

Долінський Л.Б.,

доцент, к.е.н.

ДВНЗ «Київський національний економічний університет

ім. Вадима Гетьмана»

Корчинський В.В.,

аспірант,

ДВНЗ «Київський національний економічний університет

ім. Вадима Гетьмана»

ЗАСТОСУВАННЯ СУЧАСНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ УКРАЇНСЬКИХ КОМЕРЦІЙНИХ БАНКІВ В АСПЕКТІ ФІНАНСОВОЇ СТІЙКОСТІ

Сьогодні можна говорити про поступове відновлення банківського сектора після кризових явищ останніх років, проте однозначно стверджувати про високий рівень надійності та стабільності вітчизняних банківських установ усе одно ще рано. Все ще простежується тенденція до зменшення банківських установ у банківській системі. Так, у 2009 році, за даними Національного банку України [1], налічувалося 184 активних банки, а на початку 2019 року їх залишилось лише 77. При цьому протягом 2018 року через неплатоспроможність чи з інших причин припинили свою банківську діяльність п'ять банків. Згідно з даними Фонду гарантування вкладів фізичних осіб (ФГВФО), загалом станом на березень 2019 року все ще продовжується ліквідація 89 банків [2]. Якість кредитів залишається на низькому рівні, більше половини загальних позик (52,24%) відносяться до непрацюючих [3]. Крім того, рентабельність капіталу хоча і демонструє додатну динаміку, все ж у 2018 році не перебувала в рамках нормативних меж, що становлять 15-40% [4], а дисперсія показника на проміжку від початку 2018 до березня 2019 складає близько 16%, що свідчить про його нестабільність та досить сильні коливання. Вірогідне зменшення капіталу, спричинене нарощенням резервів під проблемну заборгованість та збитковою діяльністю, може прямо вплинути на надійність банків та здатність захищати депозити вкладників.

Отже, зважаючи на все вищевикладене, можна стверджувати про актуальність питання дослідження банківської системи з

точки зору її стабільності та надійності. Для цього необхідним вбачаємо вирішення такого завдання, як проведення діагностики фінансового стану комерційних банків з метою виділення найбільш фінансово стійких та ефективних банківських установ.

Для вирішення поставленого завдання можливе використання традиційних методів та моделей (зокрема, економетричних), проте в дослідженні застосовано більш сучасні й потужні підходи та інструменти на основі нейромережевого моделювання та алгоритмів машинного навчання (*Machine Learning*).

Наразі пропонується розглянути алгоритм візуалізації *t-SNE* (розподілене стохастичне вкладене середнє), що дозволяє відобразити простір високої розмірності на площині, що має два виміри. Більш детально даний алгоритм описаний у роботах автора Лоуренса ван дер Маатена [5], [6].

Реалізацію алгоритму було здійснено мовою програмування *Python*. Вхідними даними є статистична нормалізована вибірка з поквартальними даними за період з 4 кварталу 2015 року по 1 квартал 2019 року по 75 працюючих банках (за винятком ПАТ «Розрахунковий центр» та Українського банку реконструкції та розвитку, дані за якими не є повними) і 17 банках, що визнані неплатоспроможними чи були закриті з інших причин. Розмежування банків проводиться на основі чотирьох показників банківської діяльності:

- **К.1 – Коефіцієнт якості активів.** *Порядок розрахунку:* $K.1 = \text{Резерви під знецінення кредитів} / \text{Кредити}$. Оптимальне значення нами було обране як менше за 0.1, що свідчить про достатньо невисоку частку неякісних кредитів у кредитному портфелі.

- **К.2.1 – Коефіцієнт захищеності позик капіталом.** *Порядок розрахунку:* $K.2.1 = \text{Власний капітал} / \text{Кредити}$. Аналіз викидів за даним коефіцієнтам дозволяє досить точно визначити банки, що мають недостатні обсяги кредитування.

