

ПРОГНОЗУВАННЯ ДЕФОЛТІВ БАНКІВ В УКРАЇНІ: МАКРО ТА МІКРО ПЕРСПЕКТИВА

АНАТОЛІЙ ГЛАЗУНОВ^a, ОЛЕСЯ ВЕРЧЕНКО^b

^aНаціональний банк України
E-mail: anatolii.hlazunov@bank.gov.ua

^bКиївська школа економіки
E-mail: verchenko@kse.org.ua

Анотація

Цей документ розробляє модель раннього попередження (МРП) для мікро та макро аналізу окремих та агрегованих факторів вразливості банків в Україні. Ми застосували поетапну logit-модель для прогнозування дефолтів українських банках на основі даних групи банків та макрорівня з 1 кварталу 2009 року по 3 квартал 2019 року. Далі ми агрегували ймовірності дефолту окремих банків, щоб надати регуляторам інформацію про загальний стан фінансової системи, приділяючи особливу увагу формуванню сигналу для активації антициклічного буфера капіталу (АБК). Наші ключові висновки свідчать про те, що ймовірність дефолту, що перевищує 11%, може сигналізувати про вразливий стан банку та, в агрегованій моделі, фінансової системи взагалі. Агрегована модель успішно видає сигнал за межами вибірки про системну кризу за чотири періоди до початку кризи 2014-2015 років.

Класифікація JEL E44, E58, G01

Ключові слова моделі раннього попередження, імовірність дефолту банку, антициклічний буфер капіталу.

1. ВСТУП

У 2015-2017 роках Україна пережила період широкомасштабної «чистки» банківської системи, результатом якої стало зменшення кількості комерційних банків з 163 на початку 2015 року до 82 наприкінці 2017 року. В результаті українська банківська система стала набагато стійкішою до зовнішніх та внутрішніх потрясінь, свідченням чого є її надзвичайна стабільність під час нинішньої кризи COVID-19.

Масштаби закриття банків за такой короткий період, мабуть, були безпрецедентними в новітній економічній історії. Також були помітні відмінності в їхніх причинах. Деякі банки не бажали або не могли розкрити свою структуру власності відповідно до нових вимог щодо прозорості банківської системи. Національний банк України (НБУ) відкликав ліцензії 24 таких банків. Шістдесят вісім банків покинули ринок через нездатність виконувати вимоги до капіталу та/або інші регульовані показники ліквідності та фінансової стійкості. Деякі банки зазнали фінансових труднощів (ім довелося реструктурувати позики НБУ), але їм вдалося продовжувати функціонувати.

З академічної точки зору ці дані дають дуже широкі підстави для емпіричного аналізу реакцій окремих банків на нове середовище та їх агрегований вплив на банківську систему. Це відрізняється від численних

існуючих досліджень в інших країнах, які майже однорідно вказують на критичні події в банківській сфері досить рідкісні (наприклад, Betz et al, 2014, для Європейського Союзу, Rosa and Gartner, 2018, для Бразилії тощо).

Хоча закриття банків, пов'язане з недотриманням вимог щодо прозорості (фінансового моніторингу), заслуговує окремого поглибленого аналізу, основна увага в цьому документі зосереджена на критичних подіях, пов'язаних із капіталом та іншими фінансовими вимогами. Незважаючи на те, що період 2015-2017 років є особливо цікавим практичним прикладом з реформування банківської системи, щоб зробити наші висновки більш загальними, ми вирішили вийти за межі цього періоду і розглянули всі наявні дані про банківські критичні події в Україні, починаючи з I кварталу 2009 року. Це також дало нам додатковий рівень свободи для складання прогнозів та перевірки їх точності.

Більш конкретно, метою цього дослідження є проведення мікро та макро аналізу окремих та агрегованих факторів вразливості банків в Україні. Для цього ми спочатку оцінюємо модель раннього попередження на рівні банків, що містить як фактори, що відносяться до банку, так і макроекономічні фактори. Моделі раннього попередження для банківських критичних подій є важливим інструментом програми нагляду за діяльністю банків, як визначено в Компоненті 2 Базельських рекомендацій, розроблених Базельським

комітетом з банківського нагляду (2010) для посилення регулювання, нагляду та управління ризиками банків.

Хоча такі моделі можна використовувати для визначення ймовірності того, що окремі банки перебувають у вразливому стані, вони також можуть використовуватися для надання регуляторам інформації про загальний стан фінансової системи та сигналу про заклик до дії. Це другий крок нашого аналізу: агрегувати результати на рівні банків з метою виявлення зупинення системних дисбалансів та, можливо, втручання з додатковими макропруденційними заходами. У зв'язку з цим ми намагаємось застосувати методологію агрегування до нашої базисної моделі на рівні банку як основу для введення в дію антициклічного буферного капіталу (АБК) в Україні.

АБК є частиною Базеля III – нової стадії Базельської системи у відповідь на фінансову кризу 2007-09 років. У 2015 році НБУ розпочав реалізацію рекомендацій Базеля III в Україні: провів обширне стрес-тестування, а потім поступово запровадив нові вимоги до капіталу, ліквідності та інших коефіцієнтів (Національний банк України, 2015). Він також оголосив про намір запустити кілька нових буферів капіталу: АБК, буфер капіталу для системно важливих банків, буфер системного ризику та буфер концентрації.

АБК – це додаткова вимога до капіталу, покликана протидіяти проциклічній поведінці банківської системи, яка, як правило, демонструє надмірне зростання кредитів під час експансивної фази ділових циклів та непропорційне скорочення кредитів під час рецесій. Очікується, що вимога до АБК, що поступово збільшується під час експансивної фази ділового циклу, стримуватиме банки надавати занадто багато нових позик, та очікується, що зниження вимоги АБК під час рецесій стимулюватиме банки трансформувати свої тепер надмірні резерви в нові позики, що якраз і потрібно економіці для гасіння циклу. Надмірне зростання кредитів є лише однією з багатьох можливих причин накопичення системних дисбалансів у банківській системі, а роль буфера АБК полягає у протидії всім таким накопиченням, а також у забезпеченні додаткового рівня захисту від них. Базельський комітет з банківського нагляду (BCBS) рекомендує накопичувати додаткову подушку зважених на ризик активів у діапазоні від 0% до 2,5% нормативу достатності капіталу як АБК. Ключовим питанням для регуляторів є визначити правильний момент для активації («увімкнення») та деактивації («вимкнення») вимоги АБК, щоб її ефект був насправді стабілізуючим. Крім того, банки повинні отримувати достатнє попередження про активацію АБК, щоб він не надто руйнував їх діяльність. Моделі раннього попередження потенційно можуть слугувати цій меті, оскільки вони можуть допомогти побудувати систему показників, що сигналізують про накопичення такого системного ризику.

Підводячи підсумок, основними питаннями дослідження в цій роботі є:

1) Які характерні для банку змінні та макросистемні змінні можуть передбачити банківські критичні події в Україні?

2) Яка пояснювальна сила таких моделей раннього попередження щодо результатів діяльності окремого банку та на агрегованому рівні (в межах вибірки)?

3) Яка прогнозна сила таких моделей раннього попередження щодо результатів діяльності окремого банку та на агрегованому рівні (за межами вибірки)?

Щоб відповісти на ці запитання, ми використали незбалансовану панель щоквартальних даних на рівні банку за період 1-ий квартал 2009 – 3-ий квартал 2019 для оцінки logit-моделі для ймовірності того, що окремих банк опиниться у вразливому стані в майбутньому, використовуючи набір змінних, характерних для банку, та макроекономічних змінних. В якості перевірки правильності ми зробили всі оцінки як із банками «що спотворюють дані», так і без них (банки, які вийшли з ринку через невідповідність вимогам до звітності, а не через проблеми з достатністю капіталу).

