BANCA NAȚIONALĂ A ROMÂNIEI 140

Caiete de studii
Nr. 54

▪ Marian Mihai ▪ Claudia Voicilă ▪ Laura Popescu
▪ Virgil Dăscălescu

Estimarea probabilității de apariție a unei crize bancare. Studiu de caz România și UE

CAIETE DE STUDII

Nr. 54

ianuarie 2021

NOTĂ

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

Toate drepturile rezervate. Reproducerea informațiilor în scopuri
educative și necomerciale este permisă numai cu indicarea sursei.

ISSN 1584-0883 (versiune *online*)
ISSN 1584-0883 (versiune e-Pub)

Estimarea probabilității de apariție a unei crize bancare. Studiu de caz România și UE

Marian Mihai*

Claudia Voicilă*

Laura Popescu*

Virgil Dăscălescu*

* Direcția stabilitate financiară, Banca Națională a României. Autorii doresc să mulțumească colegilor din Banca Națională a României pentru comentariile și sugestiile primite.

Metodologia și rezultatele prezentate în această lucrare reflectă opiniile autorilor și nu reprezintă poziția oficială a autorității macroprudențiale din România sau a Băncii Naționale a României.

Cuprins

Rezumat 7

1. Introducere și literatura relevantă 9

2. Evaluarea probabilității de criză bancară în sens restrâns 12

2.1. Metodologie și ipoteze 12
2.2. Rezultate și studiu de caz – sectorul bancar din România 14

3. Analiza probabilității de criză bancară în sens extins 21

3.1. Metodologie model macroeconomic 21
3.2. Studiu de caz – România și țările din Uniunea Europeană 24

4. Concluzii 27

Bibliografie 28

Anexa 1 30
Anexa 2 32
Anexa 3 33

Rezumat

Sistemul financiar a reprezentat principalul vector de propagare a crizei financiare globale din 2007-2008, caracterul unui astfel de eveniment fiind unul disruptiv. Odată cu acest episod, interesul pentru studierea crizelor financiare, valutare sau bancare a crescut semnificativ. În România, sectorul bancar are o pondere de aproximativ 75 la sută în totalul activelor sistemului financiar, un eveniment de criză manifestat la nivelul acestuia fiind de natură să afecteze intermedierea financiară și activitățile desfășurate de întregul sector real. Lucrarea de față își propune estimarea probabilității de apariție a unui eveniment de criză bancară, privit în sens restrâns strict pe canalul ofertei, ca urmare a insuficienței capitalului pentru susținerea și creșterea activelor purtătoare de risc (cu precădere, credite acordate sectorului privat), respectiv în sens extins, consecință a cadrului macroeconomic și financiar aplicabil. Studiul se bazează pe aplicarea unor metode desprinse din tehnicile de învățare automată, iar rezultatele arată că probabilitatea de a consemna un asemenea eveniment în România era relativ redusă și în scădere în intervalul 2014-2019. Un eventual șoc sistematic, care ar putea conduce la schimbări simultane ale rezultatelor financiare la nivelul instituțiilor de credit în sensul consemnării de pierderi și plasării indicatorilor de rentabilitate economică în cozile distribuțiilor istorice (pentru definiția în sens restrâns), respectiv estimări ale probabilității de criză conform unor scenarii macroeconomice de severitate ridicată (pentru definiția în sens extins), relevă probabilități de criză semnificativ mai ridicate, fără a deveni însă cel mai probabil rezultat, aspect explicat de nivelul adecvat al capitalului băncilor. În comparație europeană, România se poziționează în prima jumătate a clasamentului, reflecție a unui grad de risc comparabil sau chiar mai scăzut în raport cu cel specific altor sectoare bancare din cadrul UE.

Cuvinte-cheie: simulări și modelare financiară, criză bancară, risc sistemic

Coduri de clasificare JEL: G17, G21, E32, E37

1. Introducere și literatura relevantă

Crizele bancare reprezintă evenimente rare, amenințări cu potențial disruptiv asupra economiilor locale, cu implicații inclusiv asupra stabilității financiare a economiilor partenere, ca urmare a unor efecte de contagiune și de creștere a corelației activelor financiare în timpul unor turbulențe. Ulterior crizei financiare globale din 2007-2008, interesul studierii consecințelor unor astfel de evenimente a crescut, atât economiștii, cât și organismele de supraveghere bancară acordând o importanță semnificativă studierii ciclurilor financiare, în special a riscului de contracție economică severă ca urmare a supraîncălzirii economiei (engl. *boom and bust)*. Consecințele unor astfel de contracții sunt reprezentate de fenomene precum dezintermedierea financiară, reevaluarea bilanțurilor sau corecția valorii colateralului (Claessens *et al.*, 2011, Borio, 2012). Totodată, băncile centrale din UE au devenit preocupate de studierea caracteristicilor și factorilor determinanți ai crizelor bancare. Exemple pot fi Banca Centrală Europeană – Boissay *et al.* – „Booms and Systemic Banking Crises" (2013), Altunbas *et al.* – „Bank Risk during the Financial Crises" (2011), Banca Franței – Coudert and Idier. – „Reducing Model Risk in Early Warning Systems for Banking Crises in the Euro Area" (2017) sau Banca Națională a Poloniei – Banbula *et al.* – „Optimal Level of Capital in the Polish Banking Sector". Atât la nivelul României (BNR), cât și la nivel european (CERS), rolul politicii macroprudențiale în identificarea, evaluarea și ameliorarea vulnerabilităților sistemului financiar s-a intensificat, iar asigurarea rezilienței acestuia cu scopul prezervării stabilității financiare a căpătat o importanță fundamentală.

Literatura de specialitate sugerează că evenimentele de criză bancară au în principal determinanți cu caracter endogen, respectiv o expansiune accelerată și nesustenabilă a activității de creditare (engl. *credit boom gone wrong*) – Schularik și Taylor (2012), Borio și Drehman (2009). O altă ipoteză, conform Boissay *et al.* (2016), este reprezentată de caracterul prociclic al bilanțurilor instituțiilor de credit, ca urmare a finanțării din piața interbancară. Astfel, în timpul expansiunii economice, finanțarea interbancară crește odată cu oferta de creditare, ceea ce conduce la o scădere a ratelor de dobândă și la probleme de agent (deviații de la profilul de risc relevant), lucru ce favorizează posibile evenimente de retragere a finanțării interbancare – *modern bank run*, similar crizei financiare globale din 2007-2008, sau a finanțării de tip *retail* – *classic bank run*. Astfel, în vremuri bune, comportamentul băncilor setează premisele pentru următoarea criză bancară – Shin (2009), Hahm *et al.* (2011).

Conform lui Reinhart și Rogoff (2009, 2013), în țările dezvoltate crizele bancare au fost urmate de un declin major al activității economice și a nivelului de ocupare a forței de muncă. Totodată, conform Laeven și Valencia (2018), crizele bancare coincid sau sunt urmate de multe ori de crize suverane și/sau valutare. Potrivit FMI, o manifestare a unei crize bancare sistemice presupune îndeplinirea a două condiții:

a) semne evidente de vulnerabilități financiare în sectorul bancar: retrageri masive de depozite, pierderi mari și/sau situații de insolvență;

b) măsuri semnificative de intervenție ca răspuns la pierderile masive din sectorul bancar: înghețarea depozitelor și/sau declararea unor zile bancare libere, naționalizări

bancare semnificative, costuri fiscale de restructurare bancară, sprijin extins de lichiditate, acordarea unor garanții însemnate, precum și achiziții semnificative de active.

Impactul asupra creșterii economice, ca urmare a manifestării unui eveniment de criză bancară, poate fi unul tranzitoriu sau permanent. Costul cumulat (direct – costuri fiscale pentru salvarea băncilor, respectiv indirect – impact asupra creșterii economice viitoare) în cele două ipoteze diferă semnificativ, în cazul primului efectele fiind temporare[1], pe un orizont scurt de timp (1-3 ani), în timp ce un impact permanent[2] ar avea implicații asupra trendului PIB, respectiv asupra nivelului PIB potențial pe un orizont îndelungat de timp. În cazul unui impact tranzitoriu, literatura de specialitate estimează un cost al crizei de aproximativ 20 la sută din PIB – Hoggarth *et al.* (2002) – 16 la sută, Cecchetti *et al*. (2009) – 18 la sută, Haugh *et. al* (2009) – 21 la sută sau Laeven și Valencia (2012) – 23 la sută. În cazul unui impact permanent, echivalent cu o deviație a PIB de la trend, costurile unei crize sunt mult mai însemnate, mediana estimărilor din cadrul studiilor[3] avute în vedere fiind de aproximativ 160 la sută din PIB. Un astfel de impact presupune efecte transmise printr-o varietate de canale, precum afectarea permanentă a nivelului productivității ca urmare a diminuării eficienței alocării capitalului în economie, sau datorită creșterii costului acestuia. Un impact permanent ar reprezenta o manifestare a unei crize la nivelul întregii economii. Odată cu startul crizei COVID-19, de exemplu, au fost lansate diverse ipoteze de revenire a economiei, respectiv în „V", „W" sau „L". Dacă primele două ipoteze sunt caracteristice unui impact tranzitoriu cu o recuperare economică rapidă, o revenire în „L" ar reprezenta un șoc cu o persistență ridicată, recuperarea economică fiind una lentă. Alte studii concluzionează faptul că o revenire a PIB la trendul anterior declanșării crizei este rară (Cerra și Saxena, 2008). Totuși, așa cum și acești autori admit, astfel de estimări nu iau în considerare o posibilă situație de avânt economic excesiv, de supraîncălzire a economiei anterior episodului de criză. Pe de altă parte, recesiuni economice severe sunt asociate cu necesitatea adoptării unor reforme structurale (OECD, 2007), astfel că o criză bancară poate avea și efecte pozitive pe termen lung.

Conform unei baze de date cuprinzătoare realizate de FMI (Laeven și Valencia, 2009, 2013, 2018) în perioada 1970-2017 au existat 151 de crize bancare, majoritatea țărilor confruntându-se cu cel puțin o criză bancară sistemică, multe dintre ele trecând prin mai multe astfel de episoade. De cele mai multe ori, un episod de criză afectează mai multe țări, existând o contagiune semnificativă din acest punct de vedere. Comitetul European pentru Risc Sistemic (CERS) propune o metodologie care pornește de la estimările realizate de FMI (Laeven & Valencia) și presupune două etape: abordarea cantitativă bazată pe *Financial Stress Index* și evaluarea de tip expert a specialiștilor de la autoritățile naționale. Baza de date CERS este mai extinsă decât cea a FMI, conținând mai multe episoade de criză, dar și mai lungi. Conform evaluărilor CERS, România a înregistrat trei episoade de criză sistemică în ultimii 40 de ani (Figura 1),

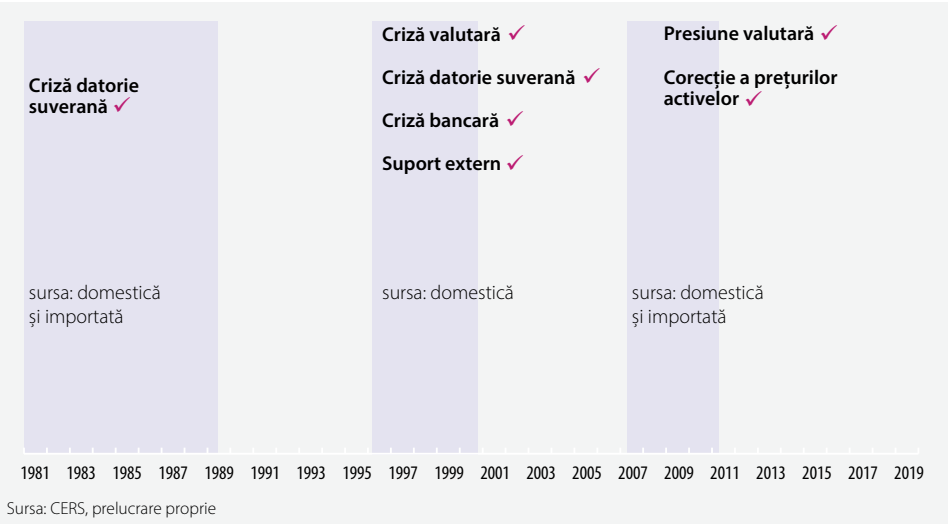
1 Laeven and Valencia (2012) – pierdere cumulativă a PIB de 23 la sută pe un orizont de 2 ani.