- **К.2.2 – Коефіцієнт незалежності.** *Порядок розрахунку:* $K.2.2 = \text{Власний капітал} / \text{Активи}$; Оптимальне значення даного коефіцієнта, згідно з Гітляревською Л. Т. [7], лежить у межах від 0.8 до 0.15.

- **К.3 – Коефіцієнт рентабельності активів.** *Порядок розрахунку:* $K.3 = \text{Чистий прибуток} / \text{Активи}$. Оптимальною

ситуацією будемо вважати наявність прибутку, тобто коли показник є більшим від 0.

Зазначимо, що такий набір фінансових коефіцієнтів підбрано експериментальним шляхом, за принципом їх здатності до дискримінації (розподілу) сукупності банків на однорідні групи. Разом з тим, коефіцієнти підбиралися таким чином, щоб вони могли комплексно охарактеризувати банк з різних боків: стосовно активів, капіталу, ефективності діяльності тощо. Причому, важливим питанням був вибір граничних значень для цих показників. Обрані граничні значення відповідають поточним вітчизняним реаліям банківської системи, для якої в цілому спостерігається низька рентабельність, недостатньо активне кредитування, висока частка непрацюючих кредитів у портфелі тощо. В цілому, даний підхід до розподілу банків буде працювати й за іншого набору фінансових показників.

У рамках моделювання в середовищі *Python* реалізується задача візуалізації, а отримані дані виводяться на карту, зображену на рисунку 1, за допомогою бібліотеки *matplotlib* та побудованого циклу для перебору всіх вхідних даних.

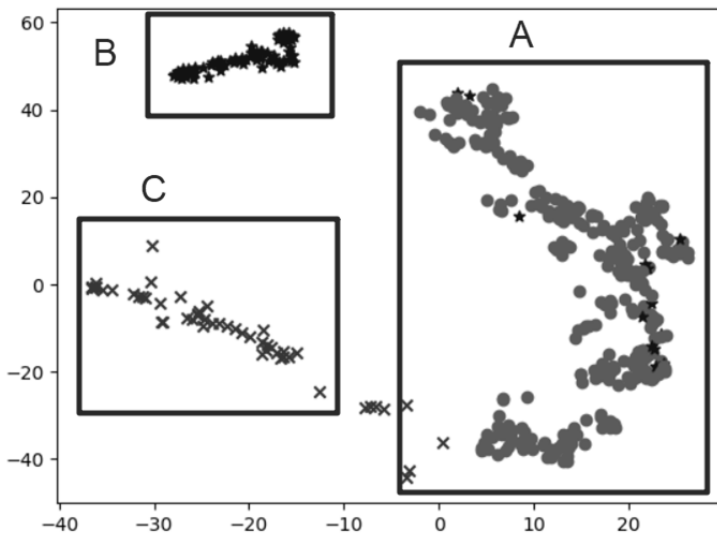


Рис. 1: Графічне представлення результатів кластеризації банківських установ

Джерело: авторська розробка за допомогою бібліотеки *matplotlib Python*.

На отриманий у результаті моделювання карті, зображений на рисунку 1, можна виділити три основні кластери. За допомогою запису результатів у файл засобами *Python*, ми можемо визначити ті банки, які потрапили до кожного з кластерів станом на 1 квартал 2019 року:

- **Кластер А.** $K.1 < 0.1$; $K.2.2 > 0.08$ та $K.2.2 < 0.15$; $K.3 > 0$.

Банки з даного кластера можна охарактеризувати як досить надійні та ефективні. Серед основних представників станом на 1 квартал 2019 є такі банки, як: «Дойче банк ДБУ», «ІНГ Банк Україна», «Сітібанк», «Креді Агріколь Банк», «Кредобанк», «МіБ», «Прокредит Банк», «Таскомбанк», «УкрСиббанк».