Для значущих порівнянь прогнозів моделі з фактичними даними нам тоді було потрібно встановити значення порогового параметра (θ), таким чином, щоб якщо на основі моделі ймовірність перехід банку у вразливий стан перевищував θ , модель надавала (позитивний) сигнал, який потім можна легко порівняти з фактичним станом речей (1 для кризи, 0 для відсутності кризи). На підставі літератури, ми встановили цей параметр таким чином, що «відносна корисність» моделі в межах вибірки була максимальною. Показник відносної корисності може бути використаний для оцінки ефективності нашої моделі як в межах вибірки, так і за межами вибірки. Набір прогнозів за межами вибірки майбутніх факторів вразливості був сформований моделлю на основі розгорнутого вікна.

Наші основні результати були такими.

Найкраща модель подає сигнал (1 або 0), точність якого на 62,6% перевищує випадок з відсутністю сигналу (завжди або 1, або 0), що вимірюється показником відносної корисності. Це можна порівняти з висновками інших авторів щодо інших країн. Тому ми використовували цю модель для агрегування, і алгоритм, заснований на середній ймовірності дефолту окремих банків, справді може передбачити банківську кризу за чотири періоди перед початком кризи в реальному часі.

Відносна корисність нашої пріоритетної моделі для прогнозування за межами вибірки є досить низькою, що відповідає іншим дослідженням. Зокрема, модель має тенденцію виробляти сигнали про труднощі під час спокійних періодів, що відповідає типовому для цієї літератури припущенню, що центральний банк набагато толерантніший до хибно позитивних сигналів про дефолт банку, ніж до хибно негативних.

Наш аналіз показує, що АБК слід активувати, коли середня ймовірність банківського дефолту перевищує 11%. Однак ця цифра потребує додаткової перевірки, оскільки період даних - для якого доступні прогнози на підставі моделі – не містить жодних криз.

2. ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Моделі раннього попередження стали основним інструментом для аналізу фінансових труднощів наприкінці 1970-х. Martin (1977) одним із перших застосував підхід логічного моделювання в цьому контексті. Його модель включала такі пояснювальні змінні, як фінансові коефіцієнти для якості активів, достатності капіталу та прибутку. Barth et al. (1985)

доповнив цю модель коефіцієнтами ліквідності, а Thomson (1992) додав якість менеджменту як ще один прогностичний фактор. Не випадково ці п'ять змінних є складовими системи класифікації CAMEL (достатність капіталу, якість активів, менеджмент, надходження та ліквідність), запровадженої банківськими регуляторами в США в 1979 році як інструмент оцінки міцності фінансових установ¹. Багато інших авторів (наприклад, Sinkey, 1975; Altman, 1977; Arena, 2008; Cole & White, 2012) також використовували ці змінні у своїх дослідженнях, хоча деякі додаткові змінні також були запропоновані в літературі, наприклад, ринкові ціни на фінансові інструменти (Flannery, 1998; Bongini et al., 2002) та депозитні ставки (Kraft & Galac, 2007).

Більшість цих досліджень зосереджувались на закритті банків у США, хоча іншим країнам також приділяли певну увагу. Наприклад, Poghosyan and Čihák (2009), Cipollini and Fiordelisi (2012) та Betz et al. (2013) розглядали дефолти банків у Європейському Союзі; Бонгіні та ін. (2001) та Arena (2008) розглядали Східно-азіатські банки, а González & Hermsillo (1999) та Rosa and Gartner (2018) аналізували Латинську Америку. Серед останніх міжнародних досліджень – Altman et al. (2014), який використовував вибірку банків з 15 європейських країн та США протягом періоду 2007–2012 рр.

У більш ранній роботі Pazarbasioglu and Hardy (1998) побудували поліноміальну logit-модель, яка пов'язує ймовірність банківських критичних подій із особливостями, характерними для країни та регіону. Вони проаналізували банківську кризу в 38 країнах за період 1980-1997 років і виявили, що банківські труднощі були пов'язані із падінням реального зростання ВВП, високою інфляцією, зменшенням коефіцієнту капітаоемності та несприятливим торговим шоком, а також зменшенням припливу ПІІ та міжнародних резервів, високим зростанням внутрішнього кредиту, збільшенням процентних ставок та завищеним реальним обмінним курсом. Найголовніше, автори припустили, що серйозні банківські труднощі в основному мають внутрішнє походження та дію.

Demirgüç-Kunt and Detragiache (1999) також побудували EWM як поліноміальну logit-модель, використовуючи дані про 65 країн за період 1980-1995 років. Вони проаналізували ймовірність помилок моделі I та II типу, безумовну ймовірність банківської кризи та параметр уподобань того, хто приймає рішення, щодо попереджувальних дій у відповідь на очікувану кризу. Вони також провели аналіз в межах вибірки та за межами вибірки, оцінюючи прогнозовану силу моделі. В результаті було розроблено два інструменти моніторингу: певний поріг показника ймовірності та система рейтингу банків. У той же час автори застерігали, що агреговані змінні передають інформацію про загальні економічні умови, тоді як дані окремого банку або конкретного сегменту можуть вказувати на слабкі місця, які можуть призвести до ланцюгової реакції, але можуть бути невидимими в агрегованих даних.

Behn et al. (2013) зосереджувались на прогнозуванні фінансових криз на основі кредитних та інших

макрофінансових змінних в межах вибірки з 23 країн ЄС протягом періоду з 2-го кварталу 1982 року по 3-й квартал 2012 року. Для цілей перевірки вони зробили прогнозування за межами вибірки вразливих станів у Фінляндії та Швеції на початку 90-х років, а також в Італії та Великобританії в середині 90-х років, що передували фінансовій кризі в цих країнах. Вони виявили, що розрив між кредитами та ВВП є найкращим внутрішнім показником серед інших показників, пов'язаних із кредитуванням.

Більше того, результати показали, що більш глобальні показники, тобто агреговані на регіональному рівні, перевершують внутрішні показники, тобто агреговані на місцевому рівні. Однак вони також зауважили із попередженням, що період оцінки включав глобальну фінансову кризу, але не епізоди криз, що відбувалися в окремих країнах.

Однією з найважливіших робіт для нашого дослідження є Lang et al. (2018). Ці автори надали детальну основу побудови EWM як пояснювального або прогнозуючого інструменту. Модель, яку вони запропонували, була спрямована на прогнозування потенційних майбутніх криз на мікро (за допомогою методу агрегування) та макrorівні за допомогою великого набору даних банків ЄС. Модель демонструвала цілком задовільну здатність подання сигналів за межами вибірки та в межах вибірки з 11 факторами ризику та часом реалізації у 1-8 кварталів. Для цілей оцінки вони використали підхід функції збитків та перехресну перевірку, щоб знайти специфікацію моделі з оптимальною для регулятора силою прогнозування в режимі реального часу та за межами вибірки. Автори також проілюстрували, забезпечуючи візуалізацію EWM, як результати моделі можуть допомогти регуляторам.

Наша стаття робить свій внесок у існуючу літературу, розробляючи EWM, що базується на щоквартальних даних на рівні банку в Україні – протягом періоду, що включає кілька внутрішніх криз, – та визначаючи змінні та інструменти, які допоможуть регуляторам зрозуміти, чи накопичуються фактори вразливості або ні.