2 Haldane (2010) – pierderea cumulativă datorată crizei financiare din 2008 este de natură permanentă și se situează între 90 la sută și 350 la sută din PIB la nivel global.

3 Turrini *et al.* (2010) – 197 la sută din PIB, Cerra and Saxena (2008) – 158 la sută din PIB, Boyd *et al.* (2005) până la 300 la sută din PIB etc.

din care doar unul este considerat episod de criză bancară: ianuarie 1996 – decembrie 2000, care a marcat retragerea de către BNR a licențelor de funcționare a două bănci comerciale (Dacia Felix Bank și Credit Bank). Pentru alte trei bănci aflate în dificultăți financiare (Bankcoop, Bancorex și Columna), BNR a luat măsuri de corecție: demiteri în rândul membrilor fondatori, al administratorilor, al directorilor și al grupului de auditori. Cauza principală a declanșării crizei bancare a fost derularea unor activități improprii în anii precedenți, consecință a unor politici de risc nesustenabile, cu impact asupra soliditățiipozițiilor financiare ale băncilor în cauză.

Figura 1. Episoade de criză sistemică în România



Sursa: CERS, prelucrare proprie

Lucrarea de față își propune estimarea probabilității de apariție a unui eveniment de criză bancară, privită din două perspective: (i) în sens restrâns – strict pe canalul insuficienței capitalului, evenimentul de criză bancară este definit ca fiind situația în care într-un singur exercițiu financiar, ca urmare a unui șoc sistemic, rata fondurilor proprii totale la nivelul întregului sector bancar scade până la nivelul minim reglementat TSCR (engl. *Total Supervisory Capital Requirement* – valoare stabilită pentru fiecare instituție de credit în funcție de rezultatele acțiunilor periodice de supraveghere microprudențială) sau în care cota de piață cumulată a instituțiilor de credit cu o rată TSCR sub cea impusă prudențial depășește 3 la sută; (ii) în sens extins – prin utilizarea unei variabile binare care descrie episoadele de criză bancară consemnate la nivelul țărilor din cadrul UE, pornind de la o bază de date construită de Comitetul European pentru Risc Sistemic. Studiul se bazează pe aplicarea unor metode desprinse din tehnicile de învățare automată (supervizată și nesupervizată). Aceste metode, deși foarte populare în alte domenii, sunt relativ puțin utilizate în cercetarea fenomenelor economice (Athey, 2019). Acest aspect este punctat și într-un studiu recent de la Banca Centrală Europeană (Jarmulska, 2020), ce subliniază avantajele și utilitatea acestor tehnici în construcția unor modele semnal de avertizare timpurie (engl. *early warning models*). Este necesar așadar ca băncile centrale să își actualizeze constant instrumentele de analiză cu algoritmi care țin pasul cu schimbările tehnologice.

În continuare, Capitolul 2 prezintă metodologia și modul de aplicare pentru estimări relevante pentru sectorul bancar românesc utilizând definiția crizei bancare în sens

restrâns, consistentă cu reducerea intermedierii financiare ca urmare a insuficienței capitalului. Capitolul 3 cuprinde metodologia și rezultatele obținute în urma aplicării definiției în sens larg asupra țărilor din UE, utilizând în acest scop un scenariu macroeconomic acoperind perioada 2020-2021, în timp ce Capitolul 4 prezintă concluziile studiului.

2. Evaluarea probabilității de criză bancară în sens restrâns

2.1. METODOLOGIE ȘI IPOTEZE

Fenomenul de criză bancară este definit în sens restrâns ca fiind determinat de apariția unor constrângeri ale capacității de creditare pe canalul insuficienței capitalului, situație care ar putea afecta funcționarea normală a unui sector bancar. Studiul nu își propune detalierea factorilor care ar putea conduce la astfel de evenimente, utilizând ipoteza că o astfel de criză bancară poate rezulta din propagarea și amplificarea unor șocuri adverse generate aleatoriu. Consemnarea unei crize bancare ar presupune ca un astfel de șoc să conducă, prin intermediul rezultatelor financiare negative, la o contracție a ratei fondurilor proprii totale până la nivelul minim reglementat TSCR la nivel agregat, pentru întregul sector bancar, sau cota de piață cumulată a instituțiilor de credit care ar încălca cerința prudențială minimă la nivel individual să depășească 3 la sută. Simulările derulate în cazul României arată că îndeplinirea primului criteriu nu se poate realiza fără îndeplinirea concomitentă a celui de-al doilea. O situație contrară ar fi posibilă doar în cazul unui sector bancar mult mai fragmentat, în care bănci de mici dimensiuni ar putea genera pierderi extrem de severe.

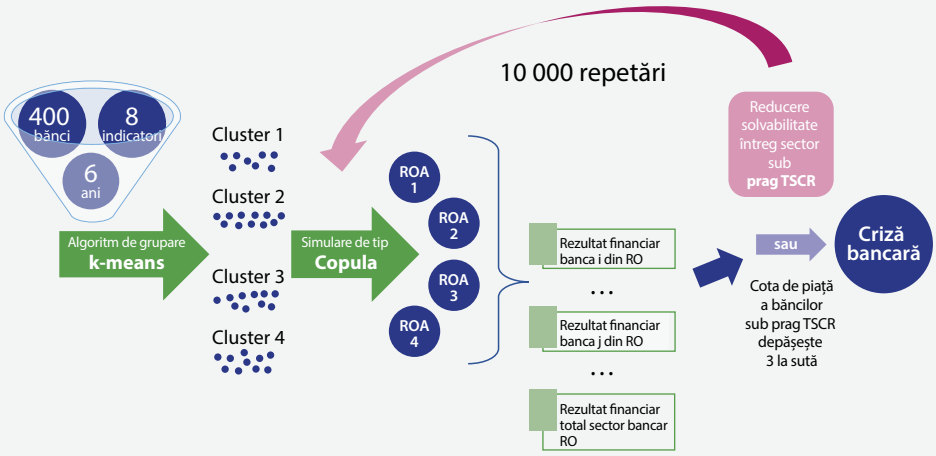
Analiza reprezintă o evaluare a situației curente a unui sector bancar național, depinzând de nivelul ratei fondurilor proprii totale, respectiv surplusul de solvabilitate în comparație cu cerințele minime considerate. Un alt factor determinant îl reprezintă poziționarea instituțiilor de credit, așa cum este surprinsă de indicatorii considerați. Deși este calculată o frecvență de intrare în dificultate (reprezentând numărul cazurilor din cele 10 000 de trageri pentru care se consemnează evenimentul semnal) care poate fi privită ca o probabilitate, este important ca aceasta să fie mai degrabă interpretată în dinamică, surprinzând acumularea de vulnerabilități, în cazul creșterii, respectiv întărirea capacității de a absorbi șocuri adverse, în cazul scăderii.

Pentru realizarea simulărilor au fost culese date individuale din baza de date BankFocus (o bază de date administrată de Moody's prin BvD[4]) pentru băncile din UE, reprezentând informații financiare și nefinanciare ale unor instituții de credit

[4] https://www.bvdinfo.com/en-gb/

care au un model de afaceri similar cu cel al băncilor din România (au fost excluse băncile specializate, precum cele de investiții etc.) și care au date complete într-un exercițiu financiar pentru indicatorii utilizați. Indicatorii surprind informații cu privire la dimensiunea, riscul de credit, calitatea activelor, solvabilitatea, profitabilitatea și eficiența instituțiilor de credit europene și românești în perioada 2014-2019 (perioada maximă disponibilă). Ulterior, au fost rulate o serie de specificații pentru cei 8 indicatori[5] (Anexa 1) pentru a grupa băncile în clustere având caracteristici similare, urmărindu-se crearea unor grupe de bănci pentru care distribuțiile marginale ale rentabilităților economice să fie considerate similare. Ulterior, în funcție de valorile standardizate ale indicatorilor, a fost calculată o măsură de distanță pătratică, astfel încât să fie calculată probabilitatea de apartenență la un anumit cluster pentru băncile de interes, la cea mai recentă dată (abordarea ține cont de faptul că alocarea unei bănci într-un anumit cluster este una probabilistică). Utilizând simulări (10 000 de trageri) bazate pe diferite specificații aferente funcțiilor de distribuție cumulativă multivariată (*copula* de tip Gaussian sau Student cu 2,5 sau 10 grade de libertate) și de corelații (25, 50, 75 sau corelația istorică), au fost calculate rezultatul financiar pentru fiecare bancă, respectiv impactul asupra ratei fondurilor proprii totale la nivel individual și la nivel de sector bancar național. O versiune simplificată a modelului este prezentată în Figura 2.

Figura 2. Prezentare simplificată a modelului de criză bancară în sens restrâns



Sursa: Analiza autorilor

Pentru realizarea clusterelor au fost utilizați 3 indicatori din cei 8 disponibili, aceștia fiind reprezentativi pentru dimensiune (logaritmul activelor bilanțiere totale), calitatea activelor și apetitul la risc (rata creditelor neperformante), respectiv *leverage* (exprimat ca datorii/total active). Selectarea numărului de clustere s-a realizat prin *elbow method* (Anexa 1), care presupune rularea unor specificații cu număr variabil de clustere și

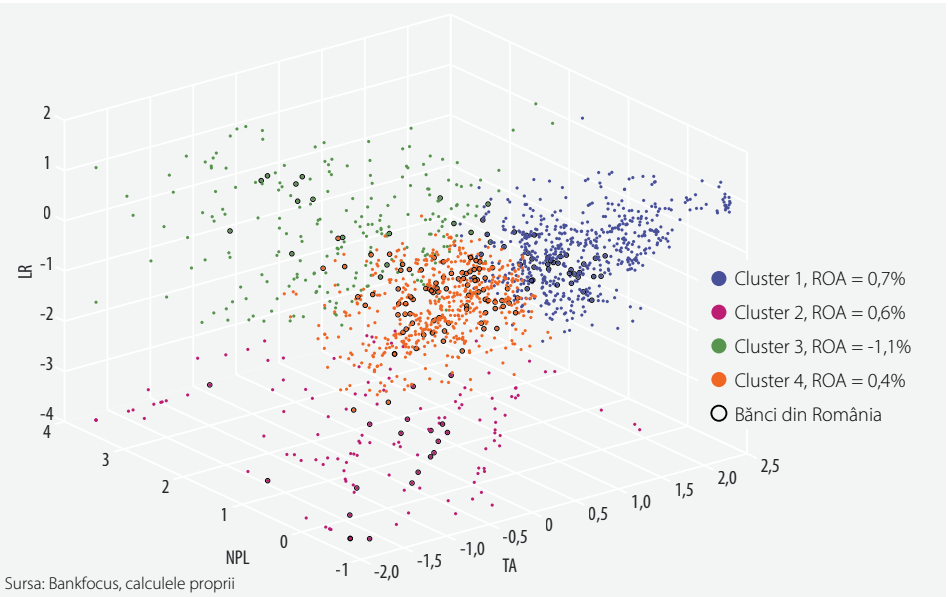
5 În prealabil indicatorii au fost standardizați la un *zscore* iar valorile extreme au fost limitate (engl. *winsorization*) la centilele 2, respectiv 98. Indicatorii utilizați sunt *log*(Total active), cost/venit (*cost-to-income*), marja netă de dobândă (*net interest margin*), rata fondurilor proprii totale, rata fondurilor proprii de nivel 1, active per angajat, rata creditelor neperformante și un indicator de levier (datorii/active).

calculul unei măsuri de distanță în fiecare caz. Deși suma distanțelor scade în mod natural odată cu creșterea numărului de clustere, poate fi observat că viteza de ajustare, respectiv panta, scade la un anumit moment, asemenea unui cot. Astfel, specificația finală selectată a fost de patru clustere. În plus, selectarea unui număr mai ridicat de clustere poate crea probleme de instabilitate, respectiv schimbări semnificative în componența grupurilor la fiecare iterație, fără posibilitatea atingerii convergenței algoritmului.