- **Кластер В.** $K.2.1 > 2$. Коефіцієнт $K.2.1$, може приймати таких критичних значень у випадку, коли у знаменнику коефіцієнта (кредити видані) містяться невеликі значення. Тобто, даний кластер включає банки з низькими обсягами кредитів, що є в цілому несприятливою для них ситуацією, адже кредитування є основою банківської діяльності. Станом на 1 квартал 2019 до кластера потрапили «АКБ Траст-капітал», «Альпарі банк», «Банк Фамільний» та «БТА банк». До цього кластера потрапляли «КБ Фінансовий партнер» та «Родовід банк» перед тим, як були визнані неплатоспроможними, що може свідчити про недостатню активність діяльності банків з даного кластера;

- **Кластер С.** $K.1 > 0.1$; $K.2.2 < 0.08$ або $K.2.2 > 0.15$; $K.3 < 0$. В даному кластері перебувають банки, які характеризуються збитковою діяльністю та неоптимальними значеннями інших фінансових показників. Станом на 1 квартал 2019 року до даного кластера потрапили такі банки, як: «Вернум банк», «КБ Глобус», «КБ Фінансова ініціатива» (ліквідується). До цього кластера потрапляли «Юнісон банк» (за квартал до закриття), «Апекс банк» (4 квартали поспіль до закриття), «БМ банк» (той же квартал, в якому відбулося закриття), «ВТБ Банк» (той же квартал, в якому відбулося закриття), «ДіВі Банк» (той же квартал, в якому відбулося закриття), «Родовід банк» (8 кварталів поспіль до закриття), «Експрес банк» (4 квартали поспіль до закриття), «Фінансова ініціатива» (той же квартал, в якому відбулося закриття), «АКБ Новий» (за квартал до закриття). Це є підтвердженням нашої гіпотези щодо того, що даний кластер

містить банки, які в певні звітні періоди мали проблеми з фінансовою стійкістю та ефективністю діяльності.

Всі інші банки, що не увійшли до попередніх трьох кластерів, – це банки, які хоча б за одним з коефіцієнтів не дотягують до оптимальних значень. В цілому, їх не можна однозначно охарактеризувати, їх аналіз потребує включення додаткових коефіцієнтів. Такі спостереження не були винесені на карту з метою забезпечення кращого сприйняття візуального представлення результатів моделювання.

Таким чином, використовуючи алгоритм візуалізації *t-SNE* та засоби мови програмування *Python*, ми провели аналіз фінансової стійкості банків на основі показників якості активів, достатності капіталу та ефективності діяльності. В рамках подальших досліджень пропонується розширити набір вхідних фінансових коефіцієнтів. Перспективним вбачається також доповнення розглянутого алгоритму нейронною мережею, або як альтернатива - повноцінна реалізація карт самоорганізації Кохонена засобами *Python*.

Література:

1. Основні показники діяльності банків України [Електронний ресурс] // НБУ. – 01.11.18 – Режим доступу до ресурсу: https://bank.gov.ua/control/uk/publish/article?art_id=34661442.
2. Виведення банків з ринку [Електронний ресурс] // ФГВФО. — 01.03.19 — Режим доступу до ресурсу: <http://www.fg.gov.ua/not-paying>
3. Обсяги активних операцій та частка непрацюючих активів в цілому по системі [Електронний ресурс] // НБУ. – 01.11.18 – Режим доступу до ресурсу: https://bank.gov.ua/control/uk/publish/article?art_id=34661442.
4. Оцінювання та управління кредитним ризиком боргових зобов'язань : монографія / Л. Б. Долінський. – Київ : КНЕУ, 2017. – 551 [1] с.
5. L. J. P. van der Maaten, G. E. Hinton, Visualizing High-Dimensional Data Using t-SNE. Journal of Machine Learning Research, 9 Nov, pp. 2579–2605, 2008.
6. L. J. P. van der Maaten, Accelerating t-SNE using Tree-Based Algorithms. Journal of Machine Learning Research, 2014. 15 Oct, pp. 3221–3245.
7. Гитляровская Л. Комплексный анализ финансово-экономических результатов деятельности банка и его филиалов / Л. Гитляровская, С. Паневина. – СПб: Питер, 2003. – 240 с. – (ISBN 5-947235-99-4).