3. ДАНІ ТА МЕТОДОЛОГІЯ

3.1. Попереднє моделювання

Взагалі, моделі раннього попередження використовуються для виявлення вразливих умов перед виникненням критичних подій. Як результат, ми можемо розглядати свою проблему як двокласний процес ідентифікації, зокрема, чи перебуває об'єкт у вразливому стані або ні. За даними Lang et al. (2018), моделювання EWM включає три етапи: попереднє моделювання (мета, горизонт прогнозу та показники подій), моделювання (критерій оцінки, техніка моделювання, вибір моделі та виконання оцінки) та постмоделювання (виміри, відповідні до політики, візуалізація).

Слідом за Lang et al. (2018), ми розглядаємо три типи подій як банківські труднощі: банкрутство банку, дефолт та рефінансування НБУ². У нашій вибірці налічується

¹ В 1996, пункт "чутливість до ринкового ризику" був доданий до абревіатури, яка зараз відома як CAMELS.

² Протягом періоду вибірки НБУ закрав 24 банки через невиконання вимог фінансового моніторингу або непрозору структуру зацікавлених сторін. Ці банки виключаються з основної вибірки як банки «що спотворюють дані», оскільки ці події не пов'язані безпосередньо з фінансовими критичними подіями, але зберігаються в регресіях перевірки стійкості.

86 таких критичних подій, причому більшість із них відбуваються в невеликих приватних банках³. Банки, які вийшли з ринку протягом періоду вибірки через війну, окупацію території, злиття або самоліквідацію, не були включені до цього підрахунку.

Як видно з рис. 1, пік кількості банківських критичних подій в Україні був у 4-ому кварталі 2014 року. Цікаво, що цей показник значно корелює з індексом фінансового стресу, розробленим Філатовим (2020) для України, використовуючи 20 показників, що містять інформацію про рівень фінансового стресу в системі. Як показано на рисунку 1, FSI стрибнув у 1-ому кварталі 2014 року, що свідчить про початок кризи 2014-2015 років. Ми також можемо спостерігати різке збільшення кількості банків, які мали дефолт одночасно. Наша мета – створити модель, яка може сигналізувати про потенційну кризу принаймні за рік до того, щоб залишити банкам достатньо довге вікно для накопичення буфера, як тільки регулятор "увімкне" вимогу АБК. Криза 2014-2015 років стане основним тестовим полігоном ефективності роботи нашої моделі як в межах вибірки, так і за межами вибірки.

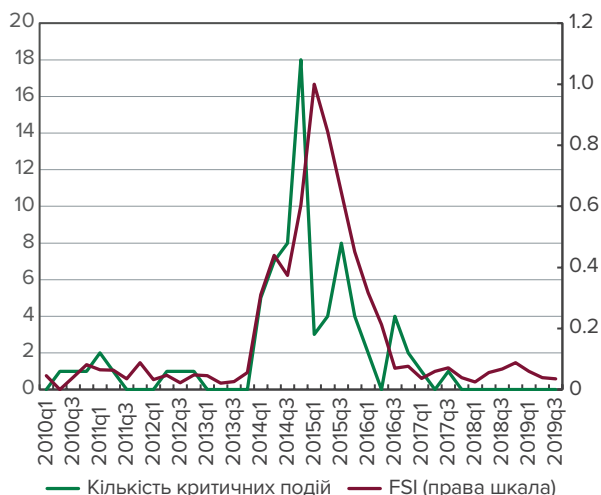


Рисунок 1. Загальна кількість критичних подій

Метою EWM є створення сигналу про потенційну критичну подію в майбутньому, яка зазвичай визначається не як один конкретний період через N кварталів, але як подія в будь-який час між наступним кварталом та періодом через N кварталів. Чим більш далекоглядна модель, тим більше часу надається регуляторам та банкам для введення запобіжних заходів. З іншого боку, довший горизонт означає нижчий ступінь свободи для оцінок (що особливо важливо з огляду на нашу порівняно коротку вибірку) і, якщо фактори фінансової вразливості накопичуються досить швидко, через деякий час стає надлишковою. Як зазначають Lang et al. (2018) зазначають, що в літературі немає єдиної думки щодо часових горизонтів, і це емпіричне питання. Зокрема, ми експериментували з п'ятьма різними горизонтами часу в майбутньому (Γ) в діапазоні від п'яти до дев'яти кварталів.

Слідом за Bussiere and Fratzscher (2006) та численними іншими авторами, ми обробляли дані таким чином: по-перше, ми присвоїли значення "1" кожному періоду протягом обраного часового горизонту до критичної події (що відповідає уразливим станам), і значення "0" для всіх інших (спокійних) періодів для кожного банку. Потім елементи даних, що містять критичні події та чотири наступні періоди, були виключені із вибірки через шум у даних, спричинений кризою. Ми підсумовували всі сигнали між банками за кожен період та для різних часових горизонтів і отримували агреговані сигнали для різних горизонтів (рис. 2). Оптимальний горизонт буде обраний на основі критерію відносної корисності моделі, поясненого в наступному розділі.

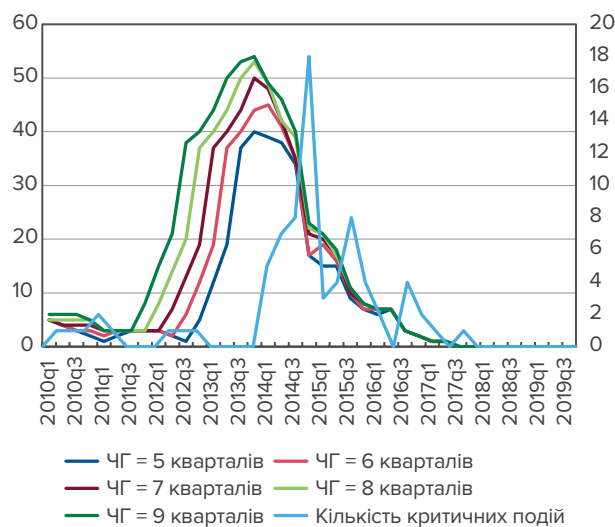


Рисунок 2. Агреговані горизонти подачі сигналів ГГ означає часовий горизонт.

3.2. Моделювання

Наступним кроком є визначення підходу до моделювання та оцінки. Це передбачає встановлення критерію оцінки, техніки моделювання, оптимальної складності моделі, специфікації та визначення процедури оцінки.

Критичну подію банку можна описати як бінарну змінну $I_{i,t} \in \{0,1\}$ яка в момент часу t сигналізує про стан банку i . Якщо $I_{i,t} = 0$, то це спокійний період, а якщо $I_{i,t} = 1$, то банк перебуває у вразливому стані і може потенційно мати критичну подію через п'ять-дев'ять періодів, залежно від обраного часового горизонту. Щоб оцінити ймовірність того, що банк потрапить у вразливий стан, ми пропонуємо використовувати таку логіт-модель⁴:

$$p(I_{i,t} = 1 | X_{i,t} = x_{i,t}) = \frac{\exp(\beta' x_{i,t})}{1 + \exp(\beta' x_{i,t})}, \quad (1)$$

де, $p(Y_{i,t} = 1 | X_{i,t} = x_{i,t})$ позначає ймовірність того, що в період t банк i знаходиться у вразливому стані. Як незалежні змінні вектор $x_{i,t}$ включає кредитні, макрофінансові та балансові змінні (табл. 3). Betz et al. (2014) стверджують, що

³ Вісім банків мали рефінансування кредиту НБУ, і всі вони залишилися на ринку; 78 банків заявили про дефолт або банкрутство, і 68 з них залишили ринок.

⁴ Ми також запропонували умовну (з фіксованим ефектом) логістичну регресію. Однак більше половини вибірки було скинуто через характерний вибір вибірки, оскільки логіт-модель із фіксованими ефектами використовувалася лише в межах варіації, ігноруючи проміжки між варіаціями. Більше того, стандартні помилки стали значно більшими через меншу вибірку, що призвело до неадекватних порогових значень, оскільки більшість розрахункових значень були зосереджені близько 0 або 1.

