

КЛАСТЕРНИЙ АНАЛІЗ БІЗНЕС-МОДЕЛЕЙ УКРАЇНСЬКИХ БАНКІВ: ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ КОХОНЕНА

Владислав Рашкован
SD Capital
Email: rv@sd.capital

Дмитро Pokidín
Національний банк України
Email: Dmytro.Pokidin@bank.gov.ua

У статті ідентифіковано шість бізнес-моделей банків за допомогою самоорганізаційних карт Кохонена. Ми показали, як ці моделі трансформувалися за період кризи, та дійшли висновку, що деякі з них були більш схильні до банкрутств. Автори проаналізували профіль ризику бізнес-моделей та виокремили ризикові й безпечні з них. А саме було використано шість типів ризику (Ризик профітабельності, Кредитний ризик, Ризик ліквідності, Ризик концентрації, Ризик кредитування пов'язаних осіб та Ризик відмивання грошей) для побудови карти ризиків бізнес-моделей. Метод виявився ефективним інструментом прогнозування дефолтів, оскільки згідно з результатами тестування на основі історичних даних збанкрутілі банки послідовно розташовувались у “ризиковому” регіоні карти. Наприкінці статті ми окреслили кілька потенційних сфер для застосування нашої моделі: розробка системи раннього реагування, процесу наглядового розгляду та оцінки, а також злиття і поглинання в банківській сфері.

Класифікація JEL: G210, L100, C450

Ключові слова: нейронні мережі, кластеризація, SOM (самоорганізаційні карти Кохонена), бізнес-модель, банківська діяльність

1. ВСТУП

Багато експертів вважає, що нещодавня фінансова криза в Україні стала результатом нерозсудливої грошово-кредитної і наглядової політики, яка проводилася більш ніж десятиліття і сприяла нагромадженню величезних дисбалансів. Слабкий нагляд став причиною все активнішого використання банками невідповідних практик і зловживань. Кредитування пов'язаних осіб, концентрація активів, відмивання грошей є одними з найяскравіше виражених ризиків банківської системи України. До кризи кількість банків швидко зростала, досягнувши пікового значення в майже двісті банків.

Нагромаджуючи заощадження фізичних осіб, більшість банків не надавала кошти для малого та середнього бізнесу. Натомість обслуговувалися в основному пов'язані з власниками банків бізнес-групи, що в кращому випадку посилювало їхню монопольну позицію на ринку. За найгірших сценаріїв банки використовувалися як посередники в незаконних схемах відмивання грошей.

Багато вчених вважає, що аналіз бізнес-моделей повинен стати наріжним каменем сучасного банківського нагляду.¹ Органи банківського регулювання також поділяють цю думку, з огляду на запровадження Європейським центральним банком Єдиного наглядового процесу розгляду та оцінки (SREP), у рамках якого аналіз бізнес-моделей відіграє ключову роль. Дійсно, аналіз бізнес-моделей надає регуляторному органу цінну інформацію про структуру фінансового сектору. Розуміння переважних бізнес-моделей та їхніх відповідних ризиків допомагає в здійсненні належної макропруденційної політики. Це сприяє також забезпеченню пропорційності нагляду, як і передбачено SREP.

Стаття присвячена виявленню та дослідженню існуючих бізнес-моделей українських банків, тому, як вони змінилися за період кризи, визначенню областей ризику та нових можливостей для розвитку. Наскільки нам відомо, це перша подібна праця в Україні. Кінцева її мета полягає в розробці стратегічної методології, яка б сприяла практиці нагляду Національного банку України (НБУ).

¹ Стаття є перекладом оригінальної статті англійською мовою. У разі будь-яких розбіжностей між оригінальною статтею та її перекладом українською мовою англійська версія статті має переважний статус.

¹ Див. Ayadi R. et al. (2015).

Ми провели кластерний аналіз українського банківського сектору з метою ідентифікації бізнес-моделей. Кластерною моделлю, яку автори застосували в цій статті, була самоорганізаційна карта Кохонена (SOM). Ми визначили шість бізнес-моделей, характерних для української банківської системи: Домогосподарства-корпорації (далі – ДК), Роздрібні, Універсальні, Корпоративні, Інвестиційні, Заморожені/Невизначені банки. Потім продемонстрували, яких трансформацій зазнав український банківський сектор під час фінансової кризи.

Для доповнення своїх висновків побудували карту ризиків на основі набору показників ризику, розроблених спеціально для українського ринку. Карта служить інструментом для оцінки кожної бізнес-моделі, а також для прогнозування дефолту окремого банку. Ми довели ефективність цього інструменту шляхом проведення тестування на основі історичних даних, яке засвідчило, що більшість банків, котрі пережили дефолт, перебувають у певній (ризиковій) області карти.

У переважній більшості існуючих праць, що стосуються кластеризації бізнес-моделей банків, застосовується метод k-середніх або ієрархічний метод кластеризації.² У статті ми пропонуємо SOM у ролі реальної альтернативи: цей метод не лише ефективний у своїй основній функції щодо поділу даних на однорідні групи, а й має дуже гарні можливості для візуалізації даних, а також інші функціональні можливості, такі як аналіз траєкторій, який ми також застосували в нашій праці.

Структура статті така. У другому розділі ми пропонуємо певний огляд тематичної літератури і порівнюємо його з нашою методологією. У третьому розділі докладно представлені методологія, дані та програмне забезпечення, які застосовувалися в цьому аналізі. У четвертому розділі подаються наші найважливіші результати. П'ятий розділ визначає подальшу роботу над розкритою темою. Нарешті, шостий розділ стисло інформує про наше дослідження та містить заключні зауваження.

2. ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

В останні роки з'явилося багато праць із виявлення та аналізу бізнес-моделей банків. Це результат посилення вимог із боку регулюючих органів. У цьому розділі ми визначимо основні тенденції, які з'являються в літературі, та проаналізуємо їхні відносні переваги і недоліки.

2.1. Бізнес-моделі банків

Бізнес-модель – це те, чим підприємства однієї галузі відрізняються одне від одного. Вибір бізнес-моделі в підсумку визначає всі основні характеристики фірми: цільових клієнтів, регіони, продукти, канали збуту, постачальників і т. д. Всі ці особливості тією чи іншою мірою знаходять своє кількісне відображення в даних. Таким чином, задача ідентифікації бізнес-моделей полягає суто у кластеризації. Всі представлені нижче праці базуються на алгоритмах кластеризації для виявлення того, які банківські бізнес-моделі переважають на ринку. Проте сама модель, часові параметри, змінні, ступінь їх деталізації та кінцева кількість кластерів значно варіювалися.

Науковці зазвичай намагаються будувати прості моделі, тобто моделі з використанням невеликого числа змінних. Ayadi et al. (2014/2015), а також Ferstl, Seres (2014) використовували лише п'ять змінних, тоді як переважно використовується від п'яти до восьми змінних. Водночас Halaj, Ochowski (2009) вирізняються тим, що використовують 15 змінних. Для цілей кластеризації бізнес-моделей число змінних справді необхідно обмежити. Як правило, збільшення числа змінних призводить або до збільшення числа груп, або до їх меншої однорідності. Для макропруденційних цілей ми намагаємося отримати цілісну картину системи та основні групи банків, що є її складовими частинами. Якщо аналіз проводиться на мікрорівні, наприклад, для цілей злиття і поглинання, ми хочемо мати якомога детальніші дані. У цьому випадку кількість змінних повинна бути більшою.

Науковці не однакостанні в підходах щодо вибору змінних та їх композиції. Ayadi R. et al. (2014/2015), Roengpitya, Tarashev, Tsatsaronis (2014) та Tomkus (2014) використовують виключно стандартизовані дані бухгалтерського балансу, таким чином розмір банків не має значення. Перевага такого підходу полягає в тому, що він є універсальним, оскільки дані фінансової звітності завжди можна знайти у відкритому доступі. Ключовим припущенням підходу є те, що вся відповідна інформація про бізнес-модель банку відображена в балансових показниках, що не обов'язково правильно. Інші автори намагаються доповнити дані іншими характеристиками. Halaj, Ochowski (2009) додали певну інформацію про продукт, наприклад, обсяг житлових кредитів, та відомості, пов'язані з описом бізнесу в цілому, такі як активи на одного працівника. Європейський центральний банк (ЕЦБ, 2016) використовував дані про частку активів, що припадає на позичальників-резидентів. Така інформація, звичайно, може бути дуже корисною в досягненні мети щодо ідентифікації бізнес-моделі, проте вона не завжди є у відкритому доступі.

² Детальну інформацію дивіться в розділі, присвяченому огляду літератури.

Європейський центральний банк (ECB, 2016), серед іншого, включив змінну розміру у вигляді активів, зважених на ризик. Таким чином, автори додали ще один вимір до свого аналізу: вони не лише розрізняють банки відповідно до бізнес-моделі, а також і за їхнім розміром. Однак у нашій праці ми намагаємося уникнути включення будь-якої інформації, яка б так чи інакше могла свідчити про розмір банку. Ми вважаємо, що зосередження лише на ключових бізнес-показниках може забезпечити чіткість та узгодженість результатів.

Методологія Ferstl, Series (2014) різко відрізняється від попередніх. Автори поєднали змінні про рентабельність, ліквідність і структуру балансу, припускаючи, що всі вони відображають бізнес-модель. Із причини, про яку згадувалося вище, ми вважаємо, що змішування даних, котрі описують основні довгострокові бізнес-рішення, з даними про непостійні характеристики або показники ризику не є вдалим підходом. Деякі бізнес-моделі можуть дійсно корелювати з рівнем ризику; інші можуть час від часу демонструвати вищу прибутковість, ніж їхні аналоги. Однак це зазвичай має тимчасовий характер та залежить від фінансового циклу. У довгостроковій перспективі такі показники лише додають до шуму в даних, що стосуються бізнес-моделі.

Деякі автори проводять оцінку ефективності бізнес-моделей за результатами кластеризації. Ayadi R. et al. (2014/2015), Roengritya, Tarashev, Tsatsaronis (2014) аналізували результативність бізнес-моделей із точки зору їхньої ефективності й ризикованості шляхом розрахунку деяких стандартних банківських показників. Однак, на наш погляд, це питання можна розглянути детальніше. У цій статті ми намагалися розширити методологію для оцінки бізнес-моделей. Ми розробили методологію, зорієнтовану саме для України. Однак її також можна застосовувати для аналізу інших пострадянських економік.

Праці, про які йдеться вище, розкривають головні напрями в літературі стосовно ідентифікації бізнес-моделей. Усі автори погоджуються з тим, що це задача кластеризації. Для її вирішення вони послуговуються простими моделями кластеризації з використанням відносно невеликої кількості змінних. Однак розбіжності між ними виникають щодо вибору змінних: деякі автори зосереджуються лише на даних фінансової звітності, тоді як інші доповнюють свій аналіз більш деталізованими даними. Деякі науковці пішли далі в оцінці результатуючих моделей, і ми вважаємо, що тут ще є великий простір для досліджень. У своїй статті ми намагалися розробити комплексну методологію, яка б застосовувалася як для ідентифікації бізнес-моделей, так і для їхньої оцінки. Дана методологія розроблялася з урахуванням саме ситуації в Україні, але вона також може застосовуватися для багатьох інших країн із ринками, що розвиваються.

2.2. Самоорганізаційна карта Кохонена (SOM) та її застосування у фінансах³

У попередньому підрозділі ми встановили, що науковці використовують алгоритми кластеризації для ідентифікації бізнес-моделей. Алгоритми, які вони використовують, є або ієрархічною кластеризацією, або кластеризацією k-середніх. Ми пропонуємо SOM як альтернативу. SOM є методом кластеризації, який базується на штучних нейронних мережах. Уперше був застосований Кохоненом (1982) у сфері біології. Пізніше метод набув популярності і в інших сферах, зокрема в економіці.

Ми не можемо стверджувати, що SOM є однозначно кращою від інших алгоритмів кластеризації. Так само, як і інші науковці, які займаються дослідженням даної тематики і часто приходять до неоднозначних висновків щодо ефективності SOM порівняно з іншими алгоритмами. Abbas (2008) провів експеримент і продемонстрував, що SOM ефективніша порівняно з іншими алгоритмами майже в усіх випадках. Vação, Lobo, Painho (2005) встановили, що SOM менш схильна до локальних мінімумів, ніж алгоритм k-середніх. Натомість Mingoti, Lima (2006) продемонстрували, що SOM не перевершує показники ієрархічного методу кластеризації та методу k-середніх і часто виявляється менш ефективною. Однак ми обрали SOM в основному завдяки її розширеній функціональності щодо візуалізації даних. Крім того, цей алгоритм дає змогу виконувати аналіз траєкторій (дивіться наступний абзац), який ми часто застосовували в нашому дослідженні.

Існує небагато праць, які базуються на застосуванні SOM для вирішення задачі ідентифікації бізнес-моделей. У цій сфері нам відомо лише про працю Vagizova, Luire, Ivasiv (2014). Автори застосували метод SOM для визначення бізнес-моделей взаємодії банківського сектору та реального сектору економіки російських банків. Однак існує багато прикладів застосування SOM у ширшому економічному та фінансовому контекстах. У своїй праці Sarlin і Peltonen (2011) побудували карту фінансової стабільності європейських банків з метою передбачення фінансових криз. Автори цієї праці продемонстрували привабливу функціональність SOM, а саме аналіз траєкторій із зображенням того, як (якою траєкторією) у площині карти окремі країни рухалися в певний період часу. Така функціональність методу також лежить в основі аналізу ризиковості українських банків, проведеного Оленою Заруцькою (Заруцька, 2012).

Підсумовуючи зазначене в цьому розділі, можемо стверджувати, що SOM має свої переваги порівняно з класичними методами кластеризації. Незважаючи на відсутність переконливих доказів того, що SOM ефективніший у класифікації банків в однорідні групи, він має очевидну перевагу щодо візуалізації даних. Крім того, він дає змогу виконувати аналіз траєкторій, який ми застосовували в нашому дослідженні. Саме тому пропонуємо його як надійну альтернативу ієрархічному алгоритму кластеризації та алгоритму k-середніх, які зазвичай застосовуються для кластеризації бізнес-моделей.

³ Дивіться в Bullinaria (2016) комплексну довідку стосовно SOM та нейронних розрахунків. У праці Deboeck, Kohonen (1998) наводиться багато додаткових прикладів про застосування SOM у фінансовій діяльності.

3. МЕТОДОЛОГІЯ І ДАНІ

3.1. Короткий вступ до самоорганізаційних карт

Самоорганізаційні карти (SOM) Кохонена – один з алгоритмів із сім'ї штучних нейронних мереж (ANN). Це двошарова нейронна мережа, що складається із вхідного та вихідного шарів. Нижче наводиться короткий теоретичний опис даного методу. Він супроводжуватиметься прикладами за тематикою цієї статті, щоб читач легко зміг зрозуміти загальну ідею зазначеного методу.

Нехай $x = \{x_i : i=1, \dots, n\}$ – це множина розмірності n векторів банківських змінних у вхідному шарі, і $w = \{w_j : j=1, \dots, k\}$ – це множина розмірності k векторів вагових коефіцієнтів нейронів у вихідному шарі, де $\dim(x) = \dim(w)$. У SOM Кохонена нейрони розташовані на двовимірній решітці.

В алгоритмі SOM для ваг w встановлюються, як правило, невеликі випадкові значення. Це, однак, може призвести до так званого проблемного явища мертвих нейронів, коли деякі нейрони ніколи не беруть участі в процесі навчання мережі через велику відстань від кожної точки вхідних даних (суть проблеми буде роз'яснено далі). Щоб уникнути цієї проблеми, ваги ініціалізуються вздовж двох головних власних векторів, які відповідають двом найбільшим характеристичним числам вхідних даних. Така ініціалізація гарантує, що всі точки вхідних даних містяться досить близько щонайменше до одного нейрона з вихідного шару.

Після ініціалізації вектори x вхідного шару зіставляються з векторами w , щоб знайти найближчий нейрон за формулою $d(x_i, w_j) = (x_i - w_j)'(x_i - w_j)$, що є квадратом Евклідової відстані між вектором змінних банку i та вектором ваг нейрона j . Нейрон із мінімальною відстанню називають *нейроном-переможцем*, або *одиноцею найліпшого зіставлення (ВМУ)*.