2.2. REZULTATE ȘI STUDIU DE CAZ – SECTORUL BANCAR DIN ROMÂNIA

Definirea apartenenței la un anumit cluster s-a realizat utilizând algoritmul de învățare nesupervizată *k-means*, care presupune pornirea de la un set de coordonate selectate în mod aleatoriu pentru centroizii inițiali și alocarea setului de observații către fiecare grup pe baza unei măsuri de distanță. Ulterior, coordonatele centroizilor sunt actualizate cu valorile medii ale observațiilor, iar procesul iterativ continuă până când alocările în cadrul clusterelor nu se modifică (algoritmul *converge*) sau numărul maxim de iterații este atins.

Grafic 1. Gruparea instituțiilor de credit în urma aplicării algoritmului *k-means*



Sursa: Bankfocus, calculele proprii

Gruparea rezultată (Grafic 1) reprezintă o variantă de *hard-clustering*, însă nu poate fi rezonabil presupus că o instituție de credit este caracterizată în totalitate de prezența într-un anumit grup. Pentru derularea calculelor în cadrul studiului a fost utilizat un algoritm de *soft clustering*, care calculează o probabilitate de apartenență la un grup pentru fiecare bancă, pe baza unui criteriu de distanță pătratică. Valorile mai mari indică o clasificare foarte probabilă în respectivul cluster, pe când valorile mai mici sugerează o clasificare mai puțin probabilă în acel cluster.

Caracteristicile fiecărui cluster sunt detaliate în Anexa 1, în timp ce concluziile algoritmului de clasificare, reprezentate și în grafic sunt:

(i) **clusterul 1** cuprinde bănci de dimensiuni mari, cu o rată a creditelor neperformante sub medie și cu un levier mai ridicat. Rezultatele financiare a băncilor incluse în acest cluster sunt pozitive, având o medie a rentabilității activelor (ROA) de 0,7 la sută, cu o abatere standard de 1 la sută;

(ii) **clusterul 2** cuprinde bănci de dimensiuni reduse, cu o rată a creditelor neperformante apropiată de medie și cu un levier extrem de scăzut. Rezultatele financiare medii sunt pozitive, cu o medie a ROA de 0,6 la sută, însă cu o abatere standard extrem de ridicată, de 8 la sută. Aceste valori sugerează posibilitatea înregistrării unor rezultate financiare extrem de volatile;.

(iii) **clusterul 3** cuprinde bănci de dimensiuni medii, cu rate ale creditelor neperformante ridicate și cu un nivel al levierului apropiat de medie. Rezultatele financiare sunt negative și volatile, media ROA situându-se la un nivel de -1,1 la sută, cu o abatere standard de 5,9 la sută;

(iv) **clusterul 4** cuprinde bănci de dimensiuni ușor sub medie, cu o rată a creditelor neperformante sub medie și cu un levier apropiat de medie. Astfel de rezultate sunt aferente unor instituții de credit cu performanțe financiare bune, respectiv o medie ROA de 0,4 la sută, cu o abatere standard de 1,9 la sută.

Pentru realizarea unor simulări ale rezultatelor financiare este necesară definirea distribuțiilor marginale utilizate în specificațiile de tip *copula*. Au fost analizate o serie de distribuții posibile, fiind excluse cele care nu acceptă valori negative (*weibull, gamma,* exponențială, etc.). Analiza a cuprins cinci distribuții – *t-Location scale*, normală, logistică, *extreme value* și GEV (*generalized extreme value*). Conform rezultatelor testului Kolgomorov-Smirnov – KS (detaliate în Anexa 1), doar în cazul distribuției *t-Location scale* ipoteza nulă (că distribuția empirică nu este diferită de cea teoretică) nu poate fi respinsă la un nivel rezonabil de semnificație.

Tabel 1. Valorile rezultatului testului KS

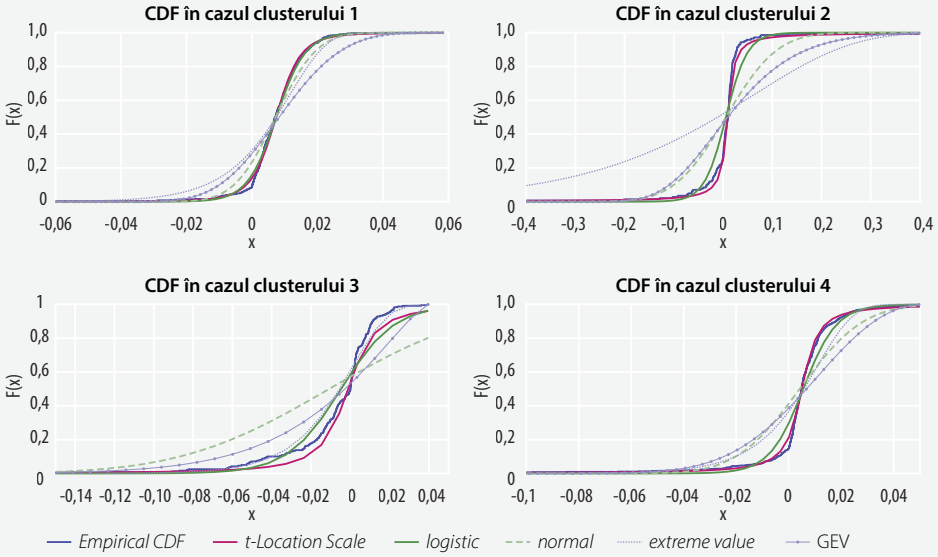
distribuția teoretică	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4
t-Location scale	**0,054***	**0,081***	**0,088****	0,066
logistic	0,074	0,183	0,138	0,151
normal	0,149	0,305	0,272	0,266
extreme value	0,22	0,376	0,124	0,22
generalized extreme value	0,201	0,352	0,238	0,241

* ipoteza nulă nu poate fi respinsă la 5% nivel de semnificație
** ipoteza nulă nu poate fi respinsă la 1% nivel de semnificație
Sursa: calcule proprii

Nivelul de similaritate între fiecare dintre cele 5 distribuții considerate și distribuția empirică a fost analizat și prin intermediul funcției cumulative de repartiție (Grafic 2). Astfel, atât vizual, cât și statistic, se poate observa că distribuția *t-Location scale*

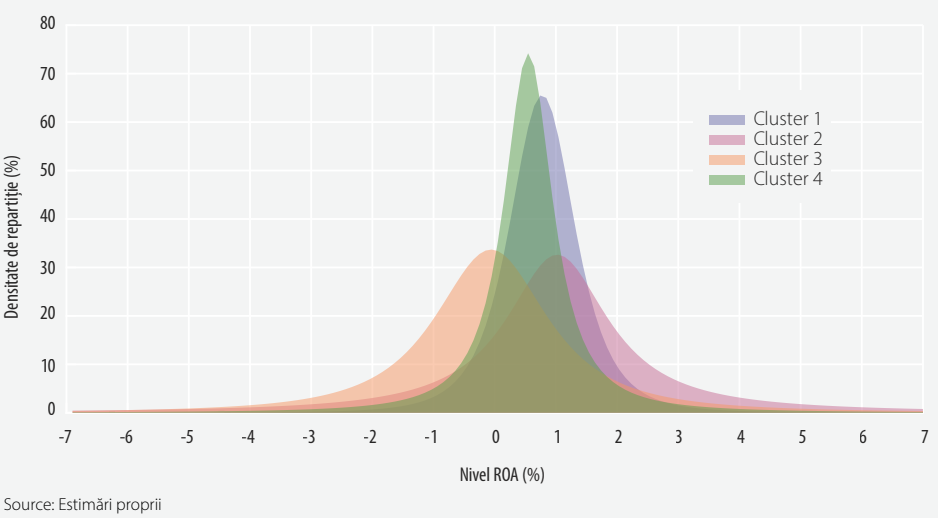
este potrivită pentru utilizare în modelarea ulterioară. Analiza rezultatelor criteriilor informaționale AIC și BIC (Anexa 1) indică tot această distribuție ca fiind cea potrivită. Este definită de 3 parametri: *location*, *scale* și *shape*, fiind o generalizare a distribuției *Student-t* și permite un grad mai ridicat de flexibilitate în modelare, respectiv obținerea cu o frecvență mai ridicată decât în cazul distribuției normale a unor valori extreme. Astfel, aceasta va fi utilizată în simulările și rezultatele detaliate în continuare.

Grafic 2. Comparație între funcția cumulativă de repartiție empirică și cea teoretică



Sursa: Calcule proprii

Grafic 3. Distribuțiile marginale utilizate în simulări

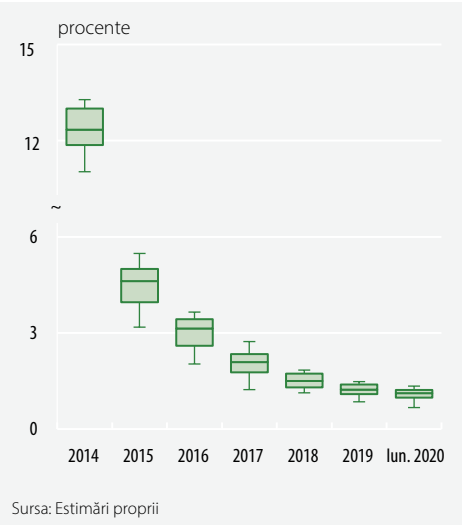


Source: Estimări proprii

Realizarea de simulări de tip *copula* presupune estimarea rezultatului financiar, exprimat în termeni de rentabilitate financiară (ROA) pentru fiecare dintre cele 4 clustere, utilizând distribuția marginală *t-Location scale* pentru fiecare cluster (Grafic 3). Ulterior, pentru fiecare instituție de credit este calculat nivelul ROA ca o medie ponderată în funcție de probabilitatea de apartenență la fiecare dintre cele

4 clustere. Estimarea ROA este transpusă în profit net utilizând un nivel constant al activelor. În scopul analizei este calculat impactul asupra fondurilor proprii doar în situaţia în care rezultatul financiar este negativ. Această ipoteză de lucru este consistentă cu distribuirea profiturilor către acţionari în cazul unor rezultate financiare pozitive, nivelul acestora neafectând nivelul fondurilor proprii şi, în consecinţă, nici solvabilitatea. Deşi pare relativ limitativă, această ipoteză nu are relevanţă ridicată întrucât, de cele mai multe ori, simulările pentru care se consemnează un eveniment de criză bancară sunt însoţite de rezultate financiare negative pentru toate băncile din sectorul bancar, datorită ipotezelor de corelaţie pozitivă utilizate. Ulterior, este calculat numărul de simulări din cele 10 000 în care cota de piaţă a băncilor care înregistrează o solvabilitate sub pragul TSCR depăşeşte 3 la sută, respectiv numărul de cazuri în care solvabilitatea întregului sector bancar ar scădea sub pragul de referinţă.