частота банківських криз відповідає товстостовговому розподілу помилок, що робить logit-модель більш придатною, ніж пробіт-модель.

Змінні реальної економіки та змінні, пов'язані з кредитами, використовуються як незалежні змінні Drehmann et al (2011), Detken, et al. (2014) та Behn, et al. (2013) та іншими авторами. Lang et al. (2018) доповнив цю пояснювальну змінну даними банківського балансу. Зокрема, ці автори починають з більш ніж 100 балансових змінних та застосовують оператор відбору (рекурсивна регресія LASSO), щоб зменшити кількість змінних у кінцевій моделі.

Наша модель також включає широкий діапазон змінних балансу (згідно з методологією CAMEL). Зокрема, ми маємо 15 змінних + чотири лаги для кожної змінної балансу банку (всього 36 змінних). Ми додали лаги для контролю затримок у фінансовій звітності. Ми застосували той самий поетапний оператор вибору, щоб прийняти рішення про набір змінних, які будуть включені до остаточної специфікації моделі.

Після того, як модель оцінена, ми можемо використовувати розрахункові значення $P_{i,t}$ для побудови бінарної змінної $I_{i,t}$ що імітує поведінку $I_{i,t}$. Зокрема, коли $p_{i,t}$ перевищує певний поріг $\theta \in [0,1]$, то $P_{i,t} = 1$ або інакше $P_{i,t} = 0$. У таблиці 1 описано взаємозв'язок між $P_{i,t}$ та $I_{i,t}$ як матрицю непередбачених ситуацій та класифіковано результати з точки зору їх якості у подачі сигналу.

Таблиця 1. Матриця непередбачених ситуацій

		Фактичний клас $I_{i,t}$	
		Кризис	Відсутність кризису
Прогнозний клас $P_{i,t}$	Сигнал	А Істинно-позитивний	В Хибно позитивний
	Відсутність сигналу	С Хибно негативний	Д Істинно-негативний

Як і в багатьох інших економетричних додатках, тут ми стикаємося з компромісом між помилкою типу I (хибно негативна) та помилкою типу II (хибно позитивна). Починаючи з простих одноваріантних моделей раннього попередження від Drehmann et al. (2011), площа під кривою залежності чутливості від частоти хибно позитивних висновків (AUROC) використовується як стандартний інструмент для вимірювання ефективності таких моделей. Крива залежності чутливості від частоти хибно позитивних висновків будує графіки $A/(A+C)$ або чутливість моделі проти $V/(B+D)$, або хибно позитивний коефіцієнт для обраного порогового параметра⁵. Площа під кривою є виміром ефективності моделі, оскільки це вимірювання не залежить від її цілі: пояснювальної чи передбачувальної (Sarlin 2013).

AUROC, заснований на цілому зразку, іноді може бути надмірно оптимістичним, і способом виправлення цього є використання K-кратної перехресної перевірки AUROC. Це метод перевірки для того, щоб оцінити, як оцінювана модель узагальнюватиметься до незалежного набору даних. Його логіка полягає в тому, щоб розділити дані на k-кратні частки, побудувати модель на k-1 кратних частках (навчальна вибірка), перевірити її класифікаційну ефективність, використовуючи AUROC на останній k-ти кратній частці (тестовий зразок), який не залежить від навчальної вибірки, і повторити ці кроки для кожної k-кратної частки. Потім ми усереднювали AUROC, що відповідають кожній k-кратній частці та застосували метод ступеневого переходу від великих значень до малих до перехресно перевіреного AUROC, щоб отримати статистичний висновок та 95% довірчий інтервал (ДІ) з поправкою на систематичну похибку.⁶

Betz et al. (2014) та Lang et al. (2018) застосували рекурсивні методи для оптимізації своїх моделей та порогових значень. Рекурсивні методи допомагають дослідникам обчислити плаваюче порогове значення (порогове значення, яке відрізняється в різні періоди). Рекурсивний підхід використовує період в межах вибірки, тобто дані, доступні на початку (до $t=1,2,\dots,T$), для навчання моделі та обчислення оптимального порогового значення (того, при якому модель демонструє максимальну корисність, або, еквівалентно, мінімальні збитки для регулятора). Наступним кроком є прогнозування протягом періоду за межами вибірки, тобто наступного кварталу (t), з пороговим значенням в межах вибірки та збір результатів. Останній крок полягає в рекурсивній переоцінці моделі при $t = t+1$ і повторенні всіх попередніх кроків, поки $t \leq T$. Як результат, ми маємо більш точні оцінки корисності моделі та порогових значень.

Поняття корисності моделі, яке є стандартним критерієм оцінки ефективності в цій галузі літератури, тісно пов'язане з концепцією функції збитку регулятора (у нашому випадку центрального банку). Слідом за Sarlin (2013), ми припускаємо, що вона має таку форму:

$$L(\mu) = \mu P_1 T_1 + (1-\mu) P_2 T_2, \quad (2)$$

де $P_1 = P(I_{i,t} = 1)$ and $P_2 = P(I_{i,t} = 0) = 1 - P_1$ – це оціночна частоти класів (безумовні ймовірності: $P_1 = (A+C)/(A+B+C+D)$ та $P_2 = (B+D)/(A+B+C+D)$, $T_1 = C/(A+C)$ – це хибно позитивна ставка тф $T_2 = V/(B+D)$ – хибно негативна ставка та μ – параметр преференцій.⁷ Обидві T_1 і T_2 є функціями порогового параметра θ : більш високе порогове зменшує коефіцієнт хибно позитивної ставки T_1 і одночасно збільшує хибно негативну ставку T_2 , і навпаки. Оптимальне значення порогового параметра для кожного μ – це таке, яке мінімізує функцію збитку регулятора.

Регулятори можуть отримати збиток μP_1 коли модель ніколи не сигналізує про кризу, або $(1-\mu) P_2$ коли модель завжди видає сигнал. Отже, збитки дорівнюють $\min[\mu P_1, (1-\mu) P_2]$ якщо регулятор не застосовує модель раннього

⁵ Чутливість те саме, що істинно позитивний коефіцієнт, і дорівнює $A/(A+C)$ з таблиці 1. Специфічність те саме, що істинно негативний коефіцієнт, і дорівнює $D/(B+D)$ з тієї самої таблиці. У деяких джерелах літератури чутливість називається *сигналом коефіцієнтом*, а (1-специфічність) називається *коефіцієнтом шуму*.

⁶ Слідом за Lang and Peltonen (2018), ми використовуємо десятикратний, що є також стандартом в Stata.

⁷ Слідом за літературою ми експериментували з кількома значеннями параметра преференцій μ від 0,6 до 0,9, маючи на увазі, що центральному банку порівняно більш витратно пропустити кризу, ніж подати помилковий сигнал.

попередження (АБК завжди ввімкнено або вимкнено). Потім ми можемо обчислити абсолютну корисність моделі U_a , віднімаючи збитки, пов'язані з використанням моделі, від збитків, спричинених її ігноруванням:

$$U_a(\mu) = \min[\mu P_1, (1-\mu)P_2] - L(\mu), \quad (3)$$

У тому ж напрямку відносна корисність моделі, U_r , є відношення цього "відшкодування збитків, спричинених моделлю", до базисних збитків "без моделі":

$$U_r(\mu) = \frac{U_a(\mu)}{\min[\mu P_1, (1-\mu)P_2]} = 1 - \frac{L(\mu)}{\min[\mu P_1, (1-\mu)P_2]}, \quad (4)$$

Зверніть увагу, що якщо $L(\mu) = 0$, то $U_a(\mu) = \min[\mu P_1, (1-\mu)P_2]$ та $U_r(\mu) = 1$, це означає, що модель працює ідеально. Критерій відносної корисності – це наш основний критерій ефективності моделі, зокрема, для визначення оптимального порогового значення (θ) та оптимального часового горизонту (ЧГ).