Потім вхідні вектори починають вводитися в модель ітераційно. Ітераційний процес SOM має дві фази: *грубе і точне налаштування*, які відрізняються параметрами навчання, описаними нижче. У нашому випадку фаза грубого налаштування складається із 10 000 ітерацій, а фаза точного налаштування – із 20 000. Кожного разу ваги нейрона коригуються за формулою $\Delta w_{ij} = a(t) N_{ij}(t) (x_i - w_j)$,

де $a(t)$ – параметр навчання, що залежить від часу (ітерації), який визначає, наскільки ваги будуть змінені. Він починається з помірно великого значення, а потім спадає в міру того, як триває ітераційний процес. У нашому випадку параметр навчання спадає із 0.5 до 0.05 у фазі грубого налаштування та з 0.05 до нуля – у фазі точного налаштування;

$N(t)_{ij}$ – параметр сусідства, який коригує оновлення вагових коефіцієнтів відповідно до відстані від нейрона до ВМУ. Він визначається за формулою: $N(t)_{ВМУ,j} = \exp\left(-\frac{D_{ВМУ,j}^2}{2\sigma(t)^2}\right)$, де $D_{ВМУ,j}^2$ є відображенням відстані на карті між нейроном j та ВМУ. $\sigma(t)$ є параметр радіусу. За аналогією з параметром навчання $\sigma(t)$ має спадати від ітерації до ітерації. У нашому випадку він починається з 2.5 у фазі грубого налаштування і зменшується до 1, а у фазі точного налаштування він є константою і дорівнює 1.

Для спрощення, формули, наведені вище, забезпечують таке. Після того, як вхідний вектор банківських змінних подається до моделі, ваги вихідного шару коригуються таким чином, що ваги ВМУ найбільше наближаються до вхідного вектора, тоді як сусідні нейрони коригуються дещо менше залежно від їхніх відстаней до ВМУ. Чим далі нейрон від ВМУ, тим менше його коригування. Таким чином, після багатьох ітерацій наша вихідна двовимірна карта набуває топологічної структури, що відповідає оригінальним вхідним даним.

Інший параметричний вибір, перед яким ми постали, – це вибір розміру карти. Ми вибрали прямокутник розміром 20×15 , тобто усього 300 нейронів. Вибір розміру карти був зумовлений обсягом вибірки даних.

Є два критерії ефективності кластеризації, за допомогою яких ми оцінюємо якість отриманих карт: помилка квантування і топологічна помилка. Помилка квантування – це середня відстань між кожним вектором вхідних даних і його ВМУ. Топологічна помилка – це частка всіх векторів вхідних даних, для яких перший та другий ВМУ не є найближчими.

Програмне забезпечення, яке ми використовували в статті, – це MATLAB та SOM Toolbox із вільним доступом.

3.2. Методологія кластеризації

Наша методологія складається з двох основних блоків. Перший – це кластеризація бізнес-моделі, а другий – оцінка отриманих бізнес-моделей. В обох випадках ми використовуємо SOM: у першому випадку використовуємо SOM для кластеризації даних, у другому – SOM для побудови карти ризиків для оцінки ризикованості бізнес-моделей як у цілому, так і окремих банків.

3.2.1. Класифікація бізнес-моделей

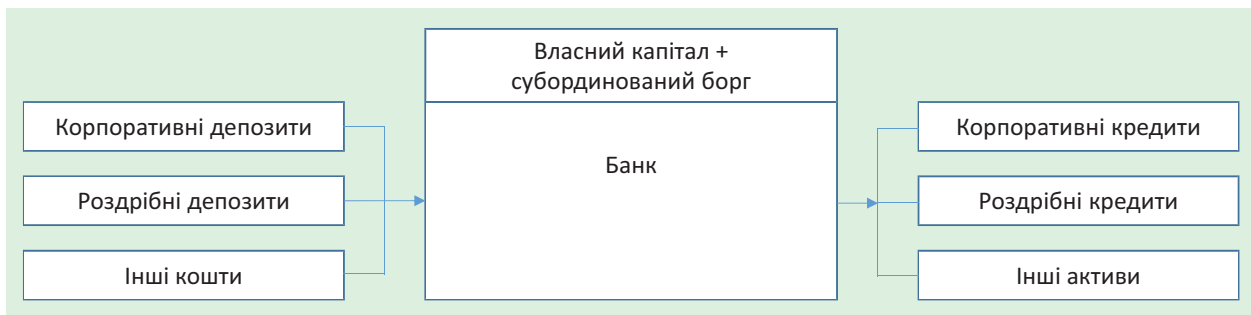
У загальних рисах бізнес-модель банку можна описати, відповідаючи на чотири основні запитання:

- хто є цільовими клієнтами банку?
- які продукти їм пропонуються?
- які маркетингові канали при цьому задіяні (мережа філій, альтернативні канали)?
- завдяки чому це приносить прибуток (масштаб, низькі витрати, високі тарифи тощо)?

Наша мета у визначенні бізнес-моделі – надати об’єктивну кількісну оцінку структури бухгалтерського балансу українських банків. Ми вважаємо, що баланс банку в поєднанні з деякими допоміжними показниками може виявити основні бізнес-рішення, які формують його бізнес-модель.

На графіку 1 показано, якою може бути бізнес-модель. Яку кількість власного капіталу має банк, тобто наскільки активно він використовує запозичені кошти? Які види коштів він залучає? Які джерела доходів, тобто активи, він має? Є вони класичними кредитами чи деяким поєднанням кредитів та інших активів? Усі вони визначають банк як бізнес.

Графік 1. Концепція бізнес-моделі



Ми користувалися піврічними даними, охоплюючи період у три з половиною роки – з 2013 року до липня 2016-го. Таким чином, одиницею виміру був банк у даний період часу. Загалом станом на 2014 рік у нас було 169 банків, з них на середину 2016 року залишилося тільки 93 банки. Це відповідає 799 спостереженням. Змінні, які ми використовували для визначення бізнес-моделей, разом з їхньою описовою статистикою відображено в таблиці 1.

Таблиця 1. Описова статистика змінних бізнес-моделей

Змінна	Середнє	Стандартне відхилення	Мінімум	Максимум	Медіана
Активи/Філії (у гривнях)	602 951 772	1 344 209 368	2 212 142	6 499 324 617	102 137 583
Середній термін погашення кредитів (у роках)	1.95	1.39	0.00	7.08	1.56
Середній розмір кредитів (у тисячах гривень)	5 165.15	11 026.46	0.66	127 528.34	1 476.76
Частка власного капіталу та субординованого боргу	0.30	0.22	-0.20	1.00	0.23
Частка роздрібних кредитів	0.11	0.16	0.00	0.94	0.05
Частка роздрібних депозитів	0.38	0.20	0.00	0.91	0.40
Частка кредитів	0.74	0.21	0.00	1.00	0.79

Змінна Активи/Філії свідчить, наскільки інтенсивно банк використовує мережу філій у своїй діяльності. Оскільки ми не хотіли, щоб ця змінна опосередковано свідчила про розмір банку, ми стандартизували її за вартістю активів. У результаті змінна показує вартість активів у розрахунку на одну філію. Передбачається, що її високе значення вказуватиме на відносно невелику кількість філій.

Середній термін погашення кредиту розраховується як середньозважений термін погашення кредиту в роках, застосований до залишків за кредитами станом на певну дату. Цей показник відображає часовий горизонт, на якому банк працює зі своїми клієнтськими продуктами. Проблема із цим показником полягає в тому, що він розраховується, виходячи з вартості залишків. Таким чином, він відображає рішення, прийняте в минулому (можливо, у далекому минулому). Що б ми хотіли бачити замість цього – це інформацію про потоки (зміни), тобто термін погашення нещодавно виданих кредитів за період. На жаль, обмеження даних не дало нам змоги створити таку змінну.

Та сама проблема стосується і змінної Середній обсяг кредиту, яка була сконструйована як відношення загального обсягу портфеля кредитів та кількості кредитів. Для вирішення можливої проблеми аномальних значень ми спочатку скинули верхню дециль кредитів кожного банку. Різниця між середнім значенням та медіаною цієї змінної вказує на наявність аномальних значень у верхній частині розподілу. Це означає, що деякі банки кредитують великий бізнес шляхом надання великих кредитів.

Частка власного капіталу і субординованого боргу показує частку запозичених коштів банку. Розподіл змінної центрований навколо значення 0.23, тоді як середнє значення – це 0.3. Як і раніше, це вказує на присутність деяких банків із дуже малою часткою запозиченого капіталу, що не можна вважати типовим для банківського бізнесу.

Частка роздрібних кредитів – це частка роздрібних кредитів у активах, що генерують дохід.⁴ Вона вказує на основних цільових клієнтів банку. Високе значення цієї змінної свідчить, що банк в основному обслуговує фізичних осіб. Якщо значення низьке, то банк більше орієнтований на корпоративний сектор або інші джерела доходу. Описова статистика свідчить, що українська банківська система має більше корпоративних кредитів, але є банки, котрі обслуговують переважно фізичних осіб.

Частка роздрібних депозитів – це частка роздрібногo фінансування в загальних зобов'язаннях без субординованого боргу. Вона вказує, якою мірою банк покладається на фізичних осіб у фінансуванні своїх операцій. Як видно з описової статистики, незважаючи на те, що обсяги кредитування фізичних осіб у середньому дуже низькі, українські банки більше покладаються на них у фінансуванні своєї діяльності.

І нарешті, частка кредитів – це частка кредитів (без урахування міжбанківських кредитів) у активах. Вона свідчить, наскільки банк залучений до некласичної банківської діяльності. Якщо значення низьке, то банк має у своєму портфелі велику кількість нетипових активів. Описова статистика свідчить, що українська банківська система в основному є традиційною, маючи медіану змінної близько 0.8.

Звертаємо увагу, що жоден якісний показник не включений до списку, поданого вище, оскільки ми прагнули надати настільки об'єктивний результат, наскільки це можливо, без використання суб'єктивних якісних показників. Ми також не диференціювали банки чітко за розміром, тому що всі коефіцієнти, де це було необхідно, стандартизовані за вартістю активів.

Крім того, для забезпечення однакового зважування всіх змінних із використанням алгоритму SOM вони були нормалізовані, щоб середнє значення дорівнювало нулю, а дисперсія – одиниці. Ми не хотіли, щоб у нашій навчальній вибірці були аномальні значення. Таким чином, ми замінили у вибірці аномальні значення найближчим значенням із діапазону без їх видалення. Значення кваліфікували як аномальне, якщо його відхилення від медіани перевищує чотирикратне стандартне відхилення. Додаток 1 містить боксплоти нормалізованих змінних.

Після застосування до даних алгоритму SOM нам додатково було потрібно з'єднати нейрони вихідного шару в групи, щоб у результаті отримати кластери (тобто бізнес-моделі). Для цього ми застосували до вагових векторів нейронів алгоритм k-середніх.⁵ Кількість кластерів (k's) була визначена за допомогою "методу ліктя".⁶

За оптимальної кількості кластерів оптимальний розподіл досягається за допомогою наступного алгоритму зі 100 ітерацій. Для кожної ітерації будується критерій із використанням формули

$$Cr = \frac{BCSS}{WCSS},$$

де BCSS – сума квадратів міжкластерних відстаней, а WCSS – сума квадратів відстаней у межах кластера.

$$BCSS = \sum_i (\bar{w}_i - \bar{w})(\bar{w}_i - \bar{w}), WCSS = \sum_i \sum_j (\bar{w}_i - \bar{w}_j)(\bar{w}_i - \bar{w}_j),$$

де \bar{w} – середнє загальної вибірки, \bar{w}_i – середнє кластера i та \bar{w}_j – середнє кластера j .

Остаточнo обирається розподіл із максимальним значенням Cr .

⁴ Активи, що генерують дохід, включають кредити, міжбанківські кредити і цінні папери.

⁵ Алгоритм SOM тісно пов'язаний з алгоритмом k-середніх. Фактично застосування до ваг вихідних нейронів SOM алгоритму k-середніх додає у нейронну мережу ще один шар у вигляді k-середніх кластерів. Таким чином, загальна модель може розглядатися як тришарова мережа.

⁶ Уперше цей метод запропоновано Торндайком (1953).

3.2.2. Побудова карти ризиків

Для цілей оцінки ризиків ми пропонуємо сконцентруватися на шістьох типах ризиків:

- 1) ризик прибутковості;
- 2) кредитний ризик;
- 3) ризик ліквідності;
- 4) ризик концентрації;
- 5) ризик кредитування пов'язаних осіб;
- 6) ризик відмивання грошей.

Перші три типи ризиків походять безпосередньо з Базельських принципів. Ризик прибутковості тут частково кількісно характеризує ринковий ризик із Базельських принципів, як буде вказано нижче. На жаль, ми не змогли включити сюди операційний ризик, оскільки не знайшли для нього належну кількісну характеристику. Ми визнаємо, що цей тип ризику може бути суттєвим.

Інші три типи ризиків стосуються проблем, характерних для українського ринку та ринків інших країн, що розвиваються, а саме високої концентрації, кредитування пов'язаних осіб та відмивання грошей. Змінні, які ми використовували для визначення ризиків бізнес-моделей, разом із їхньою описовою статистикою подано в таблиці 2.

Часовий діапазон такий самий, як і для кластеризації бізнес-моделей; те саме стосується одиниці виміру та обробки аномальних значень. Проте цього разу частота вища. Ми обрали квартальні дані, оскільки показники ризику, як правило, менш стійкі в часі, ніж показники ризику для ідентифікації бізнес-моделей. У результаті розмір вибірки для кластеризації ризиків становить 1475.

Наш підхід до нормалізації також був трохи іншим. Ми зробили окрему нормалізацію для кожної точки в часі. Причиною цього став той факт, що деякі змінні, які ми використовували для кластеризації ризиків, зазнали структурних змін у середніх значеннях.⁷ Тому зробивши так, ми забезпечили щось на зразок стаціонарності середніх значень даних.

Таблиця 2. Описова статистика змінних ризику

<i>Змінна</i>	<i>Середнє</i>	<i>Стандартне відхилення</i>	<i>Мінімум</i>	<i>Медіана</i>	<i>Максимум</i>
<i>Процентна ставка за депозитами</i>	15.36	5.49	0.00	16.34	33.64
<i>Спред процентних ставок</i>	6.76	7.04	-8.34	5.97	28.33
<i>Чиста процентна маржа</i>	0.03	0.03	-0.08	0.02	0.19
<i>Частка НКА</i>	0.13	0.21	0.00	0.04	1.00
<i>Покриття НКА</i>	1.10	0.77	0.02	1.00	3.03
<i>Частка ліквідних активів</i>	0.09	0.12	0.00	0.05	0.90
<i>Концентрація активів</i>	0.49	0.25	0.00	0.49	1.00
<i>Концентрація зобов'язань</i>	0.17	0.16	0.00	0.12	0.84
<i>Концентрація унікальних позичальників</i>	0.36	0.23	0.00	0.34	1.00
<i>Оборот</i>	2.22	2.16	0.01	1.51	10.80

Аналізуючи прибутковість банків, ми розглядаємо їхню спроможність залучати кошти дешевше та розміщувати дорожче. Це означає ефективність вибору цільових клієнтів банків, ринку, територіальних та інших стратегічних об'єктів вибору. Змінні, що допомагають дати кількісну характеристику цього, – процентні ставки за депозитами та спред процентних ставок. Ці показники стосуються ризику процентних ставок та ризику спреда процентних ставок відповідно до Базельського визначення ринкового ризику.⁸

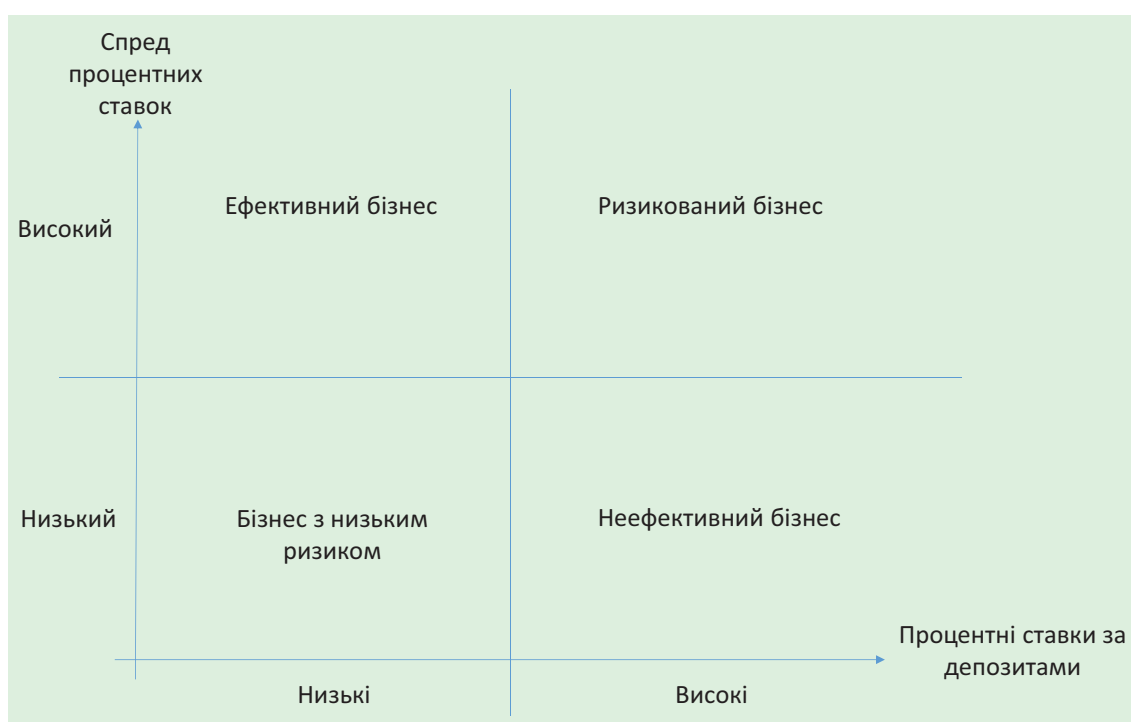
⁷ Наприклад, у недавній Оцінці якості активів було виявлено справжній рівень негативно класифікованих кредитів, який банк приховував протягом тривалого часу.