Grafic 4. Evoluţia probabilităţii de criză bancară în România



Sursa: Estimări proprii

Estimările sunt realizate utilizând 16 specificaţii de *copula*, respectiv cele de tip Gaussian şi Student cu 2^6, 5, 10 grade de libertate. Pentru fiecare specificaţie sunt simulate rezultate utilizând o matrice de corelaţie conţinând nivelul corelaţiei istorice între clustere, respectiv valori standard de 25, 50 şi 75 la sută. Rezultatele estimărilor indică un nivel al probabilităţii anuale de apariţie a unei crize bancare în România situat între 0,9 la sută şi 5,5 la sută pentru perioada 2015 – 2019, în scădere faţă de o valoare situată între 11 la sută şi 13,3 la sută pentru anul 2014 (Grafic 4). Variabilitatea PD este dată de diferitele specificaţii de *copula* derulate. Totodată, aferent datei de 30 iunie 2020, situaţia instituţiilor de credit din România, aşa cum este ea descrisă de cei trei indicatori avuţi în vedere, împreună cu rezerva de capital existentă peste pragul TSCR conduc la valori între 0,7 la sută şi 1,3 la sută, uşor în scădere faţă de anul 2019, factorul principal fiind reprezentat de creşterea rezervelor de capital ulterior deciziilor acţionarilor de reţinere a unei părţi importante din profitul aferent anului 2019.

În contextul pandemiei COVID-19 este rezonabil de aşteptat ca rezultatele financiare obţinute de instituţiile de credit să fie afectate de recunoaşterea unor pierderi mai mari aferente manifestării riscului de credit. Concomitent, consecinţă a reducerii volumului de credite noi acordate, profitul operaţional al instituţiilor de credit ar putea fi afectat. Cumulul celor doi factori ar putea contribui la creşterea probabilităţii de a consemna un eveniment de criză bancară.

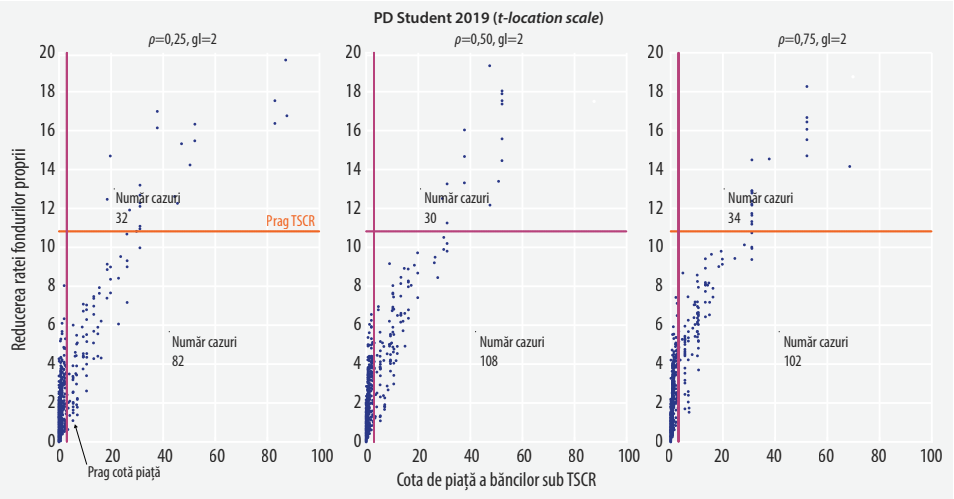
6 S-a considerat că pentru scopul simulărilor utilizarea de distribuţii multivariate cumulative de tip Student având un număr de grade de libertate mai scăzut de 2 nu este plauzibilă.

Rezultatele obținute la nivelul sectorului bancar românesc sunt consistente cu performanța instituțiilor de credit în perioada analizată. În anul 2014, instituțiile de credit românești au înregistrat pierderi semnificative, rata creditelor neperformante situându-se la un nivel ridicat (20,7 la sută, decembrie 2014, definiție ABE), probabilitatea de apariție a unei crize bancare fiind și ea mai ridicată. În perioada următoare, probabilitatea anuală s-a diminuat considerabil, ca urmare a evoluției favorabile a celor 3 indicatori considerați, antrenând astfel creșterea probabilității de apartenență la grupuri de bănci mai bune. Se remarcă și o consolidare a nivelului solvabilității, fiind necesare rezultate financiare negative semnificativ mai severe pentru ca pierderile potențiale să fie de o magnitudine suficientă pentru erodarea fondurilor proprii până la un nivel la care rata acestora să fie egală cu TSCR.

Valorile mai ridicate ale probabilității de apariție a unei crize bancare sunt obținute în principal în cazul unor simulări în care nivelul corelației între rezultatele financiare ale băncilor este presupus ridicat (75 la sută), corespunzător unui scenariu în care instituțiile de credit sunt afectate în mod sistematic de factorii de risc. Creșterea corelației activelor financiare în timpul perioadelor de turbulențe reprezintă, de altfel, unul dintre factorii care accentuează pierderile.

Distribuția cazurilor în care se consemnează un eveniment de criză bancară variază în principal în funcție de ipotezele cu privire la rezerva de capital existentă și de nivelul de referință considerat pentru cota de piață cumulată, precum și în funcție de specificațiile utilizate în cadrul simulărilor. Astfel, în cazul în care pentru estimările aferente anului 2019 este utilizată distribuția marginală *t-Location scale*, o specificație *copula* de tip *Student* cu 2 grade de libertate (grafic 5) și o corelație de 25 la sută, sunt înregistrate 114 cazuri de criză din 10 000 de simulări, din care doar 32 îndeplinesc criteriul de contracție a solvabilității sub nivelul TSCR la nivel de sector.

Grafic 5. Rezultate pentru anul 2019 utilizând *copula* de tip *Student* cu 2 grade de libertate



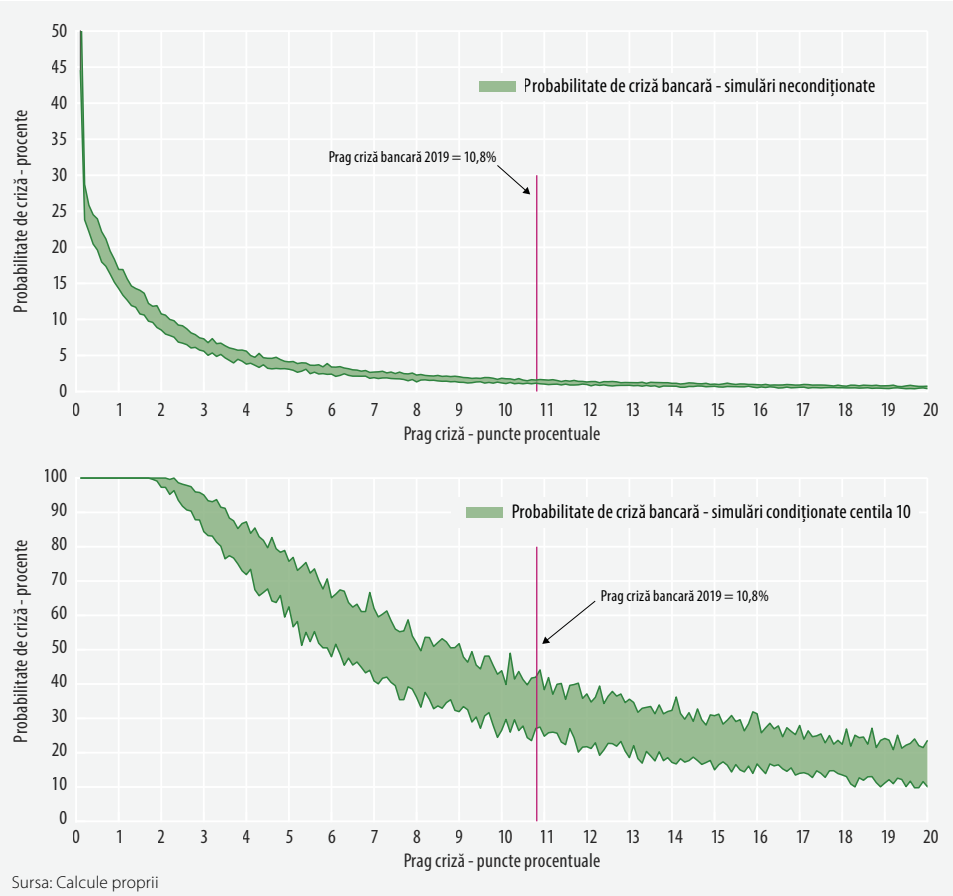
Sursa: Calcule proprii

Criteriul privind pragul de 3 la sută pentru cota de piață a băncilor sub TSCR este îndeplinit pentru toate cele 114 cazuri de criză. Astfel, probabilitatea de apariție a

unei crize bancare este estimată la 1,14 la sută. În cazul unei corelații mai ridicate, de 75 la sută, numărul cazurilor de criză crește până la 136. Se observă că un grad de corelație ridicat al rezultatelor conduce la o probabilitate de criză mai mare.

Calculul probabilității de criză poate fi extins cel puțin în două direcții: (i) utilizând valori ipotetice ale rezervei de capital față de pragul TSCR; și (ii) utilizând simulări condiționate de o centilă conservatoare a distribuției pentru toate cele patru clustere (centila 10). Aceste simulări (Grafic 6) au rolul de a completa rezultatele deja obținute și de a analiza într-un context mai larg situația sectorului bancar românesc de la finalul anului 2019.

Grafic 6. Evoluția PD în funcție de rezerva de capital – simulări necondiționate și condiționate (centila 10)



Sursa: Calcule proprii

Utilizând diferite niveluri ale rezervei de capital[7] se poate observa caracterul neliniar urmat de probabilitatea de criză bancară. În faza inițială are loc o descreștere accelerată a PD, în timp ce valori mai ridicate ale rezervei de capital (de peste 15 la sută) conduc la o scădere marginală, nesemnificativă. Această evoluție sugerează că beneficiile creșterii rezervei de capital sunt neliniare.

7 Termenul „prag de criză" este utilizat cu același sens.

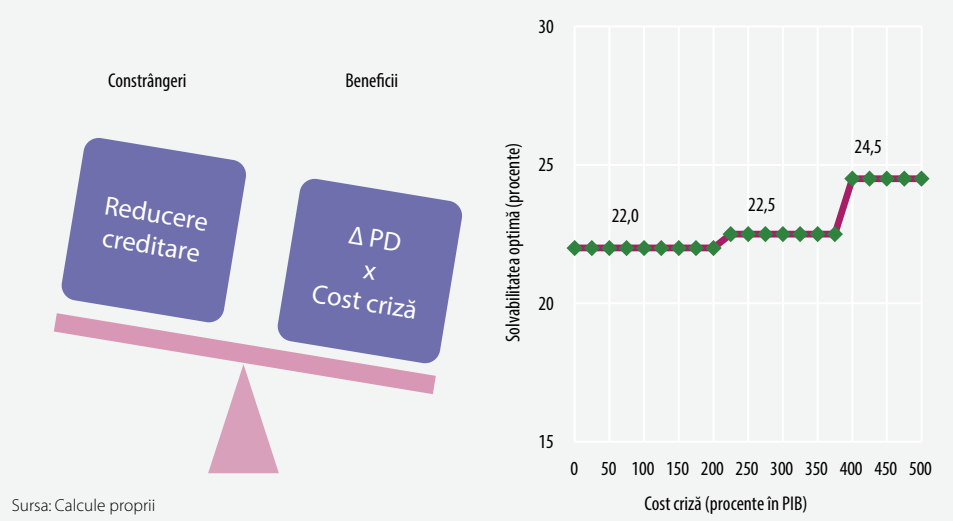
În cazul derulării unor simulări condiționate la centila 10, probabilitatea de a consemna o criză bancară crește până la 30 la sută (utilizând o corelație de 75 la sută). În cazul schimbării nivelului pragului predefinit la care se consideră că se consemnează un episod de criză bancară, plaja de probabilități condiționate obținute arată că, de exemplu, o rezervă de sub 2 puncte procentuale față de prag este echivalentă cu o probabilitate de criză de aproape 100 la sută.