3.3. Постмоделювання

Після того, як модель оцінена, і всі вправи для оцінки виконані, важливо вирішити, як можна аналізувати та візуалізувати результати моделі. Беручи до уваги, що ми маємо дані на рівні банків, важливо проаналізувати агрегований вплив на фінансову систему. З цією метою ми експериментували з двома альтернативними підходами агрегування: ми брали або середнє значення, або ймовірності дефолту серед усіх банків за медіанною оцінкою у кожному періоді. Потім ми порівняли агреговані результати з FSI, щоб визначити, який підхід дає більш точні результати в рамках аналізу в вибірці.

Далі ми провели аналіз за межами вибірки, використовуючи наступний алгоритм. По-перше, наша краща модель оцінюється на основі коротших, постійно розширюваних підвиборок даних. Потім розрахункові коефіцієнти моделі використовуються для прогнозування ймовірностей дефолту окремих банків протягом майбутнього часового горизонту, поряд з оптимальним пороговим параметром. Нарешті, ці прогнозовані ймовірності дефолту окремих банків агрегуються з використанням кращого підходу агрегування для створення єдиного загальносистемного сигналу про накопичені фактори вразливості.

3.4. Опис даних

Наш набір даних містить інформацію про 209 банків за період з 1 кварталу 2009 року по 3 квартал 2019 року (загалом 5632 спостереження). У нашій вибірці ми виявили 86 релевантних критичних подій⁸. Дані були зібрані на веб-сайтах Державної служби статистики України (ДССУ) та НБУ. Це незбалансовані квартальні дані на рівні групи банків (табл. 3). Деякі банки мали пробіли у звітності протягом зразкового періоду. Такі банки були виключені з вибірки. Детальний опис даних можна знайти в Таблиці 3. Ми не виключили спостереження, що різко виділяються, оскільки, на нашу думку, вони можуть містити важливу інформацію про фактори вразливості фінансової системи.

4. РЕЗУЛЬТАТИ ОЦІНКИ

Нижче ми представляємо результати оцінки моделей з різними часовими горизонтами на основі всієї вибірки. Як описано в розділі методології, ми зосереджуємось на статистиці відносної корисності (U_r) як головному показнику пояснювальної сили моделі. Тому модель раннього попередження з оптимальним часовим горизонтом (ЧГ) матиме найвищу відносну корисність (U_r). У Таблиці 2 наведені результати розрахункової абсолютної та відносної корисності наших моделей для різних часових горизонтів (ЧГ) та різних значень параметру преференцій μ . Найвища відносна корисність присутня для моделей з шести- та семиквартальними горизонтами та параметром преференцій $\mu=0.9$. Ці результати цілком порівнянні з висновками інших авторів, що свідчить про те, що такий підхід до моделювання є дійсним як для українських даних, так і для інших країн.

Незважаючи на те, що результати моделей з різним часовим горизонтом мають певну мінливість, відсутні суворі випробування, щоб оцінити, чи є ці відмінності статистично значущими, і головну модель потрібно обирати переважно на ситуативних підставах. Через відсутність більш формальних аргументів ми вирішили використати модель середнього горизонту (сім кварталів) як базову лінію, оскільки вона має вищу відносну корисність, ніж модель короткого горизонту (п'ять кварталів), або злегка показує нижчі значення, або помітно вищі значення ніж модель довгострокового горизонту (дев'ять кварталів). На щастя, висновки надійні щодо вибору часового горизонту, включаючи ті, що стосуються оптимального порогового параметра θ , як це чітко демонструє Таблиця 2.

Аналізуючи результати бенчмарк-моделі, ми можемо розрізнити, які характерні для банку та макропов'язані змінні можуть передбачити банківські критичні події в Україні (табл. 4). Ми розглядаємо лише ті змінні, які є важливими для найкращої моделі, і порівнюємо їх з іншими моделями для перевірки надійності. Якщо більшість моделей мають значні результати (з однаковими ознаками), то ми вважаємо такі результати надійними. Тому нижче ми описуємо лише надійні результати.

Чистий процентний дохід/загальна сума активів, чиста комісія/загальна сума активів та процентні витрати/загальні зобов'язання вказують на ефективність активів та зобов'язань відповідно, оскільки ці коефіцієнти показують чистий комісійний та процентний дохід на актив та витрати на зобов'язання.⁹ Зростання доходу на актив зменшує ймовірність видачі сигналу, а зростання витрат на пасив збільшує цю ймовірність. Як результат, модель показує, що ефективне управління балансом є ключовим показником платоспроможності банку.

Рентабельність активів є надійною для першого та другого лагів, але знак є позитивним, що означає, що краща рентабельність активів збільшує ймовірність видачі сигналу. Найбільш вірогідним поясненням цього є те, що більша рентабельність активів також пов'язана з їх вищою ризикованістю, що, в свою чергу, робить банки більш вразливими.

⁸ Відповідно до сайту НБУ кількість банків в Україні скоротилася з 175 в 2008 році до 77 в 2019 році.

⁹ Це негативний знак, оскільки витрати на необроблені дані також мають негативний знак, що означає, що зростання витрат збільшить ймовірність подачі сигналу.

Таблиця 2. Аналіз в межах вибірки моделей, що базуються на часових горизонтах від п'яти до дев'яти кварталів

	5 квартал	6 квартал	7 квартал	8 квартал	9 квартал
μ	Абсолютна корисність				
0.6	0.011	0.016	0.021	0.024	0.027
0.7	0.018	0.025	0.030	0.034	0.039
0.8	0.028	0.036	0.043	0.049	0.055
0.9	0.041	0.051	0.056	0.052	0.048
μ	Відносна корисність				
0.6	0.243	0.296	0.328	0.330	0.335
0.7	0.331	0.390	0.405	0.404	0.422
0.8	0.455	0.494	0.510	0.520	0.518
0.9	0.605	0.626	0.626	0.590	0.555
μ	Порогове значення				
0.6	0.422	0.397	0.401	0.432	0.410
0.7	0.312	0.340	0.330	0.352	0.357
0.8	0.242	0.225	0.252	0.246	0.248
0.9	0.132	0.123	0.107	0.131	0.137
	AUROC				
cvMean AUC:	0.876	0.881	0.881	0.881	0.872
95% Довірчий інтервал з поправкою на систематичну похибку	0.850	0.861	0.852	0.857	0.855
Довірчий інтервал	0.895	0.901	0.893	0.895	0.890

Більше відношення резервів до загальної суми активів зменшує ймовірність подачі сигналу: більш щедрі резерви проти очікуваних збитків додають стабільності банку. Сукупний (за всі лаги) ефект відношення загального власного капіталу до загальної суми активів постійно негативний для всіх специфікацій моделі, що також узгоджується з тим, що передбачає теорія.

Серед макроекономічних змінних постійно значущими за всі часи є відношення міжнародних резервів до ВВП, індекс цін на житло та відношення профіциту державного бюджету до ВВП. Усі ці змінні мають очікувані знаки і дуже надійні з точки зору величин у всіх специфікаціях. Цікаво, що змінна реального зростання ВВП є незначною у преференційній специфікації (середній горизонт), але є негативною та значною для горизонту п'яти кварталів, а також позитивною та значною для горизонту дев'яти кварталів. Можна припустити, що ця змінна містить деякі цікаві циклічні особливості, і необхідний подальший аналіз, щоб правильно відобразити їх у змінних, що нас цікавлять.