⁸ Див. BIS (2016).

Банківський бізнес вважається ефективним, якщо він залучає кошти за низькою процентною ставкою і надає за високою (за умови припустимого профілю ризиків) і навпаки (див. графік 2). Проте якщо банк залучає дорогі кошти і надає їх із високим спредом, можна припустити, що банк здійснює ризиковані проекти. З описової статистики можна побачити, що середня процентна ставка за депозитами та середній спред дуже високі, що відображає високу ризиковість українського ринку.

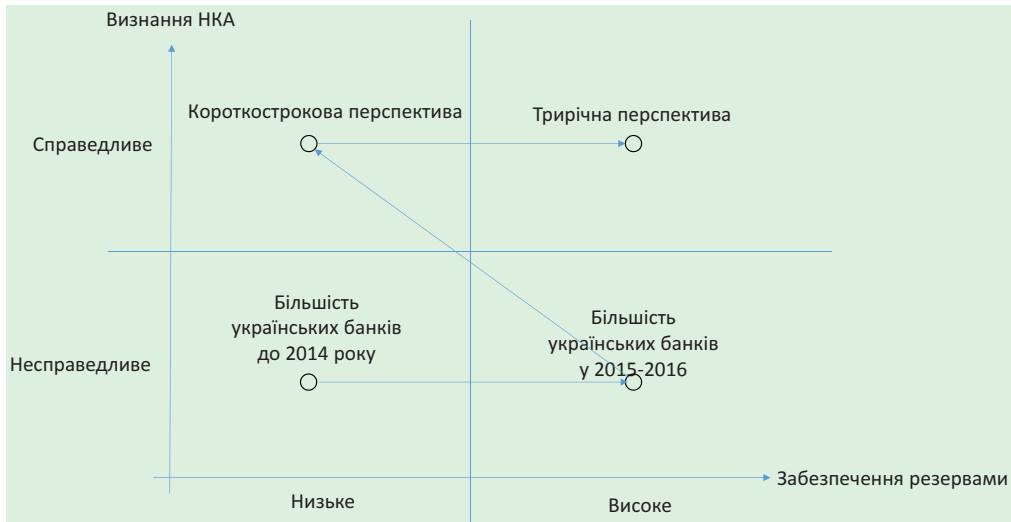
Інший корисний показник прибутковості – чиста процентна маржа (NIM). Це відношення чистого процентного, комісійного і торговельного доходу до прибуткових активів. Середнє значення у 0.03 порівнянне з подібним значенням для розвинутих ринків. Таким чином, у середньому в Україні вищі ризики не компенсуються вищою прибутковістю активів.

Графік 2. Матриця ризику прибутковості



Під час розгляду кредитного ризику цілком природно було розглянути рівень негативно класифікованих активів (частка НКА) та перевірити, чи забезпечені вони резервами (покриття НКА). Розглядати рівень НКА трохи складніше, оскільки велика кількість банків приховує реальний рівень НКА шляхом пролонгації, реструктуризації тощо. Таким чином, ми постаємо перед проблемою справедливого визнання НКА. До 2014 року більшість банків приховувала реальний рівень НКА та зберігала надто малий обсяг резервування, як видно у лівому нижньому боксі графіка 3. Огляд якості активів і стрес-тестування, що проводилися НБУ у 2014 – 2016 роках, змусили банки збільшити рівень резервування, таким чином переміщуючи їх у нижній правий бокс. Очікується, що у короткостроковому періоді банки покажуть реальний рівень НКА, таким чином переміщуючи себе у верхній лівий бокс. Протягом трьох років, як очікується, банки повністю покриють НКА резервами, опинившись, таким чином, у верхньому правому боксі. З огляду на вищевказане, у нашому аналізі ми вважали, що ризиковано мати аномально низькі рівні НКА. І навпаки, високий рівень НКА та невеликі обсяги резервування – не завжди погано, тому що у деяких випадках це може свідчити про готовність банку надати реальну картину його активів та у короткий строк забезпечити для них резерви. Суб'єктивізм у цьому питанні дає нам змогу робити висновки лише з певною мірою впевненості і винести це питання на розсуд професійного середовища.

Графік 3. НКА та питання справедливого визнання



Проводячи аналіз Ризику ліквідності, ми запровадили показник частки ліквідних активів. Це, по суті, частина найбільш ліквідних активів банків, які включають грошові кошти, кореспондентські рахунки в НБУ, депозити в НБУ, а також державні цінні папери, що рефінансуються НБУ. Можна бути впевненим, що у разі масового відпливу депозитів банк, безумовно, зможе пережити підвищений тиск на ліквідність, який щонайменше матиме значення цього показника. На жаль, поки що існує не так багато способів вимірювання ризику ліквідності, оскільки такий показник, як Коефіцієнт покриття ліквідності (LCR) НБУ ще належить розробити.⁹

Останнім, але принаймні настільки ж важливим, як і попередні ризики, є ризик протиправної діяльності банків. Він включає кредитування пов'язаних осіб, характерний для цього ризик концентрації, а також ризик відмивання грошей. Ризик концентрації вимірюється за допомогою змінних *Концентрація активів* та *Концентрація зобов'язань*. Ці змінні запроваджуються як частка активів/зобов'язань, кожен з яких становить більше 2% загальних активів.¹⁰ Описова статистика свідчить, що ризик концентрації активів притаманний українській банківській системі.

Кредитування пов'язаних осіб відволікає банківську систему від виконання її першочергової функції – надання коштів реальному сектору. Натомість воно викликає ринкову нерівномірність, неефективне розміщення ресурсів, монополізацію та багато інших пов'язаних із цим проблем. Більше про деструктивний вплив кредитування пов'язаних осіб можна дізнатися в La Porta, Lopez-de-Silanes, Zamarripa (2001). Виявлення таких практик – важке і складне завдання. Наш підхід до цього питання відображено на графіку 4.

Графік 4. Підхід до виявлення протиправної діяльності банків



⁹ Фактично існують три показники ліквідності відповідно до економічних нормативів НБУ – Н4, Н5 та Н6. Проте під час практичного використання була доведена їхня неефективність для цього конкретного аналізу. Докладнішу інформацію про це можна отримати на рисунках А – С у додатку 1, де аналізується сигнальна здатність деяких показників.

¹⁰ Зобов'язання без урахування субординованого боргу.

Тут ми користуємося такою логікою. Змінна “Частка унікальних позичальників” – це частка позичальників великих за обсягами кредитів (більше двох мільйонів гривень) у межах конкретного банку, які протягом чотирьох попередніх років не кредитувалися в інших банках. За нашим припущенням, що якщо існує велика Частка унікальних позичальників і висока Концентрація активів, то за інших рівних умов імовірність того, що даний банк надає кредитування пов’язаним особам, більша. Тут ми маємо на увазі, що банки, які практикують кредитування пов’язаних осіб, швидше за все, обслуговують якусь конкретну бізнес-групу, не зацікавлену в запозиченні деінде. Крім того, у багатьох бізнес-груп є практика створення фіктивних компаній (так званих Компаній спеціального призначення), які керують фінансовими потоками бізнес-групи і, швидше за все, є клієнтами тільки цього банку, що теж належить до цієї групи. Такі компанії, як правило, не створюють жодної вартості, не мають офісу, в штаті в них усього кілька працівників. Тому такі компанії, природно, не мають жодних шансів отримати кредит у будь-якому іншому банку.

У свою чергу, ми припускаємо, що Оборот за деякими статтями платіжного балансу¹¹ в поєднанні з високою часткою особливих позичальників може вказувати на практику відмивання грошей.

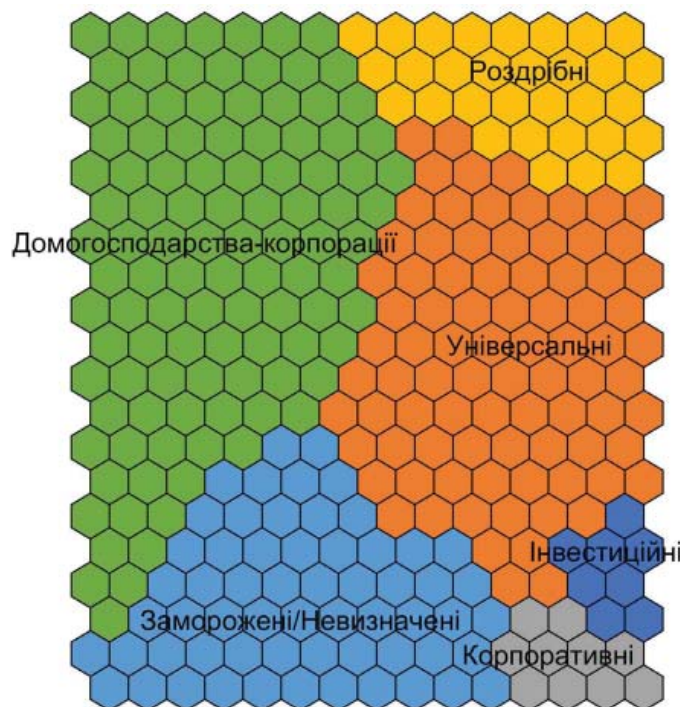
4. РЕЗУЛЬТАТИ

4.1. Карти бізнес-моделей

Використовуючи змінні та оптимальне рішення кластеризації з розділу 3.1, ми провели кластерний аналіз банківської системи України. Його метою було визначити, які типи бізнес-моделей поширені в українських банках і як вони трансформувалися під час кризи. Ми визначили шість бізнес-моделей: Домогосподарства-корпорації (ДК), Роздрібні, Універсальні, Корпоративні, Інвестиційні, Заморожені/Невизначені банки.

Графік 5 містить Самоорганізаційну карту бізнес-моделей, на ній показано розташування кожної бізнес-моделі. На рисунку ми можемо бачити, як 300 нейронів організовано у двовимірну решітку. Кожен нейрон може містити один банк, кілька банків або бути порожнім. Різні кластери на карті позначені різними кольорами. Нейрони, які мають бути об’єднані в одну групу, визначено через алгоритм k-середніх, як пояснюється в розділі 3.1.¹²

Графік 5. SOM бізнес-моделей

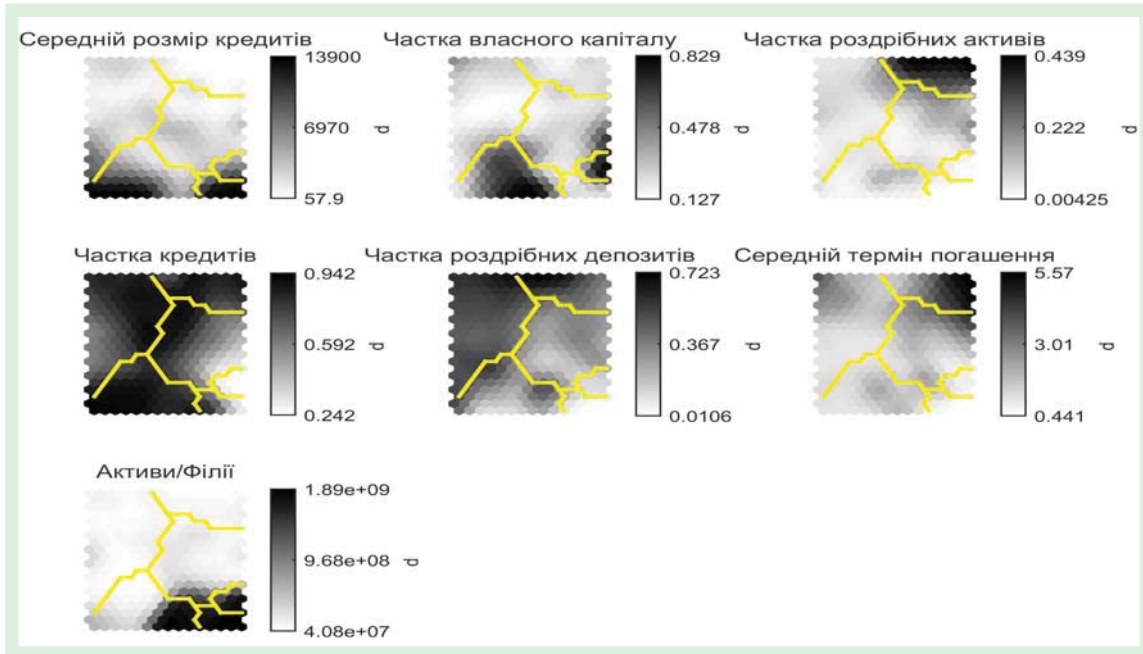


¹¹ Перелік рахунків, які використовуються, є результатом аналізу, проведеного авторами. Цей перелік включає рахунки, збільшення обороту на яких можна було спостерігати в банках, ліквідованих на основі законодавства щодо фінансового моніторингу. На жаль, автори не можуть розкрити цей перелік рахунків.

¹² Ми застосували критерій ліктя до ваг карти і знайшли оптимальну кількість кластерів – 14. Проте ця кількість необґрунтовано висока і реальна різниця у вагах була не такою суттєвою. Тому, спираючись на нашу експертну думку, ми з’єднали деякі кластери і в результаті в нас вийшло шість кластерів. Ознайомитися з картою, розділеною на початкові 14 кластерів, можна в додатку 5.

Графік 6 візуалізує змінні, використані в алгоритмі SOM. Кожна маленька карта відповідає одній із семи змінних, використаних для кластеризації бізнес-моделей. Ці карти розфарбовані відповідно до значень змінних. Чим темніша область, тим більше значення змінної вона має, а отже, і банки, розташовані в тій місцевості, мають нижче значення цієї змінної.

Графік 6. Карти компонентів



На цих картах наочно можна побачити характеристики визначених кластерів.¹³ Наприклад, бачимо, що частка роздрібних кредитів набагато більша в області, котра відповідає Роздрібному кластеру. Також у ньому спостерігається велика частка роздрібних депозитів, найнижчий середній розмір кредитів, найдовший строк до погашення кредитів і найбільша кількість банківських філій.

Кластер Домогосподарства-корпорації (ДК) має малу частку роздрібних кредитів (велику частку корпоративних кредитів) і велику частку роздрібних депозитів. Іншими словами, банки, що потрапили до цього кластера, передають кошти домогосподарств корпораціям. Сама по собі ця бізнес-модель непогана. Проте в Україні вона надто поширена і до кризи охоплювала приблизно половину банківської системи. Крім того, через свої характеристики цей кластер несе ризик кредитування пов'язаних осіб, хоча дане питання буде розглянуто в розділі кластеризації ризиків.

Поєднання кредитів та некредитних активів характерне для Універсального кластера. Кредити надаються як роздрібному, так і корпоративному кластерам. Частка роздрібних депозитів велика, але не настільки, як у кластерах ДК і Роздрібному.

Сегмент Заморожених/Невизначених банків досить різномірний за структурою активів і зобов'язань. Характерною для цього сегмента є дуже велика частка власного капіталу та субординованого боргу, яка може сягати 90%. Вона вказує на те, що банки із цієї групи не виконують однієї з основних функцій банку – фінансового посередництва, оскільки не залучають депозити. Це може відбуватися з кількох причин: банк молодий і ще не здійснив масштабування своїх операцій; банк неактивний; банк ще не визначився щодо своєї бізнес-моделі; банк займається нетиповими для традиційних банків видами діяльності.

Корпоративний сегмент не має роздрібних кредитів та депозитів, він обслуговує тільки корпоративних клієнтів. Крім того, він має найбільший середній розмір кредитів і найкоротший строк до погашення за кредитами. Це не дивно, оскільки підприємства зазвичай беруть більші кредити, ніж фізичні особи. Крім того, в Україні корпоративні клієнти беруть кредити переважно для фінансування своєї операційної діяльності. Тому кредити переважно короткострокові. Насамкінець, оскільки цей кластер не обслуговує фізичних осіб, йому не потрібні філії, що відображається на карті змінної Активи/Філії.