În aceste condiții, devine relevantă studierea legăturii dintre beneficiile și constrângerile aduse de creșterea, la momentul inițial, a nivelului de solvabilitate (situația curentă – dec. 2019). Este studiată legătura în condiții de tip *caeteris paribus*, fără a considera impactul direct sau cel cauzat de alte bucle de feedback asupra sectorului bancar ca urmare a manifestării unui fenomen de criză bancară. Creșterea solvabilității se realizează prin reducerea activelor ponderate la risc, respectiv prin afectarea numitorului, în timp ce nivelul fondurilor proprii este păstrat constant (afectat ulterior de simulările descrise anterior). Creșterea solvabilității în acest mod are două efecte ce trebuie comparate:

- Beneficiile brute așteptate – definite ca o reducere a costurilor așteptate ale crizei. Reducerea costurilor este estimată ca produs între scăderea probabilității de criză (ΔPD) ca urmare a creșterii ratei fondurilor proprii totale și costurile unei crize bancare, exprimate ca procent din PIB. Acestea au fost variate între 0 la sută și 500 la sută din PIB, acoperind o plajă relativ exhaustivă de valori (literatura de specialitate estimează costuri între 20 la sută – criză tranzitorie și 160 la sută – criză permanentă, transpusă asupra trendului PIB). Pentru scopurile studiului, s-a presupus că nu există o influență a rezervei de capital asupra costului unei crize bancare. În caz contrar, odată cu creșterea solvabilității ar avea loc și o reducere a costului crizei. Având în vedere nivelul scăzut al probabilității de apariție a unei crize bancare, (utilizând date disponibile la decembrie 2019, probabilitatea medie este de 1,2 la sută), beneficiile estimate sunt relativ reduse. De exemplu, în cazul creșterii cu 0,5 puncte procentuale a ratei fondurilor proprii totale, probabilitatea de criză scade în medie cu 11 puncte de bază. Această scădere marginală devine relevantă dacă costurile unei crize sunt extrem de ridicate, de 250 la sută din PIB. Astfel, beneficiile brute ating aproximativ 0,25 la sută din PIB. În același timp, conform estimărilor, impactul scăderii nivelului activelor ponderate la risc pentru a crește solvabilitatea cu 0,5 puncte procentuale este estimat în medie la 0,22 puncte procentuale asupra PIB. Conform acestor rezultate, beneficiile ar depăși constrângerile.

- Constrângerile datorate creșterii rezervei de capital sunt estimate pornind de la ipoteza că instituțiile de credit își măresc nivelul solvabilității prin dezintermediere, respectiv prin scăderea soldului creditelor, cu impact estimat asupra PIB (impactul este calculat prin intermediul unei elasticități). Cu cât creșterea solvabilității este mai mare, cu atât nivelul dezintermedierii crește, iar impactul asupra PIB este mai ridicat. Pentru determinarea solvabilității optime pentru diferite niveluri ale costului crizei sunt comparate beneficiile aduse de scăderea PD și constrângerile datorate creșterii solvabilității (Grafic 7).

Grafic 7. Scenarii privind nivelul optim al solvabilității în funcție de costul ipotetic al unei crize bancare



Sursa: Calcule proprii

Optimul solvabilității în cazul sectorului bancar din România este estimat pornind de la probabilitatea de criză bancară de aproximativ 1,2 la sută, aferentă anului 2019. Aceasta este relativ redusă și în scădere, astfel că beneficiile reducerii suplimentare a acesteia (prin creșterea solvabilității) ar depăși efectele constrângerii creditării doar dacă nivelul costului unei crize este unul extrem de ridicat, de peste 200 la sută din PIB. Solvabilitatea optimă în cadrul graficului ne arată faptul că pentru costuri ale crizei mai mici de 200 la sută din PIB solvabilitatea optimă nu este mai ridicată decât cea actuală. Pentru costuri extrem de ridicate se poate observa că solvabilitatea optimă este mai mare decât cea actuală: 24,5 la sută pentru 300 la sută din PIB și peste.

3. Analiza probabilității de criză bancară în sens extins

3.1. METODOLOGIE MODEL MACROECONOMIC

Analiza probabilității de criză bancară în sens extins are în vedere faptul că există o serie de factori (în special macroeconomici) alături de nivelul capitalului, care pot influența modul de funcționare a sectorului bancar, factori care nu vizează exclusiv oferta. Astfel, în pofida unei situații adecvate din punct de vedere prudențial, în anumite perioade instituțiile de credit ar putea fi constrânse să recurgă la redimensionarea activității, cu efecte negative asupra sectorului real. Ambele abordări utilizate pentru estimarea probabilităților de criză (în sens restrâns, respectiv extins) au presupus aplicarea unor tehnici din sfera învățării automate (engl. *Machine Learning*). Dacă abordarea anterioară utilizează tehnici de învățare nesupervizată, abordarea din

cadrul acestui capitol folosește una din tehnicile de învățare supervizată, respectiv clasificarea pe bază de arbori (algoritmii utilizați sunt *bagging*, respectiv *random forest*). Algoritmii de învățare supervizată presupun abilitatea unui model de a învăța din date pentru care se cunoaște încadrarea/eticheta, pentru ca ulterior modelul să fie utilizat în scopul realizării de predicții pe un set nou de date, pentru care se cunosc valorile factorilor predictori.

Tehnica de clasificare bazată pe arbori presupune urmărirea recursivă a deciziei în funcție de criteriul predictorului ales la fiecare nod și alegerea unei ramuri „adevărat" sau „fals" până la nodul final numit frunză ce conține încadrarea: criză sau nu. Algoritmul alege optim cea mai relevantă variabilă, respectiv prag, astfel încât să minimizeze o funcție de pierdere descrisă în acest caz prin intermediul indexului Gini, ce crește o dată cu numărul de observații clasificate incorect, în final obținându-se cea mai bună acuratețe de predicție dat fiind setul de dezvoltare. Diferența fundamentală între cele două metode, *bagging*, respectiv *random forest,* este că în cadrul celei dintâi se alege la fiecare nod o variabilă de discriminare din tot setul de predictori, în timp ce în cadrul celei de-a doua se alege dintr-un subset aleatoriu din lista de predictori (Anexa 3A). În mod clasic, după crearea pădurii de arbori, observațiile din setul de testare se trec prin fiecare arbore, obținându-se o clasificare, respectiv încadrarea finală ce rezultă din majoritatea voturilor după agregarea răspunsurilor tuturor arborilor care, prin modul de construcție, sunt necorelați.

Estimarea unei probabilități de manifestare a unui episod de criză bancară reprezintă însă o sarcină mult mai complexă decât simpla clasificare binară. De aceea, în baza frecvenței observate la nivelul nodurilor terminale în care a fost clasificată o observație, s-a recurs la estimarea unei probabilități de criză prin utilizarea unei funcții de proximitate. Spre deosebire de simpla raportare a numărului de cazuri în care o observație este etichetată ca un episod de criză bancară în raport cu numărul total de cazuri, utilizarea funcției de proximitate permite aplicarea unui sistem de pondere dependent de numărul observațiilor clasificate în același nod pentru fiecare din arborii utilizați în cadrul modelului de tip *random forest,* astfel că aceștia nu mai contribuie în mod egal la determinarea probabilității finale.

În cazul modelului prezent, au fost utilizate etichete privind situațiile de criză, respectiv non-criză provenind din setul istoric de crize bancare disponibil în baza de date a Comitetului European pentru Risc Sistemic, respectiv un set extins de variable macroeconomice ca și predictori[8]. Detalii suplimentare privind istoricul de crize bancare, respectiv algoritmii de calcul se regăsesc în Anexele 2 și 3.

Tabel 2. Setul de indicatori analizați (predictori)

1.	Creștere economică
2.	Inflația măsurată prin IPC
3.	Raportul dintre PIB în PPP și PIB nominal (Gradul de dezvoltare a țării)
4.	Nivelul rezervelor internaționale

8 https://www.esrb.europa.eu/pub/financial-crises/html/index.en.html.

– continuare –

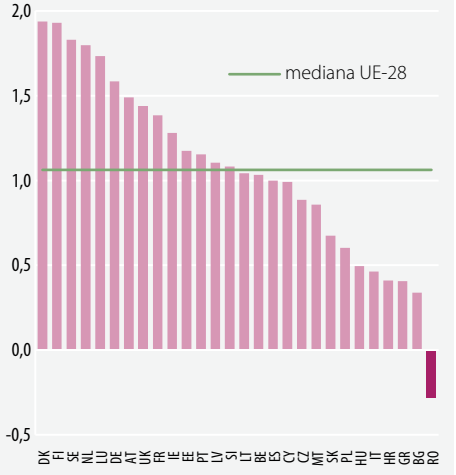
5.	Poziția investițională netă
6.	Nivelul datoriei publice în PIB
7.	Output gap
8.	Prețul imobiliarelor
9.	Raportul Credit societăți nefinanciare și populație în PIB
10.	Solvabilitate
11.	Rata NPL
12.	Deficitul bugetar
13.	Deficitul de cont curent
14.	Indicatori calitativi Banca Mondială

Sursa datelor: Fondul Monetar Internațional, Comisia Europeană, Banca Mondială

În cadrul studiului, au fost utilizate și o serie de variabile calitative care descriu cadrul de guvernanță al unei țări *(Voice and Accountability, Political Stability No Violence, Government Effectiveness, Regulatory Quality, Rule of Law, Control of Corruption),* variabile create și determinate anual de Banca Mondială și utilizate de agențiile de rating. Indicatorii sunt standardizați, luând valori între -2,5 (cadru de guvernanță slab) și 2,5 (cadru de guvernanță performant). Ca urmare a corelației ridicate dintre aceste variabile, s-a recurs la rescrierea acestora prin aplicarea metodei componentelor principale (PCA), reținându-se o singură variabilă agregat reprezentând coordonatele primei dimensiuni rezultate în urma rescrierii ortogonale (aceasta explică 89 la sută din variația variabilelor inițiale).

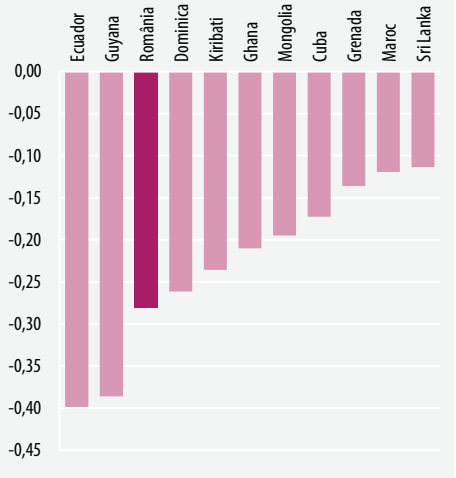
Poziția României este una relativ slabă în privința indicatorilor de guvernanță în raport cu celelalte țări din UE, în special în ceea ce privește categoria „eficiența politicilor guvernamentale", o situație care se înrăutățește constant din 2015 și unde România înregistrează la momentul actual singura valoare negativă din UE.