Наступним кроком є перехід від результатів на рівні банку до результатів на рівні системи. Для агрегування оціненої ймовірності вразливості окремих банків в єдину цифру, яка відображає стан банківської системи в цілому, ми експериментували з двома стратегіями агрегування: беручи або середню, або медіану ймовірність дефолту для всіх банків за кожен період. З рисунка 3 ми бачимо, що до кризи 2014-2015 рр. середній індекс дефолту давав більш ранній та більш виражений сигнал про накопичені вразливості, ніж медіанний показник. Однак після піку 2-го кварталу 2014 року агрегація за середнім має тенденцію розтягуватися в плані надто сильних сигналів і стає досить мінливою. Тим не менше, оскільки середній підхід надає більш ранній сигнал, ніж медіанний, ми обрали його як преференційний підхід для подальшого аналізу.

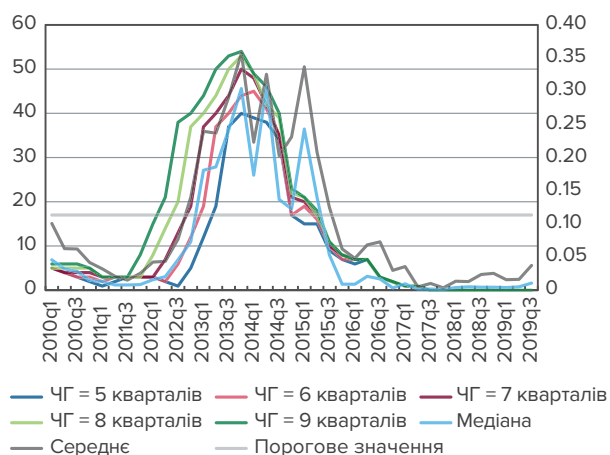


Рисунок 3. Агреговані ймовірності банківських критичних подій (аналіз в межах вибірки)
ЧГ означає часовий горизонт.
Примітка: Часові горизонти є агрегованими сигнальними горизонтами з Рисунку 2

На Рисунку 4 зображено агреговані ймовірності дефолтів у банках на основі середнього значення та індекс FSI для більш чіткого порівняння. Тут ми бачимо, що алгоритм середнього значення подав сигнал у 4 кварталі 2012 року, а криза розпочалася у 1 кварталі 2014 року, згідно з FSI. Це означає, що модель (горизонт семи кварталів) видає точний позитивний сигнал про кризовий стан всієї банківської системи за п'ять періодів до критичного часу. Цей результат є дуже обнадійливим, оскільки у регулятора є п'ять кварталів для впровадження АБК до початку кризи, що потенційно може допомогти зменшити негативні збитки, пов'язані з нею, або навіть повністю запобігти цьому.

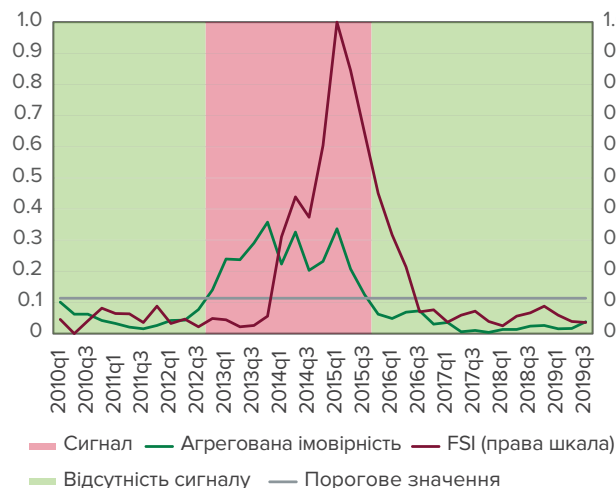


Рисунок 4. Порівняння об'єднаних агрегованих результатів із FSI

Далі ми робимо оцінки рекурсивних моделей на основі коротших, постійно розширюваних підвибірок. Для кожної з них ми оцінюємо оптимальні порогові значення (для параметра преференцій $\mu=0.9$, що відповідає найбільш обережному та пильному центральному банку серед усіх розглянутих альтернатив), формуємо прогнози f або кожного окремого банку, а потім обчислюємо середній показник агрегованої ймовірності кризи. Цілком очікувано, що відносна корисність моделі за межами вибірки падає і зараз становить лише 37%. Проте використання моделі набагато краще, ніж взагалі не використання будь-якої моделі.

Рисунок 5 узагальнює інші важливі результати за межами вибірки. Через обмеження даних першим доступним прогнозом є 1 квартал 2013 р. Пороговий параметр варіюється між 3% і 22%, і більш-менш стабілізується близько 12%, як тільки довжина субвибірki досягає 20 кварталів. Найголовніше, починаючи з I кварталу 2013 року, модель надає позитивний сигнал за межами вибірки, що дає регуляторам чотири квартали до початку кризи в I кварталі 2014 року. У той самий час ми спостерігаємо, що агрегований сигнал за межами вибірки є відносно нестабільний: він надає помилковий сигнал у третьому кварталі 2016 року. Однак, враховуючи, що порогові значення також оцінюються з помилками, ця помилка сигналу насправді може бути цілком у межах граничних довірчих значень.

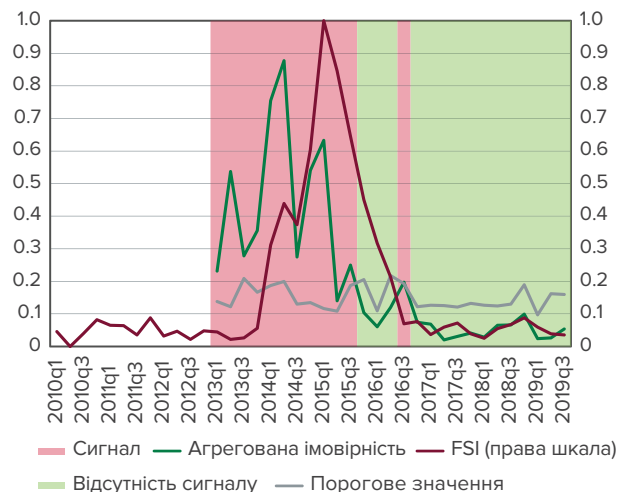


Рисунок 5. Рекурсивна оцінка (аналіз поза вибіркою)

5. ВИСНОВКИ

Основною метою створення АБК є захист банківського сектору від надмірного сукупного зростання кредитів, пов'язаного із широким системним ризиком. Щоб цей інструмент був ефективним, вибір вірного моменту для нього ("увімкнення" та "вимкнення") повинен бути якомога точнішим. Численні економісти проаналізували широкий спектр показників та порогових значень, які сигналізували про час активації АБК, і дійшли до висновку, що розрив між кредитами та ВВП є одним з найбільш точних показників для багатьох країн. Однак це не стосувалося східноєвропейських країн, включаючи Україну, оскільки вони мають структурні зміни та відносно короткий період спостереження.

Альтернативний підхід полягає у використанні даних на рівні банків для виявлення факторів вразливості окремих банків, а потім їх агрегування у загальносистемний ризик-захід. Ми використовуємо модель раннього попередження про дефолт банків як основу для цього підходу. Модель містить як змінні, характерні для банку, так і змінні макрорівня. Для підтримання відповідності до літератури (наприклад, Sarlin, 2013), ми використовуємо показник відносної корисності для оцінки його емпіричної ефективності як в межах вибірки, так і за межами вибірки. Можна зробити висновок, що модель, заснована на періоді сигналізації за сім кварталів (еталонна модель) та $\mu = 0.9$, є найкращою за своєю відносною корисністю (62,5%, що свідчить про те, що пояснювальна сила моделі досить висока). Ця модель подає сигнал, коли ймовірність дефолту перевищує (оптимальний) поріг у 11%.