¹³ У додатку 2 викладено описову статистику визначених кластерів.

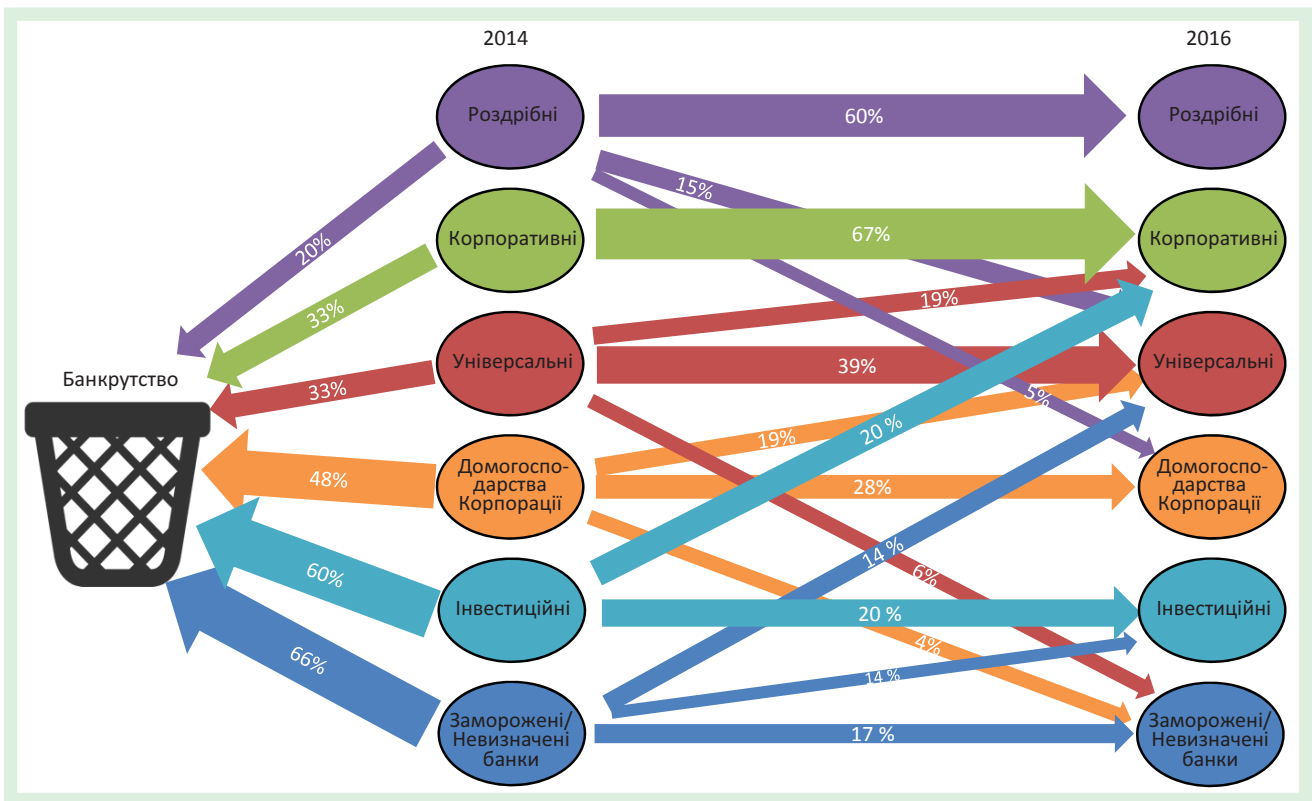
Інвестиційні банки надзвичайно мало поширені в Україні, до кризи їх було всього п'ять. Цей кластер подібний до Корпоративного, проте він має найменшу частку кредитів серед усіх кластерів. Тому більшість його операцій – некредитні.

Похибка квантування для карти бізнес-моделей – 0.8, а топологічна похибка – 1.75%, що досить багато, аби вважати карту точною. Оптимальне кластерне рішення має значення Cg 0.37.

Міграцію банків між кластерами в часі показано на графіку 7. Видається, що сегменти ДК та Заморожені/Невизначені банки були більш схильні до дефолтів під час кризи. Інвестиційні також мають дуже високий показник частоти дефолтів, проте, з огляду на дуже малу кількість їхніх представників, абсолютна кількість банків, що зазнали дефолту, в цьому кластері несуттєва.¹⁴ Універсальний, Корпоративний та, особливо, Роздрібний сегменти мають відносно низьку частоту дефолтів. Тому з цієї точки зору їх можна вважати відносно безпечними.

Ayadi et al. (2015) також здійснюють аналіз міграції між кластерами в своєму регулярному звіті “Моніторинг банківських бізнес-моделей. Європа”. В Європі кластери поводяться досить стабільно. Якщо ми абстрагуємося від банків, які збанкрутували, то побачимо подібну картину і в Україні.

Графік 7. Візуалізація міграції банків між моделями



Ще одна важлива характеристика бізнес-моделей – це стабільність їхніх складових, що показано на графіку 8. Чорні цятки вказують на розташування банків, які щонайменше один раз за досліджуваний період з'явилися у відповідному кластері. Здається, всі групи, крім Універсальних, досить стабільні. Водночас Універсальні банки дуже розкидані на карті. Тому цей кластер можна вважати перехідним. Наприклад, якщо банк вирішує змінити свою бізнес-модель із Роздрібною на Корпоративну, він точно почне змінювати свою структуру активів шляхом зменшення частки роздрібних кредитів. Але це відбудеться не миттєво. Тому під час перехідного періоду банк з'явиться в Універсальному сегменті, який характеризується різноманітністю активів.

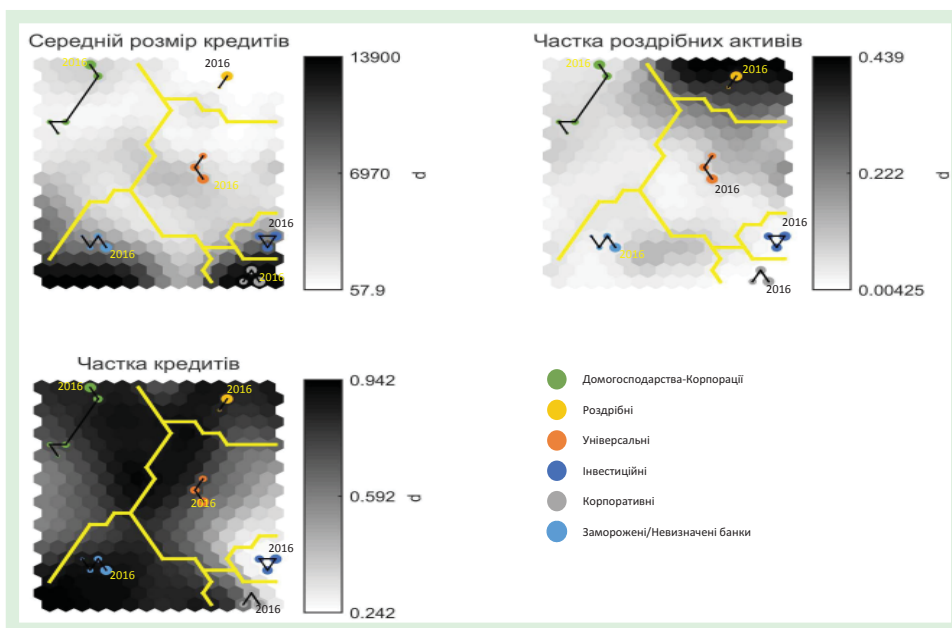
¹⁴ Див. табличне представлення графіка 7 у додатку 2.

Графік 8. Стабільність складових кластерів за видами банківської діяльності



SOM надає дуже корисний функціонал, який має назву “аналіз траєкторії”. Він відстежує рух деяких одиниць (наприклад, банку або центру кластера) на карті в часі. Він дає змогу візуально спостерігати зміни, яких зазнає ця одиниця в часі. На графіку 9 бачимо рух центру кластера, починаючи з початку 2014 року на трьох картах змінних.¹⁵ Ми бачимо, що майже для всіх кластерів середній обсяг кредитів збільшився, що логічно з огляду на різку девальвацію та інфляцію, котрі мали місце в Україні під час кризи. Проте частка роздрібних кредитів збільшилася виключно в Роздрібному кластері, тоді як в інших цей показник або знизився, або залишився незмінним. Таким чином, Роздрібний кластер зміцнив свою автентичність, що, на нашу думку, є позитивним знаком.

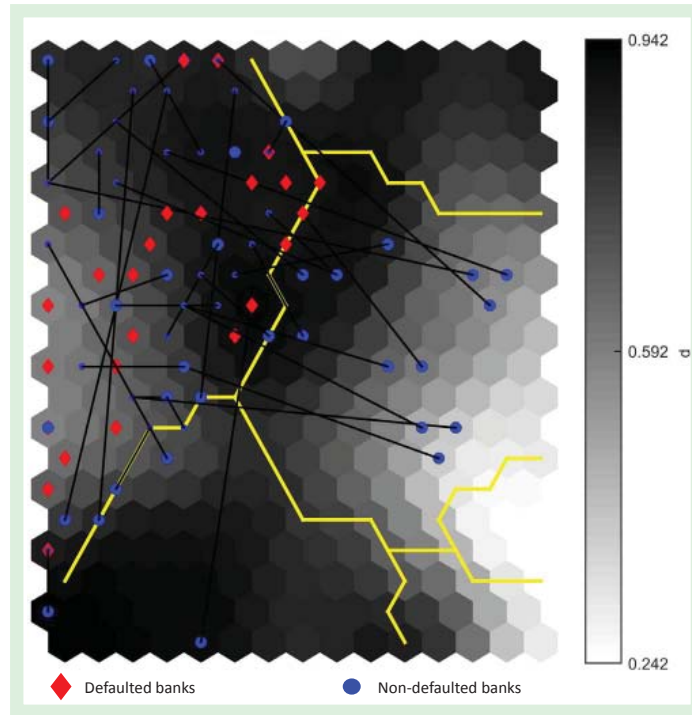
Графік 9. Динаміка міжбанківської частки в активах



¹⁵ Аналогічний графік для всіх карт змінних міститься в додатку 1 (Графік O).

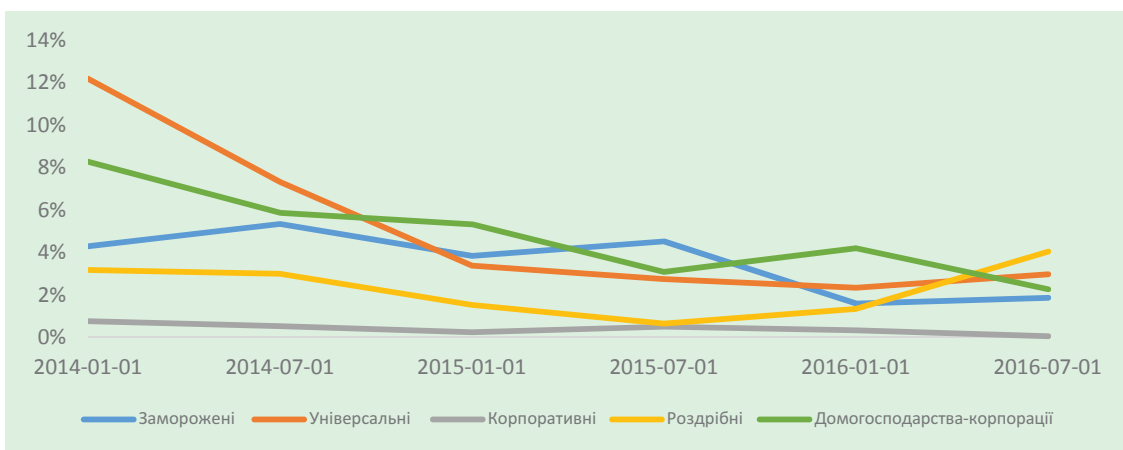
Враховуючи змінну Частка кредитів, можемо побачити, що сегмент ДК дещо позбувся своїх некредитних активів. Для цього є два пояснення: зникнення українського міжбанківського ринку та багато дефолтів банків ДК, які проводили некредитні операції. На графіку 10 зображено траєкторії банків ДК на карті Частка кредитів. Червоні ромби – це банки, які збанкрутували. Ми бачимо, що більшість банків, розташованих у світлій області кластера, збанкрутувала або вийшла із цієї області.

Графік 10. Траєкторії банків ДК на карті Кредити/Активи



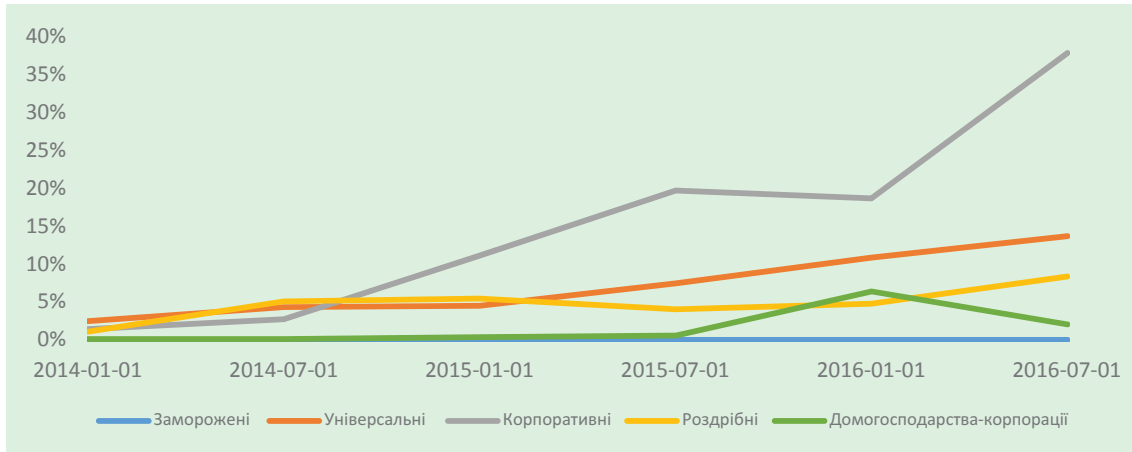
Перед кризою банки для фінансування своїх короткострокових розривів ліквідності значною мірою поклалися на міжбанківський сегмент фінансового ринку. Інші банки були готові надати їм свої вільні ресурси. Проте з початком тиску ліквідності в 2014 році, зниження загальних обсягів кредитування та втрати довіри в межах банківської системи цей ринок очікувано зник. Тому частка внутрішнього міжбанку в активах наблизилася до нуля. На графіку 11 показано, що ДК та Універсальний сегменти були активними учасниками на міжбанківському кредитному ринку. Тепер частка внутрішнього міжбанку для кожного кластера незначна. Через це центр ваги кластера ДК змістився у верхню частину карти бізнес-моделі на рисунку 9, де частка кредитів відносно висока.

Графік 11. Частка внутрішнього міжбанківського ринку за кластерами



З іншого боку, графік 9 також демонструє, що Універсальний і Корпоративний кластери скоротили свою частку кредитів. Причину цього бачимо на графіку 12 – частка державних цінних паперів в активах різко зросла з початком кризи для сегментів, згаданих вище. Це явище можна легко пояснити неохочістю цих кластерів до прийняття ризику. Економічна турбулентність зробила реальний сектор дуже ризикованим. У результаті ці кластери, судячи з усього, надають перевагу інвестуванню у відносно надійні державні цінні папери.

Графік 12. Частка державних цінних паперів за кластерами



Кластеризація бізнес-моделей визначила шість бізнес-моделей української банківської системи. Банки, які збанкрутували, не були рівномірно розподілені серед бізнес-моделей. Так, на кластери ДК та Заморожені/Невизначені припадає понад 70% усіх збанкрутих банків. Ми також показали, що кластери відносно стабільні, за винятком Універсального, який має трохи характеристик кожного кластера, тому може розглядатись як перехідний пункт для банків, що змінюють бізнес-моделі. Роздрібний кластер зміцнив свою автентичність, накопичуючи частку роздрібних кредитів у своїх активах. Залученість до некредитних операцій змінилася протилежно для кластера ДК та Корпоративного й Універсального кластерів. Перший скоротив свою частку некредитних активів переважно через зникнення внутрішнього міжбанківського ринку, де він був головним гравцем. Універсальний і Корпоративний кластери активно інвестували в державні цінні папери, таким чином нагромадивши частку некредитних активів порівняно з передкризовим періодом. Це явище, ймовірно, було пов'язане з неохочістю даних кластерів до прийняття ризику.