Grafic 8. Indicatorul de eficiență guvernamentală în UE (ultimele date disponibile în 2019)



Sursa: Banca Mondială

Grafic 9. Indicatorul de eficiență guvernamentală – țări comparabile cu RO



Sursa: Banca Mondială

3.2. STUDIU DE CAZ – ROMÂNIA ȘI ȚĂRILE DIN UNIUNEA EUROPEANĂ

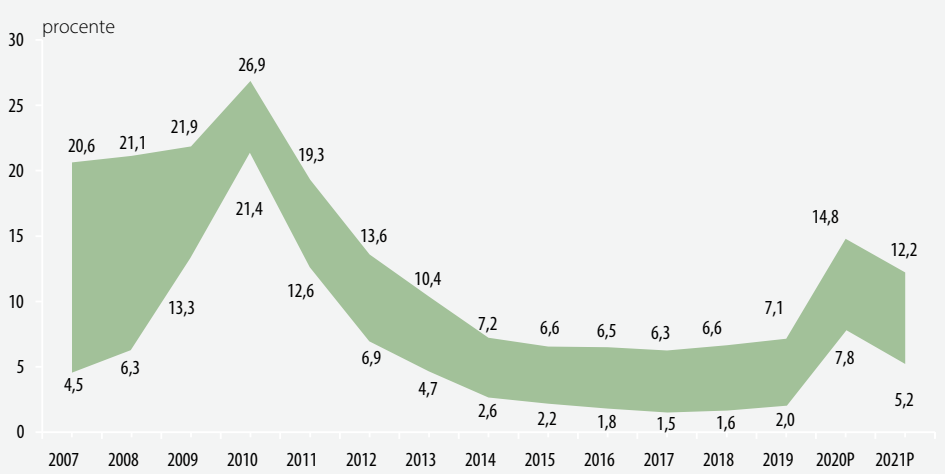
Rezultatele obținute diferă față de cele estimate conform abordării în sens restrâns care ia în calcul doar evoluția capitalului instituțiilor de credit. Astfel, includerea cadrului macroeconomic, respectiv a elementelor care surprind cadrul de guvernanță, plasează probabilitatea de criză bancară la un nivel mai ridicat decât cel estimat strict pe baza solvabilității la definiția în sens restrâns a crizei bancare. Utilizarea unei definiții a crizei bancare în sens extins scoate în evidență variabilele cu un puternic caracter de avertizare timpurie: prețul imobilelor, nivelul creditării în economie, nivelul deficitului bugetar și al datoriei publice, poziția investițională și gradul de dezvoltare a țării. Un rol important este jucat și de rata creditelor neperformante, precum și de cadrul de guvernanță al țării (a se vedea Anexa 3D).

Pentru anul 2019, modelele utilizate arată o probabilitate de criză bancară în România situată între 2 la sută și 7,1 la sută, în ușoară creștere față de 2018, din cauza adâncirii simultane a deficitului de cont curent și a deficitului guvernamental, precum și din cauza înrăutățirii cadrului de guvernanță. Valorile estimate pentru criza bancară în sens extins sunt substanțial mai ridicate față de valorile crizei în sens restrâns, consecință a unui cadru macroeconomic și financiar aplicabil consistent cu un risc mai ridicat decât caracteristicile intrinseci ale băncilor românești, având capacitatea de a genera probleme unui sector bancar de altfel solid.

Pentru anul 2020, utilizând un scenariu de bază dezvoltat conform prognozei Fondului Monetar Internațional pentru variabilele macroeconomice și menținând constanți factorii calitativi, se estimează o creștere substanțială a probabilității de criză bancară în sens extins datorită condițiilor economice dictate de pandemia COVID-19, estimările variind între 7,8 la sută și 14,8 la sută, în condițiile în care nivelul de solvabilitate a fost menținut constant. Nivelul estimat pentru anul 2021 al probabilității de criză bancară variază între 5,2 și 12,2 la sută datorită ameliorării cadrului macroeconomic, anticipându-se un proces lent de revenire la situația pre-pandemie (Grafic 10).

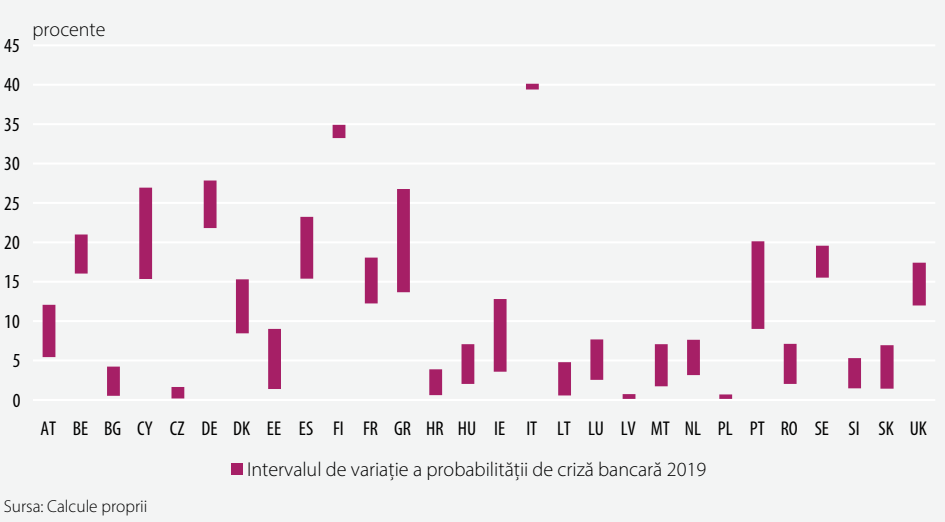
Pentru fiecare țară din Uniunea Europeană (inclusiv Marea Britanie), modelul a fost dezvoltat pe un eșantion de dezvoltare ce nu conține datele țării respective și testat pe valorile predictorilor aferente țării (eșantion de testare), conferind astfel modelului un grad de generalizare adecvat în scopul efectuării de predicții. Acuratețea modelului la nivel european este de 89 la sută (Anexa 3C), calitatea modelului fiind în primul rând afectată de precizia cu care au fost etichetate anual episoadele de criză bancară în baza de date CERS. Conform abordărilor utilizate, în raport cu țările din UE, România se situa în anul 2019 la un nivel scăzut al probabilității de manifestare a unei crize bancare. Din perspectivă internațională, România se poziționează în prima jumătate a clasamentului țărilor din cadrul UE din punct de vedere al rezilienței sectorului bancar, cu probabilități de criză asemănătoare cu state din regiune precum Ungaria sau Slovacia (Grafic 11). Țări care se remarcă din perspectiva unor probabilități reduse sunt Polonia, Letonia și Cehia, în timp ce Italia prezintă cea mai ridicată probabilitate de criză bancară la nivelul Uniunii Europene în 2019.

Grafic 10. Estimări ale probabilității de criză bancară pentru România



Sursa: Prognoze macroeconomice FMI, calcule proprii

Grafic 11. Estimări ale probabilității de criză bancară la nivelul țărilor din UE în 2019



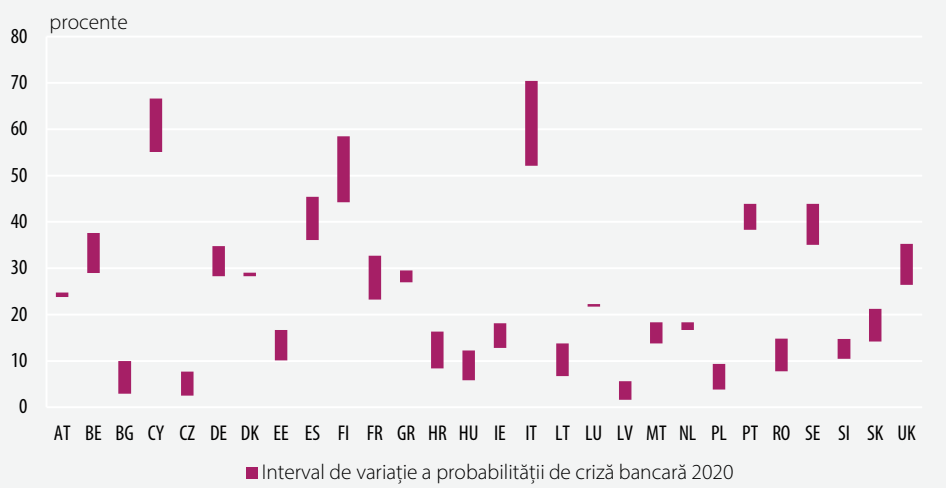
Sursa: Calcule proprii

Pentru scenariile macroeconomice europene acoperind perioada 2020-2021 a fost folosită baza de date a Fondului Monetar Internațional – *World Economic Outlook* – la octombrie 2020. O serie de indicatori au fost menținuti constanți la nivelul din 2019: indicatorul de solvabilitate, nivelul rezervelor internaționale, prețurile imobiliare și nivelul intermedierii (exprimat ca raport între soldul creditelor și PIB), ca urmare a absenței unor prognoze uniforme pentru toate țările. Ratele de NPL utilizate au fost estimate prin intermediul unui model panel în care singura variabilă exogenă utilizată a fost creșterea economică. Poziția netă investițională a fiecărei țări a fost estimată plecând de la structura actuală a deținerii de datorie publică în țara respectivă (luând în considerare procentul deținut de nerezidenți) și deficitul guvernamental prognozat.

Graficul 12 prezintă impactul generalizat pe care îl are cadrul economic și financiar generat de pandemia de COVID-19 asupra țărilor din Europa. România se situează la un nivel mai scăzut decât valoarea mediană estimată pentru țările UE în anul 2020. În

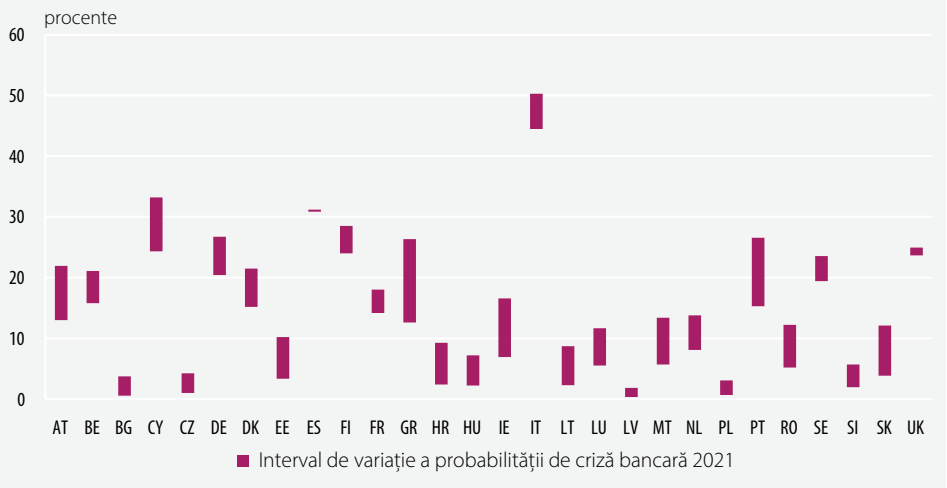
context european, se observă o creștere a probabilității de criză bancară la toate țările, remarcându-se cu precădere Italia și Cirpru. În anul 2021, reflectat în Graficul 13, se poate observa o scădere a probabilităților de criză bancară în statele din cadrul UE, însă valoarea intervalului pentru România rămâne relativ ridicată pe fondul deteriorării pe termen mediu a datoriei publice.

Grafic 12. Estimarea probabilității de criză bancară la nivelul țărilor din UE în 2020 pe baza prognozelor macroeconomice ale FMI



Sursa: Calcule proprii

Grafic 13. Estimarea probabilității de criză bancară la nivelul țărilor din UE în 2021 pe baza prognozelor macroeconomice ale FMI



Sursa: Calcule proprii

4. Concluzii

Nivelul moderat al probabilității de manifestare a unei crize bancare în România pentru anul 2019 este obținut utilizând ambele abordări: în sens restrâns pe canalul insuficienței capitalului și, respectiv, în sens extins utilizând definiția probabilității de criză bancară conform criteriilor CERS.

În cazul definirii unei crize bancare în sens restrâns probabilitatea de a consemna un astfel de eveniment a avut un trend descrescător pentru perioada analizată (2014 – iunie 2020), confirmând eforturile depuse la nivelul sectorului bancar românesc pentru creșterea reziliență poziției de solvabilitate (inclusiv prin politici macroprudențiale), dar și datorită îmbunătățirii observate la nivelul ratei creditelor neperformante sau a dimensiunii activelor bancare. Conform estimărilor, o creștere suplimentară a solvabilității aduce beneficii mai ridicate decât constrângerile doar dacă costul unei crize bancare este extrem de ridicat, de peste 200 la sută din PIB. Un asemenea cost ar reprezenta o deviere permanentă a PIB de la nivelul potențial. Se poate astfel susține ideea unei capitalizări adecvate a sectorului bancar din România.