Для агрегування окремих банківських даних ми використовуємо підхід, заснований на середньому значенні, при якому середнє значення оцінених ймовірностей дефолту для окремих банків є статистикою, яку слід порівнювати з пороговим значенням. Цей підхід дає позитивний сигнал про кризу 2014-2015 рр. (і, отже, необхідність розпочати накопичення АБК) за п'ять періодів перед початком з оцінками в межах вибірки та за 4 періоди з оцінками за межами вибірки. Ми прийшли до висновку, що модель потенційно може бути використана як інструмент прогнозування, щоб допомогти регуляторам визначити накопичення системних факторів вразливості та обґрунтувати необхідність втручання регулятора.

ЛІТЕРАТУРА

- Altman, E. I. (1977). Predicting performance in the savings and loan association industry. *Journal of Monetary Economics*, 3(4), 443-466. [https://doi.org/10.1016/0304-3932\(77\)90015-0](https://doi.org/10.1016/0304-3932(77)90015-0)
- Altman, E. I., Cizel, J., Rijken, H. A. (2014). Anatomy of bank distress: The information content of accounting fundamentals within and across countries. Retrieved from https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2504926
- Arena, M. (2008). Bank failures and bank fundamentals: A comparative analysis of Latin America and East Asia during the nineties using bank level data. *Journal of Banking & Finance* 32(2), 299-310. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2007.03.011>
- Barth, J. R., Brumbaugh, R. D., Sauerhaft, D., Wang, G. H. (1985). Thrift institution failures: Causes and policy issues. Proceedings of the 21st Annual Conference on Bank Structure and Competition, 184-216. Chicago: Federal Reserve Bank of Chicago. Retrieved from <http://webhome.auburn.edu/~barthjr/publications/Thrift%20Institution%20Failures%20Causes%20and%20Policy%20Issues.pdf>
- Basel Committee on Banking Supervision. (2010). Guidance for National Authorities Operating the Countercyclical Capital Buffer. Bank for International Settlements. Retrieved from <https://www.bis.org/publ/bcbst187.pdf>
- Behn, M., Detken, Peltonen, T. A., Schudel, W. (2013). Setting countercyclical capital buffers based on early warning models. Would it work? ECB Working Paper, 1604. Frankfurt am Main: European Central Bank. Retrieved from <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp1604.pdf>
- Betz, F., Oprica, S., Peltonen, T. A., Sarlin, P. (2014). Predicting distress in European banks. *Journal of Banking & Finance*, 45, 225-241. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.11.041>
- Bongini, P., Laeven, L., Majnoni, G. (2002). How good is the market at assessing bank fragility? A horse race between different indicators. *Journal of Banking & Finance*, 26(5), 1011 – 1028. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(01\)00264-3](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(01)00264-3)
- Bussiere, M., Fratzscher, M. (2006). Towards a new early warning system of financial crises. *Journal of International Journal of International Money and Finance*, 25(6), 953-973. <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2006.07.007>
- Cipollini, A., Fiordelisi, F. (2012). Economic value, competition and financial distress in the European banking system. *Journal of Banking & Finance*, 36(11), 3101-3109. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2012.07.014>
- Cole, R. A., White, L. J. (2012). Déjà vu all over again: The causes of U.S. commercial bank failures this time around. *Journal of Financial Services Research*, 42(1-2), 5-29. <https://doi.org/10.1007/s10693-011-0116-9>
- Demirgüç-Kunt, A., Detragiache, E. (1999). Monitoring banking sector fragility: A multivariate logit approach. IMF Working Paper, 99/147. International Monetary Fund. Retrieved from <https://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/1999/wp99147.pdf>
- Detken, C., Weeken, O., Alessi, L., Bonfim, D., Boucinha, M. M., ... Welz, P. (2014). Operationalising the countercyclical capital buffer: indicator selection, threshold identification and calibration options. Occasional Paper Series, 5. European Systemic Risk Board. Retrieved from https://www.esrb.europa.eu/pub/pdf/occasional/20140630_occasional_paper_5.pdf
- Drehmann, M., Borio, C., Kostas, T. (2011). Anchoring countercyclical capital buffers: The role of credit aggregates. *International Journal of Central Banking*, 7(4), 189-240. Retrieved from <https://www.ijcb.org/journal/ijcb11q4a8.pdf>
- Filatov, V. (2020). A new financial stress index for Ukraine. Working Papers, HEIDWP15-2020. Switzerland: Graduate Institute of International and Development Studies. Retrieved from http://repec.graduateinstitute.ch/pdfs/Working_papers/HEIDWP15-2020.pdf
- Flannery, M. J. (1998). Using market information in prudential bank supervision: A review of the U.S. empirical evidence. *Journal of Money, Credit and Banking*, 30(3), 273-305. <https://doi.org/10.2307/2601102>
- Kraft, E., Galac, T. (2007). Deposit interest rates, asset risk and bank failure in Croatia. *Journal of Financial Stability*, 2(4), 312-336. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2006.08.001>
- González-Hermosillo, B. (1999). Determinants of ex-ante banking system distress: A macro-micro empirical exploration of some recent episodes. IMF Working Paper, 99/33. Retrieved from <https://www.imf.org/en/Publications/WP/Issues/2016/12/30/Determinants-of-Ex-Ante-Banking-System-Distress-A-Macro-Micro-Empirical-Exploration-of-Some-2908>
- Lang, J. H., Peltonen, P., Sarlin, T. A. (2018). A framework for early-warning modeling with an application to banks. ECB Working Paper, 2182. Frankfurt am Main: European Central Bank. Retrieved from <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecb.wp2182.en.pdf>
- Martin, D. (1977). Early warning of bank failure: A logit regression approach. *Journal of Banking & Finance*, 1(3), 249-276. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(77\)90022-X](https://doi.org/10.1016/0378-4266(77)90022-X)

Pazarbasioglu, C., Hardy, D. C. (1998). Leading indicators of banking crises: Was Asia different? IMF Working Paper, 98/91. International Monetary Fund. Retrieved from <https://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/wp9891.pdf>

Poghosyan, T., Cihak, M. (2009). Distress in European banks: An analysis based on a new data set. IMF Working Paper, 09/9. International Monetary Fund. Retrieved from <https://www.imf.org/en/Publications/WP/Issues/2016/12/31/Distress-in-European-Banks-An-Analysis-Based-on-a-New-Dataset-22547>

Rosa, P. S., Gartner, I. R. (2018). Financial distress in Brazilian banks: an early warning model. Revista Contabilidade & Finanças, 29(77), 312-331. <https://doi.org/10.1590/1808-057x201803910>

Sarlin, P. (2013). On policymakers' loss functions and the evaluation of early warning systems. ECB Working Paper, 1509. Frankfurt am Main: European Central Bank. Retrieved from <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp1509.pdf>

Sinkey, J. F. Jr. (1975). A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem banks. Journal of Finance 30(1), 21-36. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1975.tb03158.x>

Thomson, J. B. (1992). Modeling the bank regulator's closure option: A two-step logit regression approach. Journal of Financial Services Research, 6, 5-23. <https://doi.org/10.1007/BF01046114>