4.2. Карти ризиків

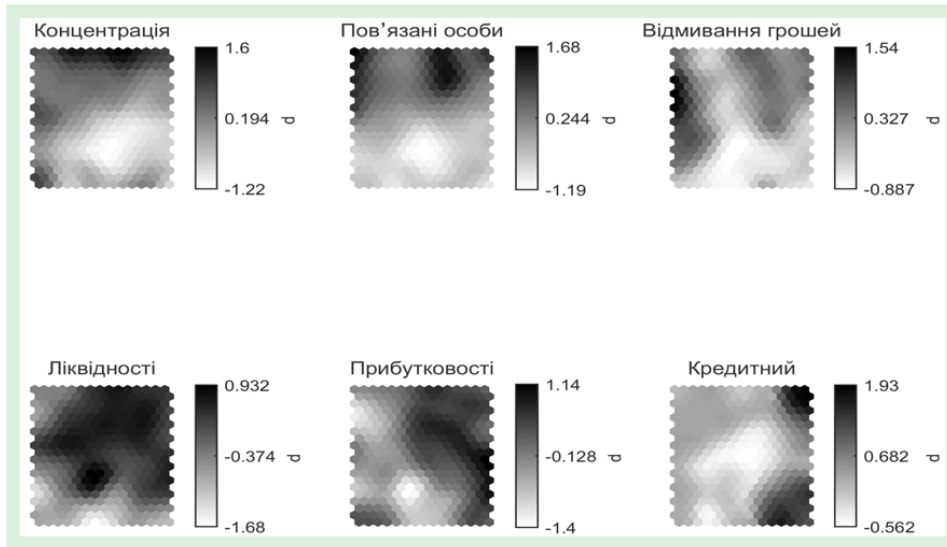
Використовуючи змінні з розділу 3.2.2, ми створили карту ризиків, яку можна знайти на графіку F у додатку 1. Проте з метою кращої візуалізації ми певним чином змінили її, поєднавши деякі ваги (змінні) карти, використовуючи логіку розділу 3.2.2. Таким чином у нас вийшла шестивимірна карта ваг: кожен вимір для конкретного типу ризику. Якщо бути точними, ми здійснили такі трансформації¹⁶:

- ризик концентрації = (Концентрація активів + Концентрація зобов'язань)/2;
- ризик кредитування пов'язаних осіб = (Концентрація активів + Концентрація унікальних позичальників)/2;
- ризик відмивання коштів = (Концентрація активів + Обороти)/2;
- ризик ліквідності = (Процентна ставка за депозитами – Частка Ліквідних активів)/2;
- ризик рентабельності = (–Серед процентних ставок – Чиста процентна маржа)/2;
- кредитний ризик = (| Частка НКА | – Забезпечення НКА)/2.

У результаті ми можемо легко проілюструвати шість типів ризиків за допомогою карт на графіку 13. Чим темніше область на картах, тим більший ризик конкретного типу має банк, розташований у цій області. Легко можна побачити, що вища половина карти має більший ризик, ніж нижча: там спостерігається висока концентрація та ознаки кредитування пов'язаних осіб; також присутні проблеми ліквідності; ліва сторона несе ризик відмивання коштів; верхній правий кут має дуже високий кредитний ризик.

¹⁶ Читаючи формули, необхідно пам'ятати, що всі змінні і, відповідно, ваги карти було нормалізовано на рівні нуля. Це робить ясним тлумачення рівня НКА, взятого в абсолютного значення в шостій формулі: не тільки високий рівень ми вважали ризикованим, а також незвично низький (нижче середнього, тобто нуля).

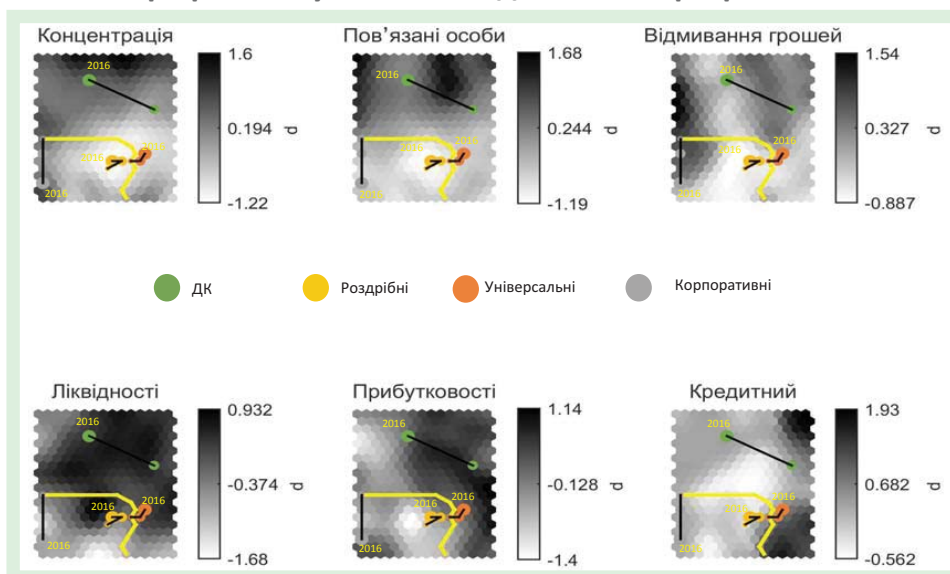
Графік 13. Карта ризиків



Графік 14 містить траєкторії середніх значень бізнес-моделей на карті ризиків. Він показує, який вигляд бізнес-моделі мали на початку 2014 року та зараз із точки зору ризиковості. Ми не брали до уваги кластери Заморожені/Невизначені та Інвестиційні через їхній незначний розмір для банківської системи і зосередили увагу на ДК, Роздрібному, Універсальному та Корпоративному сегментах. Не дивно, що модель ДК розташована у верхній частині карти з огляду на її рівень дефолтів. Моделі притаманні погані показники концентрації, вона не дуже прибуткова і має ознаки кредитування пов'язаних осіб. Ці ризики разом із ризиком ліквідності є основними для даної моделі. Роздрібна, Корпоративна та Універсальна моделі розташовуються в нижній частині карти. Видається, що Роздрібна модель має найбезпечніший профіль ризику. Універсальна модель несе певний ризик прибутковості та кредитний ризик, тоді як Корпоративна модель дещо концентрована.

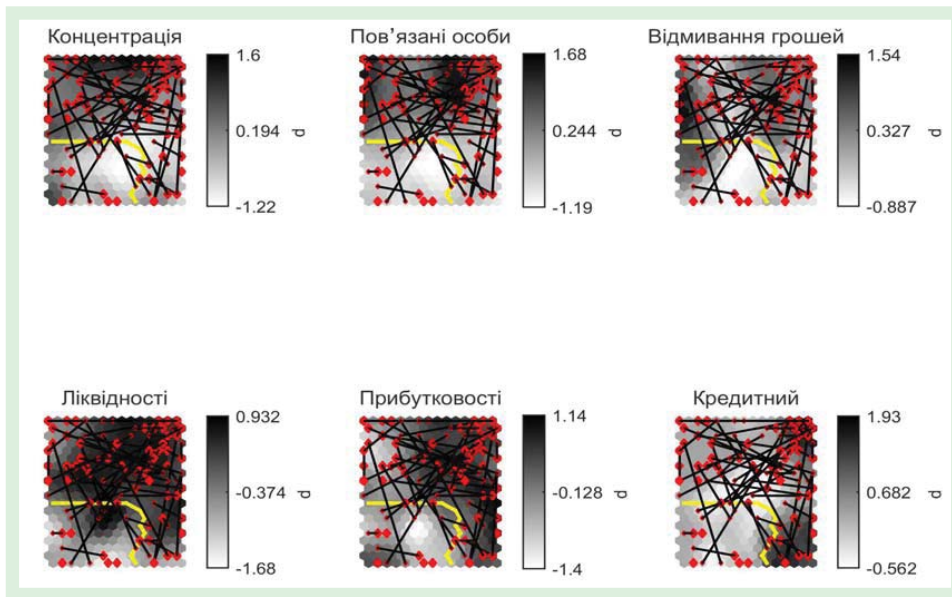
На жаль, профіль ризику бізнес-моделі ДК під час кризи суттєво не змінився. Видно, що модель перемістилася в область із більшою концентрацією та кредитним ризиком. Роздрібна модель залишилася в найбезпечнішій сфері. Універсальний кластер у середньому також істотно не змінив свій профіль ризику, проте його ліквідна позиція дещо погіршилася. Стосовно Корпоративної моделі можемо бачити, що вона перемістилася з області з високим ризиком відмивання коштів. Це природно, оскільки деякі банки із цього сегмента були ліквідовані за законодавством щодо фінансового моніторингу. Таким чином, ми обґрунтовано припускаємо, що решта банків не практикує жодної нелегальної діяльності. Банки також поліпшили свою позицію ліквідності через інвестиції в ліквідні державні цінні папери. З іншого боку, прибутковість частково знизилася.

Графік 14. Рух бізнес-моделей на карті ризиків



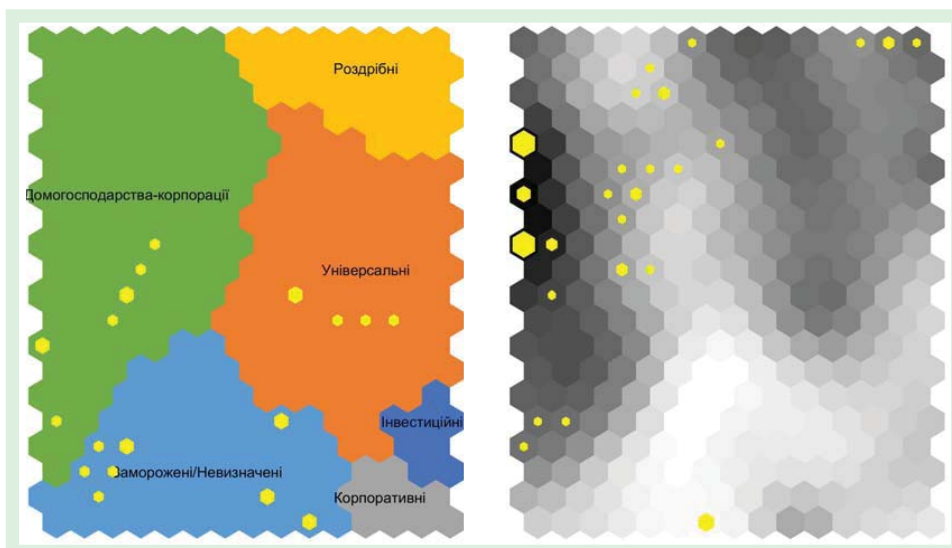
Тепер ми можемо протестувати нашу карту ризиків із використанням даних про дефолти банків. На графіку 15 зображено траєкторії банків, збанкрутілих під час кризи, з початку 2014 року до останнього кварталу їхнього існування. Окреслена область у нижній лівій частині вважається безпечною. Це підтверджується фактом, що тільки 8% збанкрутілих банків були там розташовані в останньому кварталі перед своїм банкрутством. Також маємо приклади, коли банк був розташований у безпечній області, а потім перемістився з неї безпосередньо перед банкрутством. На основі карти можемо зробити висновок, що область, яка найщільніше заповнена збанкрутілими банками, – це верхній правий кут. Зона включає певною мірою кожен із шести типів ризиків.

Графік 15. Траєкторії збанкрутілих банків



Ми також можемо перевірити нашу гіпотезу щодо визначення банків, пов'язаних із відмиванням грошей. На графіку 16 зображено розташування банків, пов'язаних із відмиванням коштів на карті бізнес-моделей а) та на карті ризику відмивання коштів б). На карті бізнес-моделей більшість таких банків очікувано розташована в Замороженій/Невизначеній бізнес-моделі або недалеко від неї. На карті ризику відмивання коштів вони розташовані переважно в найтемнішій області. Це також підтверджує нашу гіпотезу, що високі показники оборотів на рахунках у поєднанні з високою концентрацією унікальних позичальників, може вказувати на незаконну банківську практику.

Рисунок 16. Розташування банків, пов'язаних із відмиванням коштів
а) Карта бізнес-моделей б) Карта ризику відмивання коштів



У цьому розділі ми довели, що сформовані показники ризику виявилися вельми інформативними з точки зору передбачення дефолту. Карта ризиків, створена на їх основі, засвідчила, що 92% збанкрутілих банків були розташовані в конкретній області карти, яку ми вважаємо ризиковою. З іншого боку, є відносно безпечна область, яка містить усього 8% збанкрутілих банків. Крім того, ми підтвердили нашу початкову гіпотезу, що якщо банк має високий оборот за рахунками та велику концентрацію особливих позичальників, то він, імовірно, залучений у схеми з відмивання грошей. Такі банки були розміщені переважно в кластері Заморожених/Невизначених банків.

5. ПОДАЛЬШЕ ДОСЛІДЖЕННЯ

Попередній розділ доводить значний потенціал кластеризації методом SOM для аналізу банківського сектору. Однак деякі питання можуть бути досліджені детальніше в майбутньому. Так, незважаючи на добру сигнальну здатність карт ризику, дану частину аналізу ще не можна вважати вичерпною з огляду на складність цієї теми. Наприклад, аналіз такого важливого ризику, як ризик ліквідності та розробка його показників потребує багато часу та зусиль. Цю роботу необхідно провести в НБУ та за рамками даної статті. А поки що маємо одну міру ризику ліквідності (частка ліквідних активів), яка за досліджуваний період довела свою інформативну ефективність.

Побудова карти ризиків не має на меті створення системи раннього реагування (СРР), адже часовий горизонт картування ризику набагато довший від того, який застосовується для СРР. Але це не повинно стати перешкодою для застосування даної методології з метою побудови такої системи. Враховуючи незаперечні переваги візуалізації цього методу, останній може видатися досить перспективним. У цьому контексті аналіз траєкторій міг би бути корисним інструментом. Так, наприклад, коли регулятор зауважує поступове наближення до області “ризиків” на карті, це повинно стати чітким попереджувальним сигналом.

Іншою перспективною площиною для застосування SOM можуть бути банківські злиття та поглинання. У пошуку партнерів для злиття або поглинання менеджмент банку може виділити ключові показники, які описують бажаний профіль цілі. Тоді SOM може бути побудована на основі цих показників. Аналіз карти може допомогти визначити область, у якій зосереджені найбільш відповідні цілі.

Крім цього, предмет нашої праці може бути корисним для SREP, який НБУ планує запровадити. Як передбачено Європейським управлінням банківського нагляду (ЕВА, 2014), важливими складовими SREP є розділення банків на категорії, бізнес-моделі та стратегічний аналіз ризиків. Усі ці питання було розкрито в нашій методології.

6. ВИСНОВКИ

Автори розробили методологію та провели кластерний аналіз, який базується на нейронних мережах Кохонена, з метою ідентифікації бізнес-моделей банків, котрі переважають в Україні. Ми виділили шість різних видів діяльності: Домогосподарства- корпорації (ДК), Роздрібні, Універсальні, Корпоративні, Інвестиційні, Заморожені/Невизначені банки.

У дослідженні показано трансформацію цих моделей у результаті банківської кризи. Нами було продемонстровано, що більше половини банків, котрі входили до моделей ДК та Заморожені/Невизначені, збанкрутували. Це означає, що ці моделі за визначенням були більш ризиковими. За результатами дослідження також встановлено, що деякі моделі мали протилежні зміни в частці портфеля некредитних активів: тоді як сегмент ДК зменшив цю частку внаслідок зникнення внутрішнього міжбанківського ринку, Корпоративний та Універсальний сегменти збільшили її за рахунок нарощування інвестицій у державні цінні папери. Остання подія, швидше за все, відбулася внаслідок неохочності складових кластерів до прийняття ризику. Крім того встановлено, що Роздрібний кластер вважається відносно безпечним завдяки прозорій та орієнтованій на ринок бізнес-моделі: під час кризи він не лише мав найнижчий рівень дефолту, а й збільшив свою частку роздрібних кредитів, посилюючи таким чином свою автентичність.

Для доповнення своїх висновків ми побудували карту ризиків на основі набору шести видів показників ризику: Ризик прибутковості, Кредитний ризик, Ризик ліквідності, Ризик концентрації, Ризик кредитування пов'язаних осіб та Ризик відмивання грошей. Це підтверджує наші попередні висновки про ризиковість моделі ДК та безпечність Роздрібною моделі. Потім ми провели тестування на основі історичних даних, яке підтвердило ефективність запропонованих показників ризику: більшість банків, котрі зазнали дефолту, перебували в певній “ризиковій” області на карті перед банкрутством. Таким чином, запропонований метод SOM можна вважати ефективним для передбачення дефолту й інших наглядних цілей.