În raport cu celelalte țări membre ale Uniunii Europene, analiza crizei bancare în sens extins poziționează România în prima jumătate a clasamentului din punct de vedere al rezilienței sectorului bancar. Totodată, au fost identificate țări cu sectoare bancare mai vulnerabile, cele mai mari probabilități de criză bancară în sens extins pentru anul 2019 fiind estimate în cazul Italiei și Ciprului. Utilizând scenariul macroeconomic de bază al Fondului Monetar Internațional, s-a arătat impactul generalizat pe care îl are pandemia de COVID-19 asupra țărilor chiar și sub ipoteza neafectării ratei fondurilor proprii ale instituțiilor de credit, ca urmare a modificării cadrului de desfășurare a activității. Conform modelelor utilizate, intervalul de variație al probabilității de criză bancară în sens extins pentru România în anul 2020 se situează între 7,8 la sută și 14,8 la sută, iar pentru 2021 între 5,2 și 12,2 la sută, observându-se o revenire mai lentă decât în cazul țărilor anterior comparabile, pe fondul deteriorării pe termen mediu a datoriei publice, dar și din cauza caracterului nesustenabil pre-pandemie al deficitului bugetar, o variabilă importantă utilizată.

Bibliografie

Athey, S.	„The Impact of Machine Learning on Economics. The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda", University of Chicago Press, 2019, pp. 507-547
Baguley, T.	„Serious Stats. A Guide to Advanced Statistics for behavioral Sciences", Palgrave Macmillan, 2012
Boissay, F., Collard, F., Smerts, F.	„Booms and Banking Crises", BIS Working Paper No. 545, 2016
Borio C., Drehmann, M.	*„Assessing the Risk of Banking Crises: Revisited", BIS Quarterly Review*, March, 2009, pp. 29-46
Borio C.,	„The Financial Cycle and Macroeconomics: What Have We Learnt?", BIS Working Papers No. 395, 2012
Boyd, J. H., Kwak, S., Smith, B.	„The Real output Losses Associated with Modern Banking Crises", *Journal of Money, Credit and Banking* No. 37, 2005, pp. 977-999
Cecchetti, S., Kohler, M., Upper, C.	„Financial Crises and Economic Activity", NBER Working Paper 15379, 2009
Cerra, V., Saxena, S.	„Growth Dynamics: The Myth of Economic Recovery", *American Economic Review,* 98, 2008, pp. 439-457
Claessens S., Kose M. A., Terrones M. E.	„Financial Cycles: What? How? When?", IMF Working Paper 11/76, 2011
Hahm, Joon-Ho, Shin, Hyun-Song Shin, Kwanho	„Non-Core Bank Liabilities and Financial Vulnerabiliy", Working Paper No. 18428, NBER, Cambridge, 2011
Haldane, A.	„The $100 billion Question", Comments at the Institute of Regulation & Risk, Hong Kong, 2010
Haugh, D., Ollivaud, P., Turner, D	„The Macroeconomic Consequences of Banking Crises in OECD Countries", OECD Economics Department Working Paper 683, 2009
Hoggarth, G., Reis, R., Sporta, V.	„Costs of Banking System Instability: Some Empirical Evidence", 2002
Jarmulska, B.	„Random Forest versus Logit Models: Which Offers Better Early Warning of Fiscal Stress?", *ECB Working Paper Series,* No. 2408, 2020

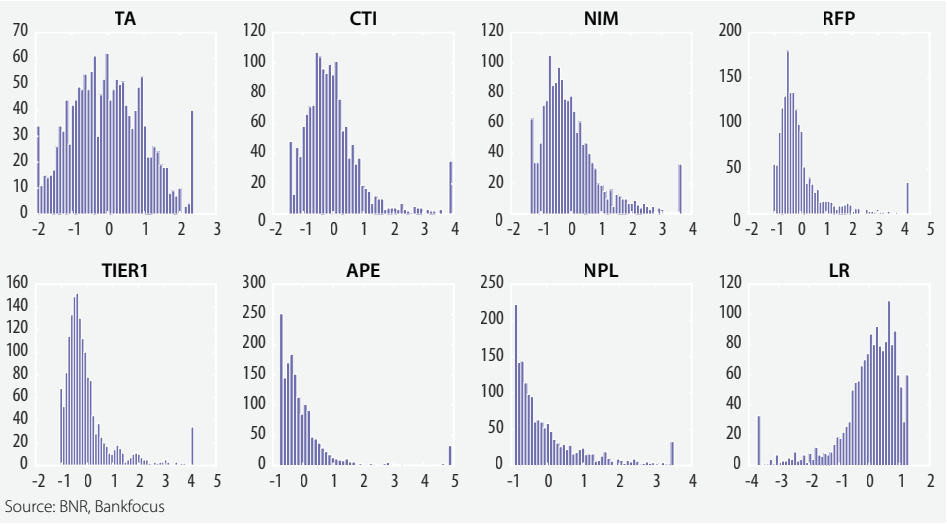
Lo Duca, M., Koban, A., Basten, M., Bengtsson, E., Klaus, B., Kusmierczyk, P., Lang, J. H.	„A New Database for Financial Crises in European Countries“, *ESRB Occasional Paper Series,* No. 13, 2017
Reinhart, C. M., Kenneth R.	„This Time is Different | Eight Centuries of Financial Folly“, Princeton University Press, 2009
Reinhart, C. M., Kenneth R.	„Banking Crises: an Equal Opportunity Menace“, *Journal of Banking and Finance*, 37 (November): 4557-4573, 2013
Schularick, M., Taylor A. M.	„Credit Booms Gone Bust: Monetary Policy, Leverage Cycles, and Financial Crises“, 1870-2008, *American Economic Review,* 102 (April): 1029-1061, 2012
Shin, Hyun-Song	„Securitisation and Financial Stability“, *The Economic Journal,* 119 (March): 309-332, 2009.
Turrini, A., Roger, W., Szekely, I.P.	„Banking crises, output loss and fiscal policy“, CEPR Discussion Paper 7815, 2010

Anexa 1

Descrierea datelor Bankfocus

În studiu au fost incluse 1 468 de observaţii extrase din Bankfocus aferente unor instituţii de credit cu profil de activitate similar cu băncile autohtone, fiind incluse doar băncile comerciale din Uniunea Europeană cu date financiare neconsolidate[9] pe perioada 2014-2019. Au fost luate în considerare doar observaţiile pentru care au fost disponibile date complete necesare aplicării metodologiei ulterioare. Setul de date acoperă un număr de 25 de ţări din regiunea selectată. Datele aferente instituţiilor de credit româneşti au fost preluate din raportările financiare şi prudenţiale transmise către BNR. În total au fost utilizate date aferente unui număr de 398 de instituţii de credit unice pe întregul orizont de analiză. În graficul următor este redată distribuţia valorilor standardizate în cazul fiecărui indicator utilizat în estimări.

Grafic A.1.1. Distribuţia indicatorilor utilizaţi



Source: BNR, Bankfocus

Tabelul A.1.1 sintetizează principalii indicatori pe întregul eşantion de instituţii de credit, fiind evidenţiate şi valorile standardizate aferente fiecărui cluster obţinut.

9 Datele din Bankfocus au fost extrase aplicând următoarele criterii: Specialisation – *Commercial bank*, World region/Country/Region in country – *European Union [28]*, Consolidation code – *U1* (unconsolidated accounts with no consolidated companion), *U2* (unconsolidated accounts with a consolidated companion).

Tabel A.1.1. Indicatori aferenți eșantionului de bănci utilizat în dezvoltarea modelului

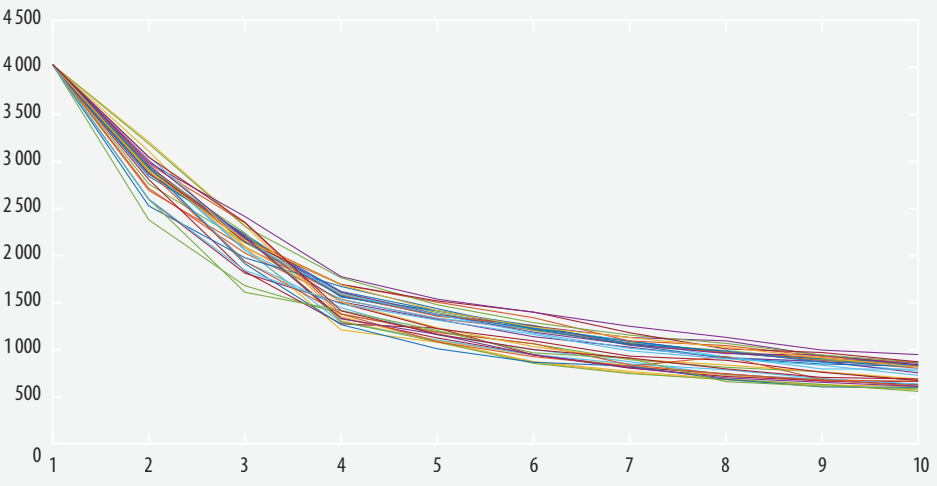
Indicatori (valori standardizate)	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4
Total bănci incluse pe întreaga perioadă (2014-2019)	606	142	239	637
Total active medii (*log*)	0,99	(1,02)	(0,25)	(0,62)
Rezultat net mediu	0,62	(0,27)	(0,45)	(0,36)
Cost/Venit mediu	(0,29)	0,39	0,27	0,09
Total capitaluri proprii medii	0,59	(0,31)	(0,26)	(0,40)
Marja netă de dobândă medie	(0,24)	0,23	0,24	0,09
Rata medie a fondurilor proprii totale	(0,19)	1,46	(0,23)	(0,06)
Rata medie a fondurilor proprii de nivel 1 medie	(0,22)	1,53	(0,24)	(0,04)
Active per angajat medii	0,36	(0,23)	(0,31)	(0,17)
Rata medie a creditelor neperformante	(0,37)	0,17	1,81	(0,37)
Indicator de levier mediu (total datorii/total active)	0,42	(2,51)	0,23	0,08
ROA medie	0,23	(0,04)	(0,72)	0,06
ROE medie	0,32	(0,18)	(0,83)	0,05

Sursa: Bankfocus, BNR, calcule proprii

Alegere număr de clustere pentru gruparea Kmeans

Numărul clusterelor a fost ales printr-un proces iterativ denumit metoda cotului *(engl. elbow method)* în care a fost calculată distanța euclidiană pentru specificații de 1 până la 10 clustere (Grafic A.1.2). Distanța scade în mod natural odată cu creșterea numărului de grupări, însă se poate observa că viteza de ajustare a acesteia scade într-o măsură mai mică de la un anumit punct, respectiv 4 clustere.