ДОДАТОК А. ТАБЛИЦІ

Таблиця 3. Описова статистика

	Середнє значення	Стандартне відхилення	Максимальне значення	Мінімальне значення
Змінні банківського балансу				
Чистий процентний дохід на актив	0.034	0.046	2.051	-0.106
Чистий комісійний дохід на актив	0.012	0.023	0.415	-0.470
Чисті відсоткові витрати на зобов'язання	-0.055	0.288	0.018	-21.159
Резерви/загальні активи	-0.101	0.393	0.649	-22.552
Загальний власний капітал / загальні активи	0.235	0.454	1.000	-27.763
Спільний власний капітал / загальні активи	0.261	0.296	6.837	0.000
Дохідність на капітал	0.177	9.708	537.000	-47.824
Дохідність активів	-0.021	0.465	0.549	-31.175
Змінні, пов'язані з кредитами				
Профіцит/дефіцит державного бюджету до ВВП	-0.034	0.015	0.003	-0.062
Зростання грошових запасів	0.024	0.037	0.080	-0.100
Обслуговування державного боргу до ВВП	0.023	0.011	0.046	0.004
Змінні реальної економіки				
Зростання реального ВВП	-0.017	0.083	0.067	-0.249
Зростання поточних рахунків як % ВВП	0.052	0.039	0.206	0.001
Індекс цін на житло	51.892	13.054	72.547	31.493
Ефективний валютний курс	0.892	0.104	1.014	0.660
Резерви як % ВВП	0.684	0.202	1.174	0.394
Кількість спостережень	5,632			

Таблиця 4. Всі результати моделей

	ЧГ=5 квартали	ЧГ=6 квартали	ЧГ=7 квартали	ЧГ=8 квартали	ЧГ=9 квартали
Чистий комісійний дохід на актив		-14.4000* (7.262)	-14.1300* (6.758)	-13.0000* (6.351)	-14.9700* (5.894)
Чистий комісійний дохід на актив(-1)	-12.8900 (7.339)	-14.2300 (8.015)	-15.4600* (7.132)	-17.2800* (7.050)	21.5700*** (5.725)
Чистий комісійний дохід на актив(-2)	-13.9300* (6.281)	-7.7940 (5.158)	-8.1320 (5.007)	-7.9300 (5.255)	
Чистий комісійний дохід на актив(-4)	-9.5140 (5.214)				
Чистий процентний дохід на актив	-21.3000*** (5.279)	-21.1500*** (5.188)	-25.7800*** (4.800)	-27.9900*** (5.431)	-30.1600*** (5.300)
Чистий процентний дохід на актив(-1)	-16.0200* (6.519)	-23.2400*** (6.160)	-18.4400*** (5.476)	-21.0400*** (5.202)	-23.5600*** (4.363)
Чистий процентний дохід на актив(-2)	-13.6900** (5.165)	-6.3380 (4.538)	-6.3120 (4.283)	-5.4620 (4.058)	
Чистий процентний дохід на актив(-4)				7.2360 (3.888)	8.9800* (3.756)
Зростання залучених коштів юридичних осіб					0.0122 (0.009)
Зростання залучених коштів юридичних осіб (-1)				0.0121 (0.008)	0.0117 (0.008)
Чисті відсоткові витрати на зобов'язання	-2.0740 (1.147)	-2.1780 (1.141)	-2.9980* (1.223)	-3.4680** (1.270)	-4.0510** (1.431)
Чисті відсоткові витрати на зобов'язання(-1)	-22.7600*** (2.933)	-23.9700*** (2.819)	-24.1100*** (2.723)	-24.0900*** (2.650)	-24.6900*** (2.278)
Чисті відсоткові витрати на зобов'язання(-2)	-14.4200*** (3.058)	-13.6800*** (2.884)	-12.9200*** (2.731)	-11.8100*** (2.621)	-8.4370*** (1.872)
Чисті відсоткові витрати на зобов'язання(-3)	-6.0300*** (1.363)	-6.3320*** (1.506)	-4.1770** (1.447)	-3.0580* (1.283)	-3.1630** (1.183)
Резерви/загальні активи					2.0700* (0.883)
Резерви/загальні активи(-1)	-2.8920* (1.322)	1.8390 (1.013)	-2.3170* (0.952)	-1.9150* (0.938)	
Резерви/загальні активи(-2)	-2.5340 (1.573)				
Резерви/загальні активи(-4)	-1.5880 (1.228)	-2.9470** (0.956)	-3.3200*** (0.874)	-2.5510** (0.879)	-2.2570** (0.803)
Загальний власний капітал/загальні активи	2.7890 (1.945)	2.8770 (1.854)			
Загальний власний капітал/загальні активи(-1)	-6.2800* (2.663)	-6.4910* (2.541)	-4.7740** (1.805)	-5.2690** (1.768)	-5.1430*** (1.392)
Загальний власний капітал/загальні активи(-2)	-5.0380* (2.059)	-5.4140* (2.562)	-6.7210** (2.158)	-3.0700 (1.778)	
Загальний власний капітал/загальні активи(-3)		-4.1040 (2.627)			-2.8480* (1.355)
Загальний власний капітал/загальні активи(-4)		4.6130** (1.717)	3.1120* (1.249)		

Таблиця 4 (продовження). Всі результати моделей

	ЧГ=5 квартали	ЧГ=6 квартали	ЧГ=7 квартали	ЧГ=8 квартали	ЧГ=9 квартали
Дохідність на капітал		0.0424 (0.032)	0.0460 (0.027)	0.0503 (0.027)	0.0591* (0.023)
Дохідність на капітал (-2)	-0.0567 (0.043)				
Дохідність на капітал (-4)					-0.0910* (0.042)
Дохідність активів	5.8510 (3.626)	5.1200 (3.202)	5.9420* (2.948)	6.5840* (2.900)	5.5820* (2.346)
Дохідність активів (-1)	11.3100** (3.816)	11.6500** (3.738)	11.2700*** (3.257)	10.5300*** (3.134)	9.9440*** (2.641)
Дохідність активів (-2)	4.6730** (1.527)	4.1420** (1.516)	4.3850** (1.439)	3.4500* (1.491)	2.5830* (1.300)
Дохідність активів (-3)	2.2630* (0.957)	2.5050* (1.032)			
Дохідність активів (-4)			1.9940 (1.215)	2.6010 (1.328)	3.6610* (1.586)
Зростання реального ВВП	6.0800*** (1.834)	2.8440 (1.762)		-2.1480 (1.568)	-4.0690** (1.546)
Зростання грошових запасів МЗ	-7.1090** (2.752)		-3.5060 (2.342)	-4.0410	
Резерви як % ВВП	-7.0010*** (0.654)	-7.1400*** (0.620)	-6.9070*** (0.536)	-6.6130*** (0.542)	-6.5150*** (0.523)
Індекс цін на житло	0.0589** (0.019)	0.0474** (0.017)	0.0562*** (0.016)	0.0740*** (0.015)	0.0624** (0.021)
Обслуговування державного боргу до ВВП					-36.4700 (19.036)
Профіцит державного бюджету до ВВП	-35.2300*** (8.281)	-35.6300*** (7.660)	-30.7500*** (6.883)	-15.4100* (5.984)	
Ефективний валютний курс	-6.6740***	-3.7270*	-2.4140	-2.7100	-2.2590
Константа	3.8060***	1.9460*	0.7230	0.6260	2.3980
Кількість спостережень	4,107	4,107	4,107	4,107	4,107
Псевдо R-квадрат	0.361	0.368	0.369	0.362	0.355
AIC	1,519.692	1,690.021	1,852.620	2,035.838	2,198.058
BIC	1,702.985	1,873.314	2,023.273	2,212.810	2,375.030

p-значення * p<0.1; ** p<0.05; *** p<0.01

Стандартні помилки у дужках. ЧГ означає часовий горизонт.