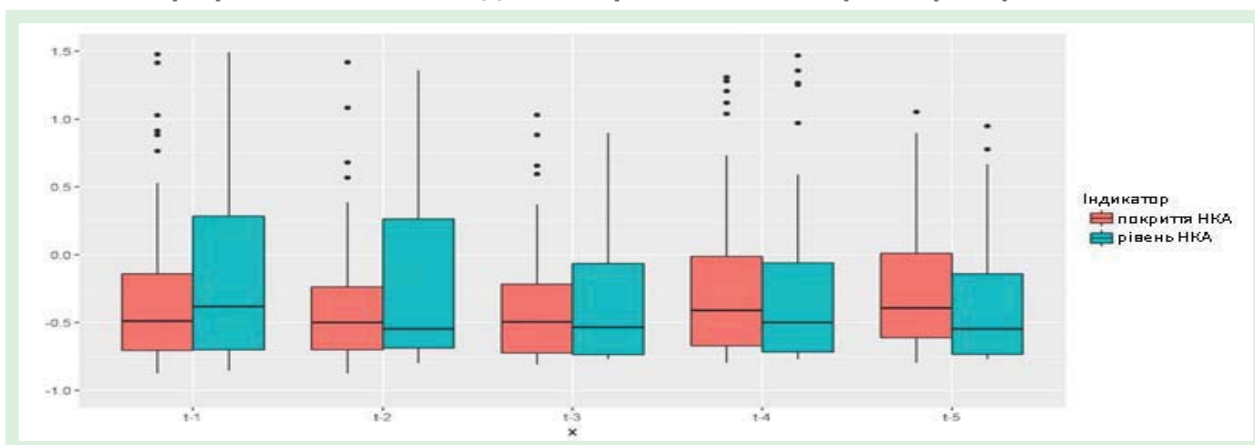
Нарешті, в праці окреслено поле для подальшого дослідження. Зокрема, з появою нових кількісних показників ризиків, таких як коефіцієнт забезпечення ліквідністю (LCR), плануємо вдосконалити методологію оцінки ризиків. Крім того, ми навели деякі приклади областей застосування нашої методології. Зокрема, на нашу думку, підхід до кластеризації способом SOM може застосовуватися для розробки EWS, SREP або для цілей злиття та поглинання в банківській системі.

Література

- Abbas O.A. (2008). Comparisons Between Data Clustering Algorithms, The International Arab Journal of Information Technology Vol. 5.
- Ayadi R., Arbak E., de Groen D. (2011). Business Models in European Banking: A Pre – and Post- Crisis Screening, Center for European Policy Studies, Brussels.
- Ayadi R., Arbak E., de Groen D. (2012). Regulation of European Banks and Business Models: Towards a New Paradigm?, Center for European Policy Studies, Brussels.
- Ayadi R., de Groen D., Lapointe M., Michelet A., Rey H., Sassi I., Tita C. (2014). Banking Business Models Monitor 2014, Center for European Policy Studies, Brussels.
- Ayadi R., de Groen D., Rey H., Sassi I., Mathlouthi W., Aurby O. (2015). Banking Business Models Monitor 2015, Center for European Policy Studies, Brussels.
- Bação F., Lobo V., Painho M. (2005). Self-Organizing Maps as Substitutes for K-Means Clustering, ICCS'05 Proceedings of the 5th International Conference on Computational Science.
- BIS (2016). Minimum Capital Requirements for Market Risk.
- Bullinaria J. (2016). Self-Organizing Maps: Fundamentals, Introduction to Neural Computations, <http://www.cs.bham.ac.uk/~jxb/inc.html>.
- Deboeck G., Kohonen T. (1998). Visual Explorations in Finance with Self-Organizing Maps.
- ECB (2016). Financial Stability Review May, Recent Trend in Euro Area Banks' Business Models.
- European Banking Authority (2014). Guidelines on Common Procedures for the Supervisory Review and Evaluation Process.
- Ferstl R., D. Seres (2014). Clustering Austrian Banks' Business Models and Peer Groups in the European Banking Sector, Financial Stability Report, 24, pp. 79 – 95.
- Halaj G., Ochowski D. (2009). Strategic Groups and Banks' Performance, Financial Theory and Practice, 33 (2), pp. 153 – 186.
- Kohonen T. (1982). Self-Organized Formation of Topologically Correct Feature Maps, Biological Cybernetics.
- La Porta R., Lopez-de-Silanes F., Zamarripa G. (2001). Related Lending, World Bank.
- Mingoti S. A., Lima J. O. (2006). Comparing SOM Neural Network with Fuzzy C-means, K-means and Traditional Hierarchical Clustering Algorithms, European Journal of Operational Research P. 174.
- Roengpitya R., Tarashev N., Tsatsaronis K. (2014). Bank Business Models, BIS.
- Sarlin P., Peltonen T. (2011). Mapping the State of Financial Stability, ECB Working Papers Series, No. 1382.
- Thorndike R. (1953). Who Belongs in the Family?, Psychometrika, Vol. 18, No. 4.
- Tomkus M. (2014). Identifying Business Models of Banks: Analysis of Biggest Banks from Europe and United States of America, Aarhus University, Denmark.
- Vagizova V., Luire K., Ivasiv I. (2014). Clustering of Russian Banks: Business Models of Interaction of the Banking Sector and the Real Economy, Problems and Perspectives in Management, Vol. 12, Issue 1.
- Заруцька О. (2012). Обґрунтування підходу до масштабного розподілу банків України на основі структурно-функціональних груп /Вісник Національного банку України.(№ 10). – С. 20 – 24.

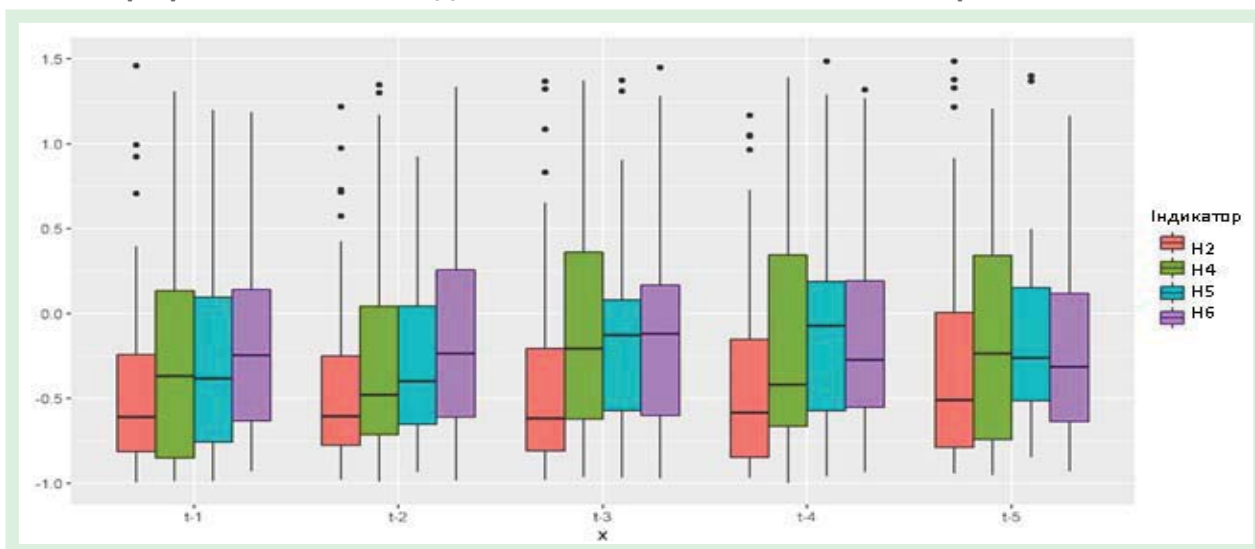
Додаток 1. Графіки

Графік А. Сигнальна здатність рівня НКА і покриття резервами*

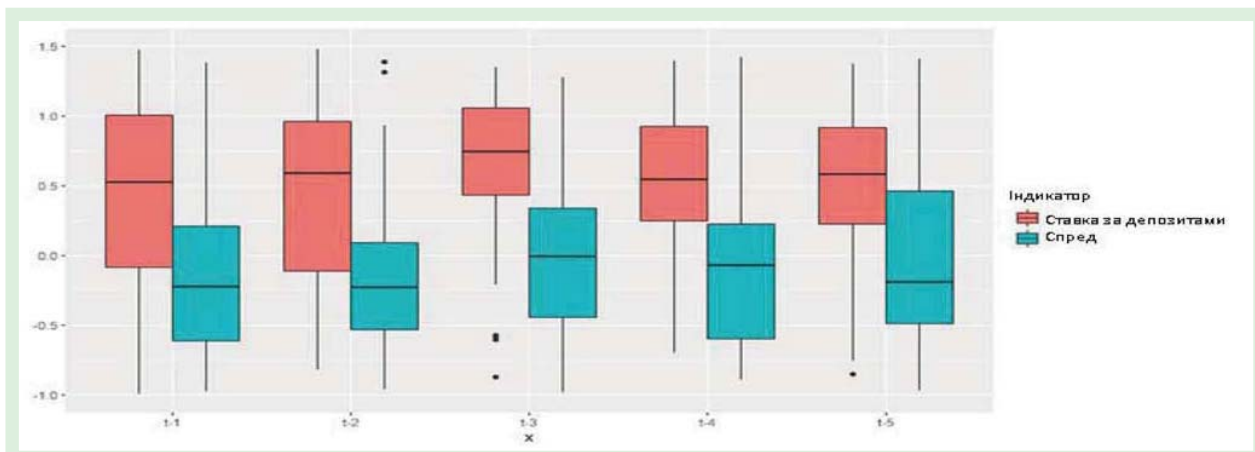


*Горизонтальна вісь – квартали до дефолту. Значення стандартизовані таким чином, що недефолтні банки мають індикатори рівними нулю. Таким чином, розташування прямокутників на графіках демонструє відхилення дефолтних банків від здорових у конкретний квартал до дефолту.

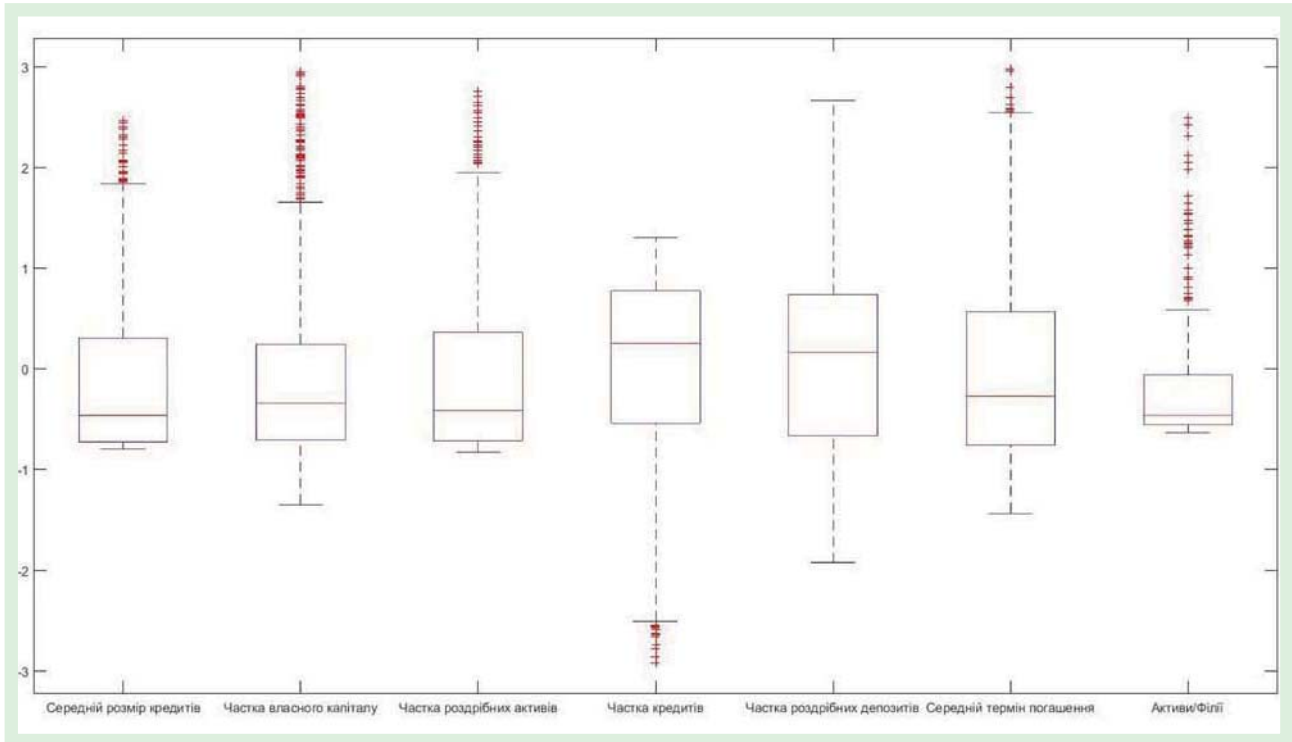
Графік В. Сигнальна здатність основних економічних нормативів НБУ



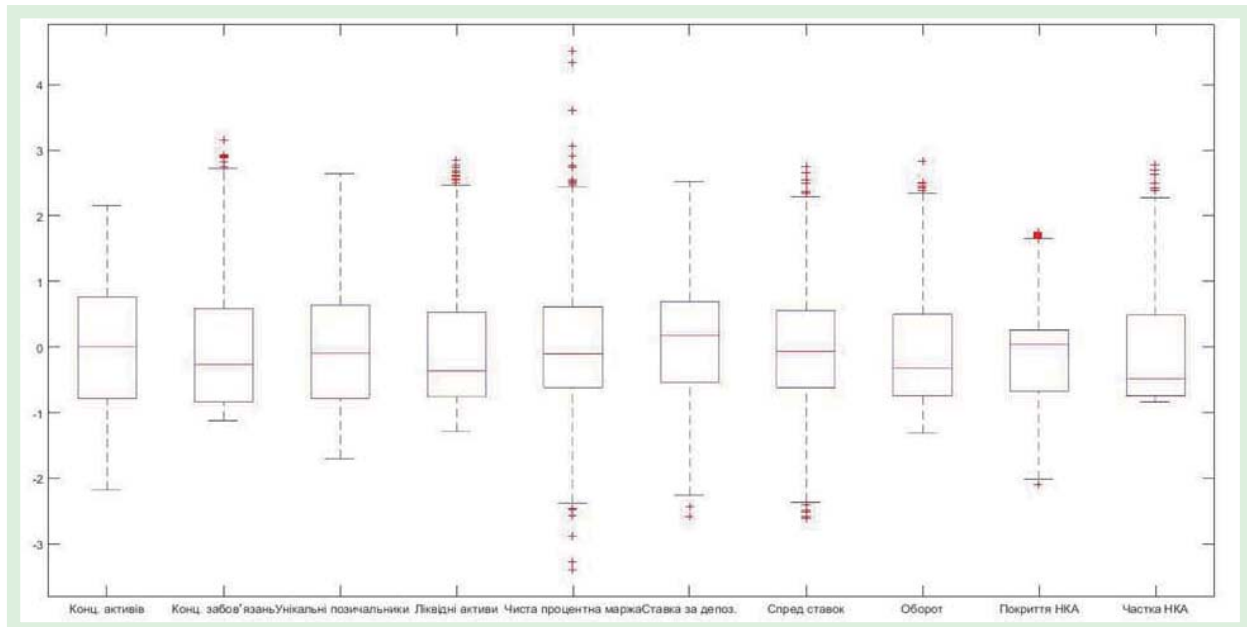
Графік С. Сигнальна здатність процентних ставок (IR) та спредів