Grafic A.1.2. Alegerea numărului de clustere – *elbow method*



Sursa: BNR, calcule proprii

Tabel A.1.2. Rezultate testare distribuții – AIC și BIC

AIC	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4
t-location scale	-4 156	-619	-1 192	-4 084
logistic	-4 097	-471	-1 044	-3 755
normal	-3 871	-304	-669	-3 238
extreme value	-3 739	-87	-1 120	-3 564
generalized extreme value	-3 607	-273	-991	-3 232

BIC	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4
t-location scale	-4 143	-610	-1 181	-4 070
logistic	-4 088	-465	-1 037	-3 746
normal	-3 862	-298	-663	-3 229
extreme value	-3 730	-81	-1 113	-3 555
generalized extreme value	-3 594	-264	-981	-3 219

Tabel A.1.3. Rezultate testului KS

Rezultatele testului Kolgomorov-Smirnov pentru testarea nivelului de *fit* pentru distribuțiile *t-Location scale,* logistică, normală*, extreme value* și *generalized extreme value*.

procente

P-value				KS statistic				Valori critice ale testului KS			
Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4
5,7	28,9	4,5	0,8	5,4	8,1	8,8	6,6	5,5	11,3	8,7	5,4
0,3	0,0	0,0	0,0	7,4	18,3	13,8	15,1	5,5	11,3	8,7	5,4
0,0	0,0	0,0	0,0	14,9	30,5	27,2	26,6	5,5	11,3	8,7	5,4
0,0	0,0	0,1	0,0	22,0	37,6	12,4	22,0	5,5	11,3	8,7	5,4
0,0	0,0	0,0	0,0	20,1	35,2	23,8	24,1	5,5	11,3	8,7	5,4

Anexa 2

Baza de date anuală determinată din episoadele de criză CERS

Baza de date https://www.esrb.europa.eu/pub/financial-crises/html/index.en.html a Comitetului European pentru Risc Sistemic conține un istoric european de episoade de criză sistemică sau reziduală, actualizat până la data de 31 iulie 2017. Pe baza cronologiei episoadelor a fost construită o serie anuală, considerându-se că un an este o manifestare a unei crize dacă cel puțin o lună a fost identificată în baza CERS ca fiind parte a unui episod de criză bancară. Eșantionul de ani a fost redus la 2005 din cauza lipsei de variabile predictori disponibile pentru toate țările.

2005	AT	BE	BG	CY	CZ	DE	DK	EE	ES	FI	FR	GR	HR	HU
2006	AT	BE	BG	CY	CZ	DE	DK	EE	ES	FI	FR	GR	HR	HU
2007	AT	BE	BG	CY	CZ	DE	DK	EE	ES	FI	FR	GR	HR	HU
2008	AT	BE	BG	CY	CZ	DE	DK	EE	ES	FI	FR	GR	HR	HU
2009	AT	BE	BG	CY	CZ	DE	DK	EE	ES	FI	FR	GR	HR	HU
2010	AT	BE	BG	CY	CZ	DE	DK	EE	ES	FI	FR	GR	HR	HU
2011	AT	BE	BG	CY	CZ	DE	DK	EE	ES	FI	FR	GR	HR	HU
2012	AT	BE	BG	CY	CZ	DE	DK	EE	ES	FI	FR	GR	HR	HU
2013	AT	BE	BG	CY	CZ	DE	DK	EE	ES	FI	FR	GR	HR	HU
2014	AT	BE	BG	CY	CZ	DE	DK	EE	ES	FI	FR	GR	HR	HU
2015	AT	BE	BG	CY	CZ	DE	DK	EE	ES	FI	FR	GR	HR	HU
2016	AT	BE	BG	CY	CZ	DE	DK	EE	ES	FI	FR	GR	HR	HU
2017	AT	BE	BG	CY	CZ	DE	DK	EE	ES	FI	FR	GR	HR	HU
2005	IE	IT	LT	LU	LV	MT	NL	PL	PT	RO	SE	SI	SK	UK
2006	IE	IT	LT	LU	LV	MT	NL	PL	PT	RO	SE	SI	SK	UK
2007	IE	IT	LT	LU	LV	MT	NL	PL	PT	RO	SE	SI	SK	UK
2008	IE	IT	LT	LU	LV	MT	NL	PL	PT	RO	SE	SI	SK	UK
2009	IE	IT	LT	LU	LV	MT	NL	PL	PT	RO	SE	SI	SK	UK
2010	IE	IT	LT	LU	LV	MT	NL	PL	PT	RO	SE	SI	SK	UK
2011	IE	IT	LT	LU	LV	MT	NL	PL	PT	RO	SE	SI	SK	UK
2012	IE	IT	LT	LU	LV	MT	NL	PL	PT	RO	SE	SI	SK	UK
2013	IE	IT	LT	LU	LV	MT	NL	PL	PT	RO	SE	SI	SK	UK
2014	IE	IT	LT	LU	LV	MT	NL	PL	PT	RO	SE	SI	SK	UK
2015	IE	IT	LT	LU	LV	MT	NL	PL	PT	RO	SE	SI	SK	UK
2016	IE	IT	LT	LU	LV	MT	NL	PL	PT	RO	SE	SI	SK	UK
2017	IE	IT	LT	LU	LV	MT	NL	PL	PT	RO	SE	SI	SK	UK

Nota: Culoarea roșu marchează un episod de criză bancară

Anexa 3

Metodologia aferentă analizei probabilității de criză în sens extins

A. Descrierea algoritmilor aplicați în cazul modelului macroeconomic

Metodele utilizate pentru generarea arborilor sunt:

1. *Bagged trees (bootstrap aggregation)*
2. *Proximity random forest*

Arborii decizionali de clasificare prezic o încadrare de tip binar (sau o altă valoare discretă în cazul a mai multe clase) prin urmărirea deciziei la fiecare nod și alegerea uneia dintre ramuri prin răspuns: „adevărat" sau „fals", până la atingerea unui nodul final, care se numește frunză și conține o încadrare: criză sau nu. După crearea

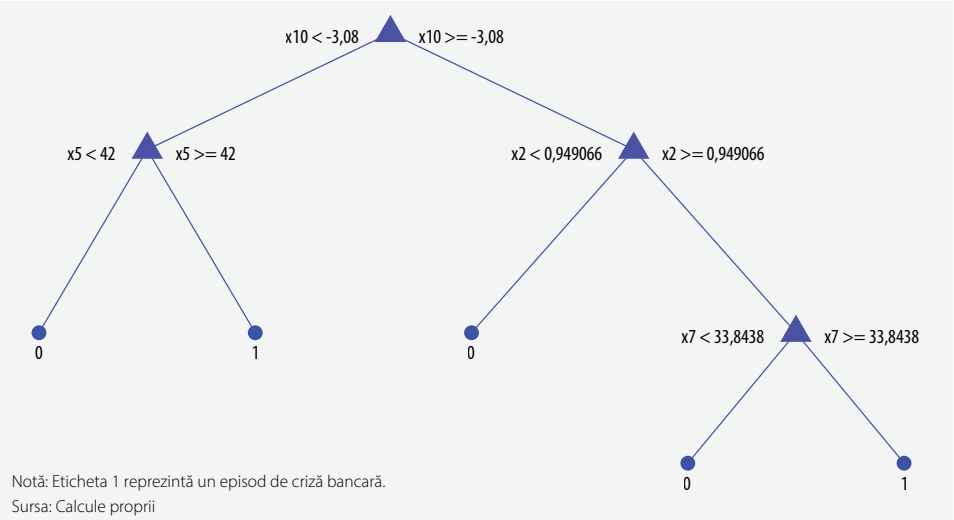
pădurii de arbori, observațiile din setul de testare se trec prin fiecare arbore, în final încadrarea, iar probabilitatea de criză bancară rezultă din agregarea acestor răspunsuri.

Prima caracteristică a metodologiei o reprezintă metoda de *boostrap* a datelor, care implică o extragere aleatoare a eșantionului de dezvoltare pentru fiecare arbore în parte astfel că unele observații pot apărea de două ori, altele niciodată în arborele respectiv. Prima metodă se numește *bagging* pentru că implică *boostrap* pe setul de observații din eșantionul de dezvoltare și agregarea pentru obținerea deciziei, acordând-le importanță egală tuturor arborilor.

A doua caracteristică a metodologiei o reprezintă alegerea aleatorie a unui subset de predictori la fiecare nod din care se alege cel cu cea mai mare putere de discriminare. Opțiunea de bază este radical din numărul de predictori pentru construirea unei păduri de arbori. Extremele reprezintă: dacă se alege întreg setul de predictori dispare caracterul aleatoriu și la fiecare nod se alege predictorul cel mai bun, rezultând în arbori foarte corelați; respectiv dacă se ia aleatoriu un singur predictor, necontând astfel puterea lui informațională, rezultatul obținut conține arbori complet necorelați. A doua metodă reprezintă o îmbunătățire a probabilităților determinate prin luarea în calcul a numărului de observații aferente frunzei în care a fost prezisă încadrarea pentru observația din eșantionul de test.

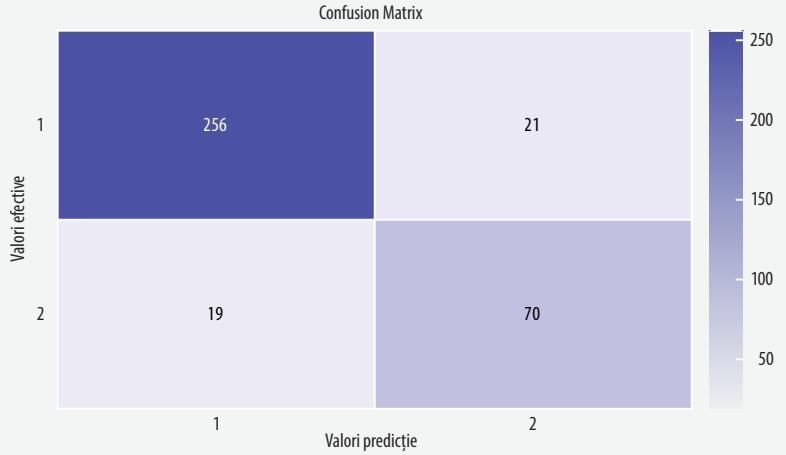
O alta caracteristică a metodologiei, independentă de implementarea algoritmilor de arbori, a fost rescrierea variabilelor calitative prin tehnica de reducere de dimensiuni PCA, aceasta reprezentând o transformare liniară ortogonală a datele într-un nou sistem de coordonate astfel încât cea mai mare varianță printr-o proiecție scalară a datelor să ajungă să se situeze pe prima coordonată (numită prima componentă principală).

B. Exemplu simplificat a modului de dezvoltare a unui arbore



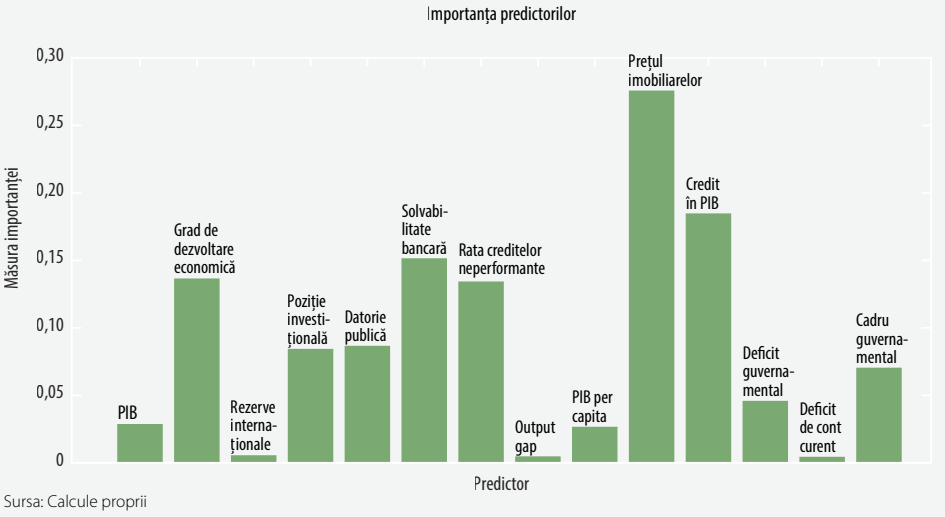
Notă: Eticheta 1 reprezintă un episod de criză bancară.
Sursa: Calcule proprii

C. Matricea de confuzie pe întreg eșantionul de dezvoltare (testare pe valorile neluate în considerare la fiecare etapă de *bootstrap*) a modelului macroeconomic



Notă: 1 reprezintă în această matrice cazul de non-criză, iar 2 reprezintă cazul de criză bancară.
Sursa: Calculele proprii

D. Importanța jucată de predictori



Sursa: Calculele proprii