at Default Models for IFRS 9/CECL and Stress Testing*, Journal of Risk Management in Financial Institutions, vol. 9, nr. 3, pp. 249-263.
5. Chawla, G., Forest, L.R.Jr., Aguais, S.D. (2016), *Some Options for Evaluating Significant Deterioration Under IFRS 9*, Journal of Risk Model Validation, vol. 10, nr. 3, pp. 69-89.
6. Cox, D.R. (1972), *Regression Models and Life-Tables*, Journal of the Royal Statistical Society, Series B, vol. 34, nr. 2, pp. 187-220.
7. Edwards, G.A.Jr. (2014), *The Upcoming New Era of Expected Loss Provisioning*, SEACEN Financial Stability Journal, vol. 2, pp. 13-24.
8. Edwards, G.A.Jr. (2016), *Supervisors' Key Roles as Banks Implement Expected Credit Loss Provisioning*, SEACEN Financial Stability Journal, vol. 7, decembrie, pp. 1-26.
9. Gebhardt, G., Novotny-Farkas, Z. (2011), *Mandatory IFRS Adoption and Accounting Quality of European Banks*, Journal of Business Finance & Accounting, vol. 38, nr. 3-4, pp. 289-333.
10. Hosmer, W.D., Lemeshow, S. (2000), *Applied Logistic Regression*, ediția a II-a, John Wiley & Sons, pp. 244-285.
11. McLoughlin, J.A., Kass, C.E. (1978), *Resource Teachers: Their Role*, Learning Disability Quarterly, vol. 1, nr. 1, pp. 56-62.
12. Miu, P., Ozdemir, B. (2016), *Adapting Basel's A-IRB Models for IFRS 9 Purposes*, SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2819101> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2819101>.
13. Nobes, C. (2013), *The Continued Survival of International Differences Under IFRS*, Accounting and Business Research, vol. 43, nr. 2, pp. 83-111.
14. Novotny-Farkas, Z. (2016), *The Interaction of the IFRS 9 Expected Loss Approach with Supervisory Rules and Implications for Financial Stability*, Accounting in Europe, vol. 13, nr. 2, pp. 197-227.
15. Reitgruber, W. (2015), *Methodological Thoughts on Expected Loss Estimation for IFRS 9 Impairment: Hidden Reserves, Cyclical Loss Predictions and LGD Backtesting*, Credit Technology by Serasa Experian, vol. 92, pp. 7-29.
16. Reitgruber, W. (2016), *Expected Loss Provisioning Under Upcoming IFRS 9 Impairment Standards: A New Source of P&L Volatility – Can We Tame It?*, Journal of Risk Management in Financial Institutions, vol. 9, nr. 4, pp. 332-343.
17. Skoglund, J. (2017), *Credit Risk Term-Structures for Lifetime Impairment Forecasting: A Practical Guide*, Journal of Risk Management in Financial Institutions, vol. 10, nr. 2, pp. 177-195.
18. Stoica, M. (2021), *Managementul investițiilor*, Editura Pro Universitaria, București.
19. Basel Committee on Banking Supervision (1988), *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards*, bis.org.
20. Basel Committee on Banking Supervision (2004), *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards*, federalreserve.gov.
21. Basel Committee on Banking Supervision (2005), *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework*, bis.org.
22. Basel Committee on Banking Supervision (2005), *Update on Work of the Accord Implementation Group Related to Validation Under the Basel II Framework*, bis.org.
23. Basel Committee on Banking Supervision (2015), *Guidance on Credit Risk and Accounting for Expected Credit Losses*, bis.org.
24. European Banking Authority (2016), *Guidelines on the Application of the Definition of Default Under Article 178 of Regulation (EU) No. 575/2013*, eba.europa.eu.
25. European Banking Authority (2017), *Guidelines on Credit Institutions' Credit Risk Management Practices and Accounting for Expected Credit Losses*, eba.europa.eu.
26. European Banking Authority (2017), *Guidelines on PD Estimation, LGD Estimation and the Treatment of Defaulted Exposures*, eba.europa.eu.
27. Global Public Policy Committee (2016), *The Implementation of IFRS 9 Impairment Requirements by Banks*, iasplus.com.
28. International Accounting Standards Board (2014), *International Financial Reporting Standard 9 Financial Instruments*, iasplus.com.