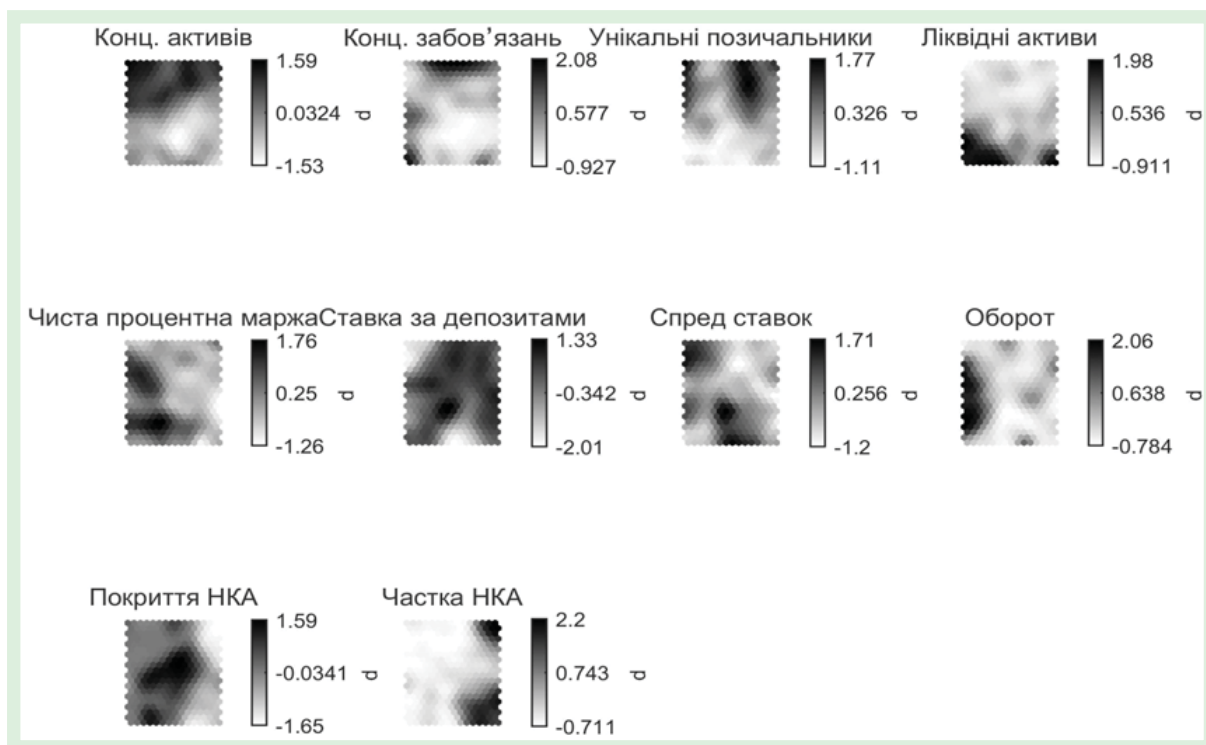
Графік D. Боксплоти нормалізованих змінних бізнес-моделей



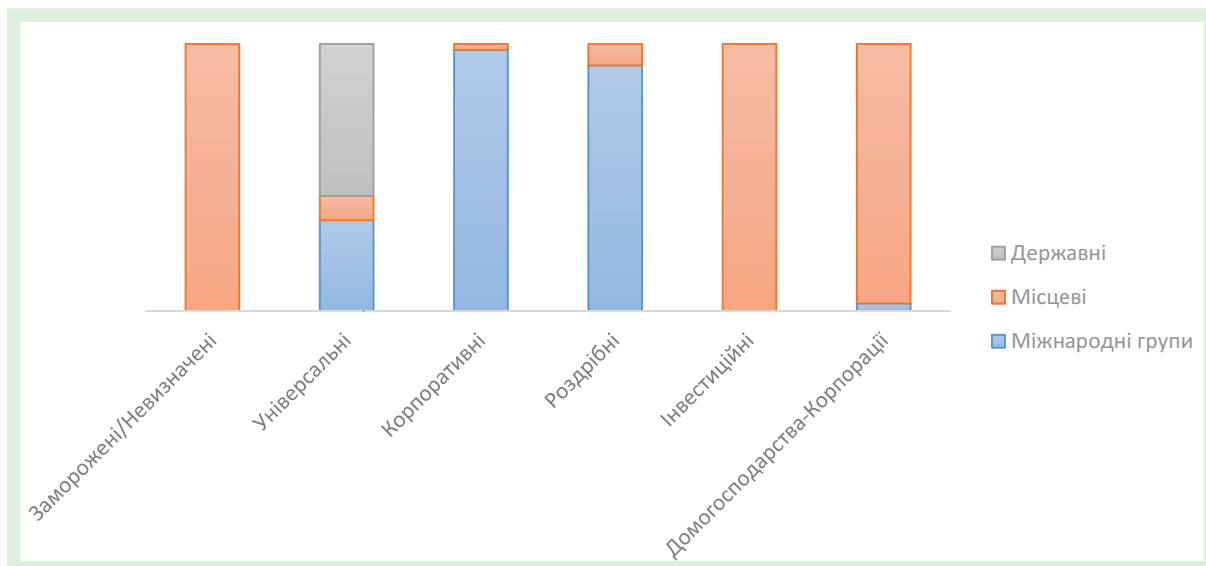
Графік E. Діаграми нормалізованих змінних ризиків



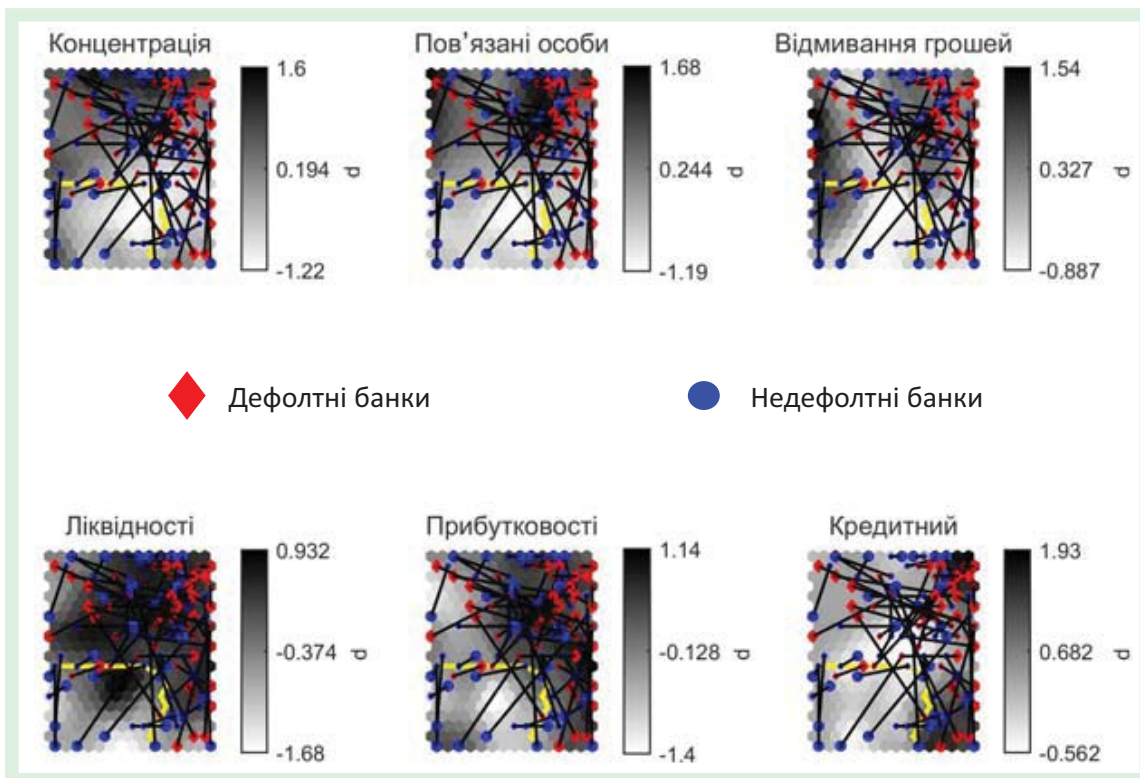
Графік F. Оригінальна карта ризиків



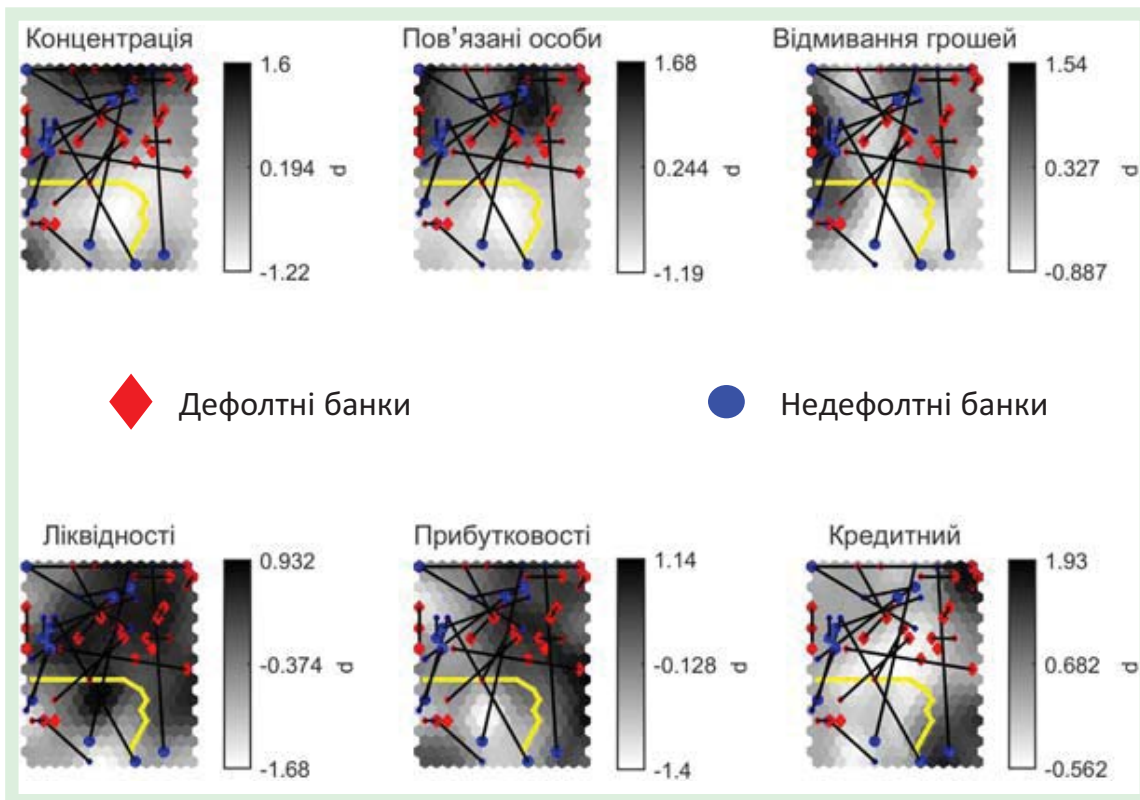
Графік G. Структура власності за кластерами станом на середину 2016 року



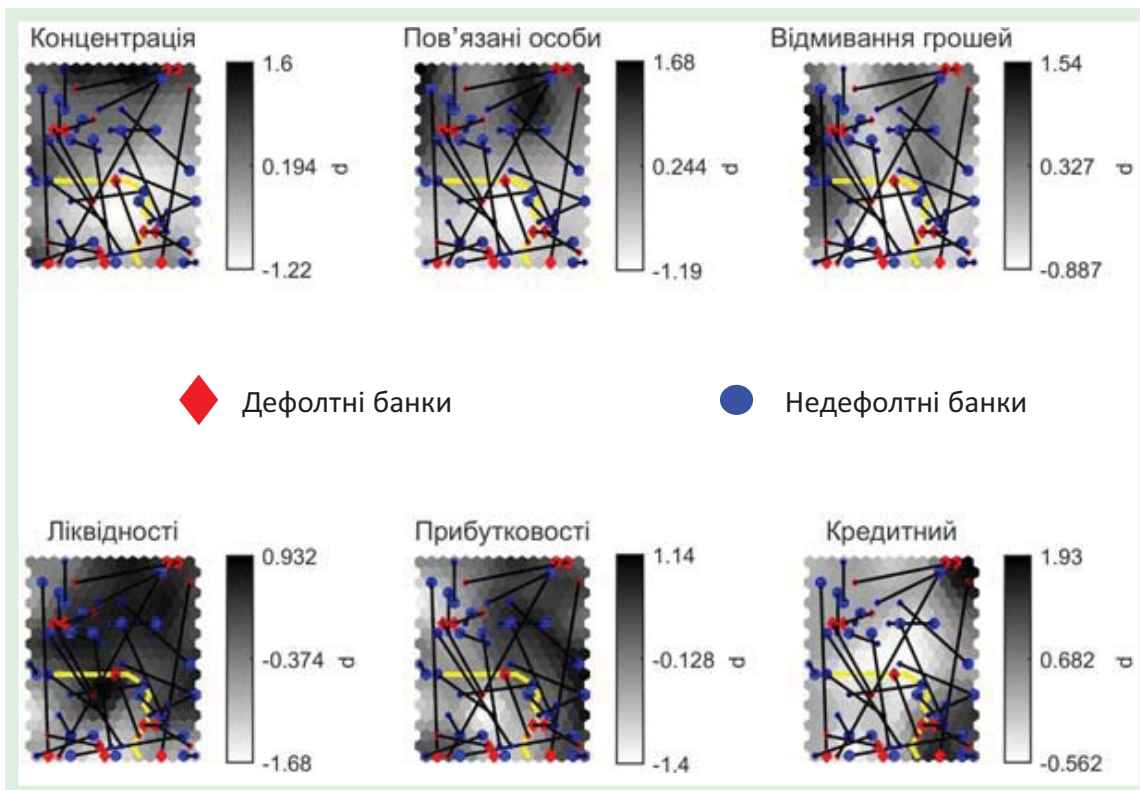
Графік Н. Траекторії банків ДК на карті ризиків



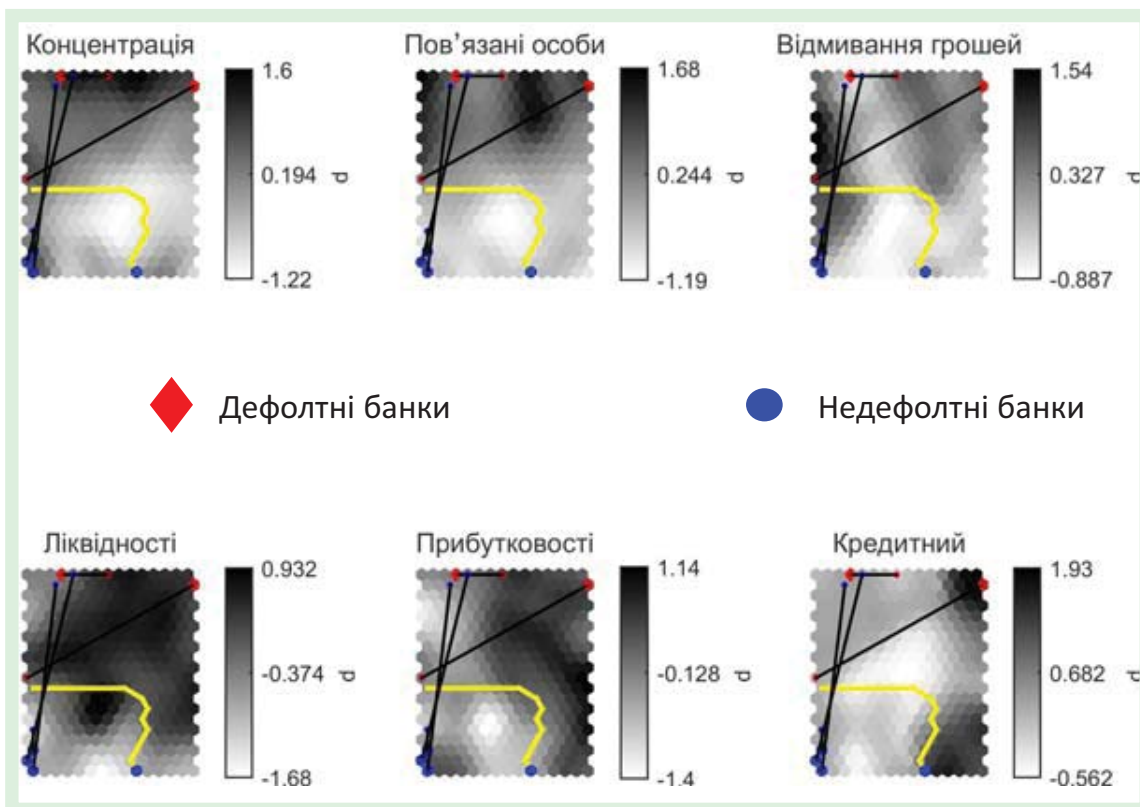
Графік І. Траекторії Заморожених/Невизначених банків на карті ризиків



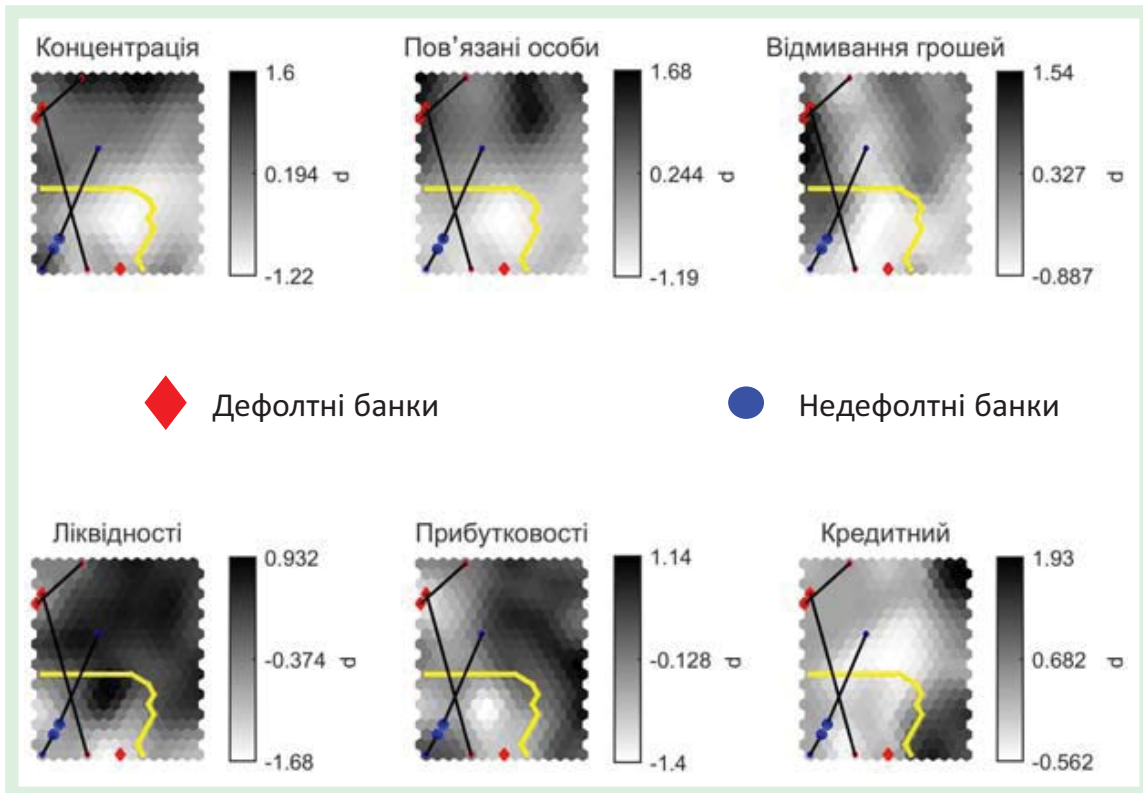
Графік J. Траєкторії Універсальних банків на карті ризиків



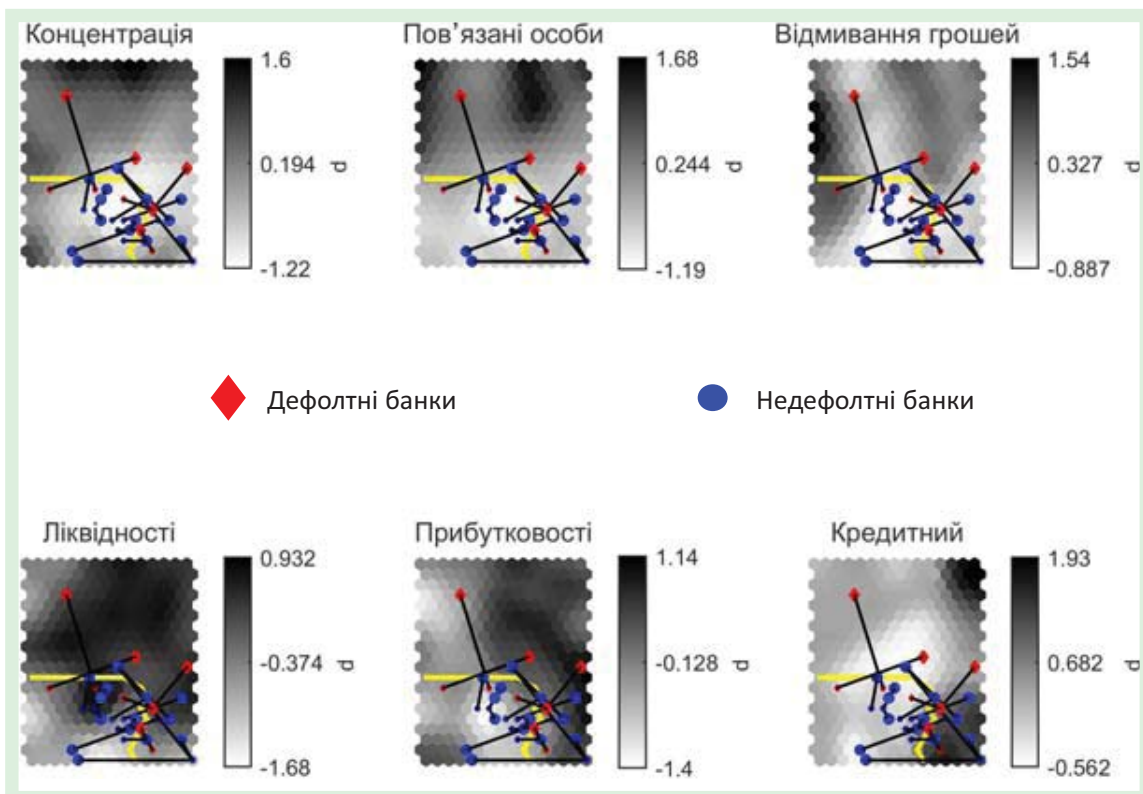
Графік K. Траєкторії Корпоративних банків на карті ризиків



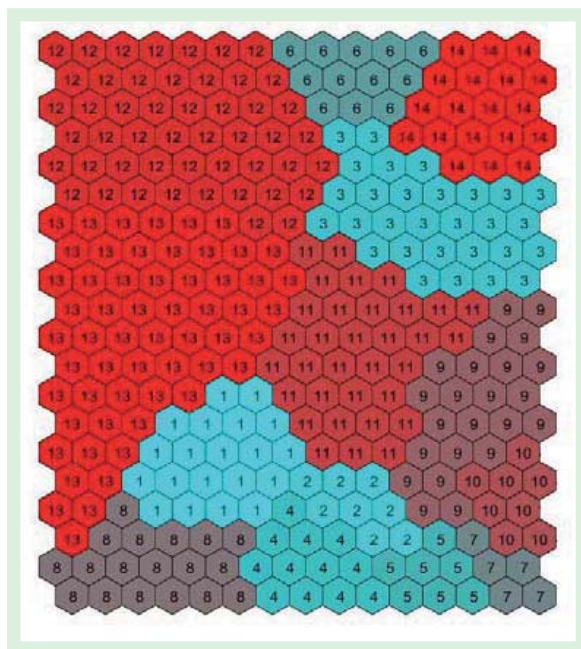
Графік L. Траєкторії Інвестиційних банків на карті ризиків



Графік M. Траєкторії Роздрібних банків на карті ризиків

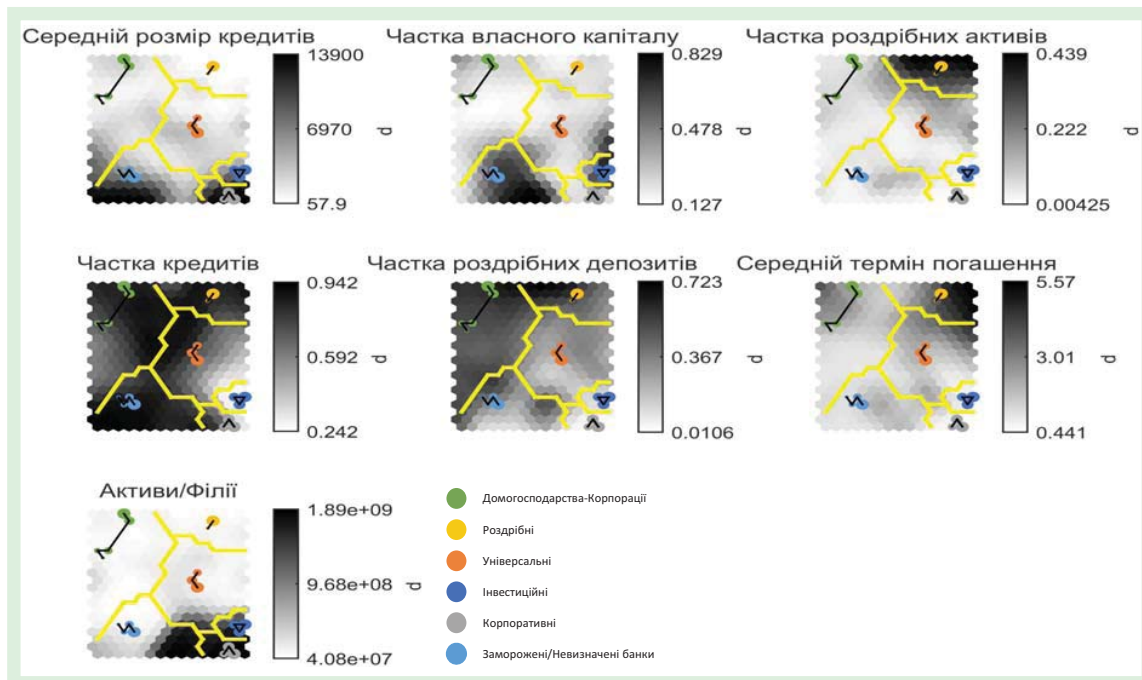


Графік N. Оригінальні кластери карти бізнес-моделей*



* Як видно, використовуючи експертне судження, ми з'єднали деякі кластери: кластери 6 і 14 – це модель Роздрібних банків, кластери 3, 11 і 9 – модель Універсальних банків, кластери 12 і 13 – модель банків ДК, кластери 1, 2, 8 та 4 – модель Заморожених/Невизначених банків, кластери 5 та 7 – модель Корпоративних банків, і кластери 10 – модель Інвестиційних банків.

Графік O. Рух центрів бізнес-моделей на карті бізнес-моделей



Додаток 2. Таблиці

Таблиця А. Описова статистика в розрізі бізнес-моделей

Класифікація	Змінні	1.1.2014					7.1.2016				
		Середнє	Стандартне відхилення	Мінімум	Медіана	Максимум	Середнє	Стандартне відхилення	Мінімум	Медіана	Максимум
Корпоративні	Частка роздрібних депозитів	0.02	0.03	0.07	0.00	0.00	0.01	0.01	0.02	0.00	0.00
	Частка роздрібних кредитів	0.01	0.01	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Частка кредитів	0.63	0.30	0.90	0.72	0.16	0.45	0.29	0.82	0.29	0.16
	Частка власного капіталу та субординованого боргу	0.16	0.07	0.30	0.13	0.12	0.22	0.07	0.32	0.20	0.15
	Середній розмір кредитів (у тисячах гривень)	13 397.7	1 539.0	14 556.0	14 149.2	11 038.8	14 556.0	0.0	14 556.0	14 556.0	14 556.0
	Середній термін погашення кредитів (у роках)	0.59	0.32	1.06	0.61	0.07	0.42	0.12	0.55	0.45	0.25
	Активи/Філії (у гривнях)	1 849 826 287	110 921 749	1 895 109 902	1 895 109 902	1 623 408 216	1 895 109 902	0	1 895 109 902	1 895 109 902	1 895 109 902
Заморожені/Невизначені	Частка роздрібних депозитів	0.41	0.19	0.87	0.45	0.00	0.34	0.24	0.84	0.32	0.00
	Частка роздрібних кредитів	0.07	0.09	0.39	0.03	0.00	0.05	0.10	0.40	0.02	0.00
	Частка кредитів	0.86	0.12	1.00	0.90	0.57	0.88	0.14	1.00	0.94	0.54
	Частка власного капіталу та субординованого боргу	0.41	0.25	0.87	0.35	0.10	0.62	0.23	0.92	0.66	0.20
	Середній розмір кредитів (у тисячах гривень)	6 004.90	5 476.50	14 556.01	5 219.54	48.80	7 692.84	5 518.38	14 556.01	6 907.83	539.60
	Середній термін погашення кредитів (у роках)	1.25	0.73	3.02	1.04	0.35	1.33	0.67	2.60	1.21	0.48
	Активи/Філії (у гривнях)	877 840 137	817 760 092	1 895 109 902	543 254 739	2 272 634	584 917 205	742 758 024	1 895 109 902	202 027 212	9 032 576
Д-Г	Частка роздрібних депозитів	0.50	0.09	0.76	0.48	0.25	0.52	0.09	0.71	0.55	0.30
	Частка роздрібних кредитів	0.07	0.06	0.23	0.06	0.00	0.05	0.06	0.25	0.04	0.00
	Частка кредитів	0.78	0.13	1.00	0.80	0.43	0.79	0.10	0.95	0.78	0.56
	Частка власного капіталу та субординованого боргу	0.18	0.07	0.41	0.16	0.08	0.26	0.14	0.71	0.26	0.08
	Середній розмір кредитів (у тисячах гривень)	2 256.63	2 326.73	9 606.47	1 416.43	24.06	2 435.27	2 095.32	6 832.79	1 536.91	27.61
	Середній термін погашення кредитів (у роках)	1.52	0.71	3.38	1.42	0.53	1.70	0.92	4.36	1.44	0.67
	Активи/Філії (у гривнях)	143 364 968	197 503 788	932 301 122	70 491 584	13 862 860	85 951 467	75 960 799	330 881 069	60 984 865	10 286 533
Інвестиційні	Частка роздрібних депозитів	0.15	0.18	0.43	0.16	0.00	0.05	0.03	0.08	0.05	0.03
	Частка роздрібних кредитів	0.01	0.02	0.05	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	Частка кредитів	0.21	0.09	0.37	0.16	0.16	0.33	0.10	0.40	0.33	0.25
	Частка власного капіталу та субординованого боргу	0.87	0.07	0.92	0.89	0.76	0.79	0.19	0.92	0.79	0.66
	Середній розмір кредитів (у тисячах гривень)	10 595.22	5 749.26	14 556.01	14 556.01	1 956.17	1 074.45	755.46	1 608.64	1 074.45	540.26
	Середній термін погашення кредитів (у роках)	1.34	0.67	1.97	1.42	0.29	0.15	0.18	0.27	0.15	0.02
	Активи/Філії (у гривнях)	1 895 109 902	0	1 895 109 902	1 895 109 902	1 895 109 902	1 895 109 902	0	1 895 109 902	1 895 109 902	1 895 109 902
Роздрібні	Частка роздрібних депозитів	0.52	0.13	0.78	0.55	0.23	0.54	0.20	0.85	0.49	0.18
	Частка роздрібних кредитів	0.37	0.08	0.45	0.37	0.23	0.40	0.07	0.45	0.45	0.30
	Частка кредитів	0.82	0.10	0.96	0.85	0.61	0.78	0.13	0.98	0.81	0.58
	Частка власного капіталу та субординованого боргу	0.20	0.06	0.28	0.20	0.10	0.21	0.15	0.59	0.16	0.02
	Середній розмір кредитів (у тисячах гривень)	228.69	435.78	1 824.09	80.16	1.26	659.59	1 751.60	6 412.57	46.89	6.02
	Середній термін погашення кредитів (у роках)	3.83	1.37	5.95	4.30	0.86	3.77	1.71	5.95	3.41	1.01
	Активи/Філії (у гривнях)	95 693 262	142 406 621	656 114 208	55 712 310	10 905 967	95 265 551	71 837 636	260 219 890	81 476 473	19 114 667
Універсальні	Частка роздрібних депозитів	0.27	0.13	0.59	0.27	0.02	0.25	0.12	0.54	0.25	0.01
	Частка роздрібних кредитів	0.11	0.09	0.30	0.10	0.00	0.08	0.08	0.26	0.04	0.00
	Частка кредитів	0.58	0.21	0.93	0.63	0.16	0.63	0.21	0.97	0.64	0.23
	Частка власного капіталу та субординованого боргу	0.29	0.17	0.85	0.24	0.11	0.28	0.19	0.77	0.24	0.06
	Середній розмір кредитів (у тисячах гривень)	2 354.81	2 487.22	9 210.24	1 691.69	9.07	1 768.14	2 022.20	6 223.23	686.55	27.11
	Середній термін погашення кредитів (у роках)	2.08	1.14	4.45	2.00	0.39	2.26	1.40	5.95	2.09	0.42
	Активи/Філії (у гривнях)	292 484 931	439 611 352	1 895 109 902	105 461 727	5 172 013	247 916 068	348 235 662	1 895 109 902	154 129 279	6 406 940

Таблиця В. Міграція банків між бізнес-моделями

<i>Станом на середину 2016 Станом на 2014</i>	<i>Заморожені/ Невизначені банки</i>	<i>Універсальні</i>	<i>Корпоративні</i>	<i>Роздрібні</i>	<i>Інвестиційні</i>	<i>Домогоспо- дарства- Корпорації</i>	<i>Збанкрутували</i>	<i>Загалом</i>
<i>Заморожені/ Невизначені банки</i>	6	5	0	0	1	0	23	35
<i>Універсальні</i>	2	14	0	1	0	7	12	36
<i>Корпоративні</i>	0	0	4	0	0	0	2	6
<i>Роздрібні</i>	0	3	0	12	0	1	4	20
<i>Інвестиційні</i>	0	0	1	0	1	0	3	5
<i>Домогоспо- дарства- Корпорації</i>	3	13	0	0	0	19	32	67
<i>Загалом</i>	11	35	5	13	2	27	76	169