

Бородай Тетяна Анатоліївна

студентка кафедри математичних методів системного аналізу

Національного технічного університету України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ БАНКРУТСТВА ПІДПРИЄМСТВА

Анотація. Банкрутство є невід'ємною частиною функціонування підприємств в умовах ринкової економіки. З одного боку, це нормально, оскільки конкуренція змушує ліквідувати збиткові одиниці і створювати простір для тих, хто ефективніше використовує дефіцитні ресурси. З іншого боку, кожне банкрутство негативно впливає на багатьох зацікавлених сторін, включаючи кредиторів, працівників, постачальників, споживачів та місцеву громаду. Зокрема, кредитори та постачальники піддаються ризику збитків, коли боржники збанкрутують. «Невиконання клієнтом боргових зобов'язань може перешкодити платоспроможності постачальника (кредиторів), які можуть стати не в змозі сплатити власним постачальникам, розташованим на верхньому рівні, що може призвести до ланцюга подібних невдач (ефект доміно)» (Battiston et al.2007).

Тому важливо проводити дослідження щодо прогнозування ризику банкрутства. Раннє виявлення ознак погіршення фінансової ситуації може дозволити прийняття коригувальних дій. Це також може запобігти втраті поточних або потенційних постачальників капіталу.

Актуальність даної проблеми привела до того, що існує безліч всіляких методів і методик, що дозволяють прогнозувати настання банкрутства підприємства з тим або іншим ступенем ймовірності. Однак,

в цій області багато проблем. Саме, методик, які могли б з високим ступенем вірогідності прогнозувати несприятливий результат, практично немає. Більшість таких методик виявилися неспроможними в період світової фінансової кризи. Отже, створення систем, що дозволяють подолати недоліки існуючих моделей, а також врахувати специфіку нашої країни, є актуальною проблемою.

Можливим вирішенням цієї проблеми є використання нейромережесих технологій, які є високоефективним інструментом. Вони мають широке практичне застосування і використовуються для вирішення багатьох завдань. Нейронні мережі використовувалися для прогнозу фінансової кризи такими відомими фірмами, як General Electric, American Airlines, Coca Cola, Procter & Gamble та іншими.

Ключові слова: *банкрутство, прогнозування банкрутства, ризик банкрутства, нейронна мережа.*

Прогнозування банкрутства банків – це один з найбільш ефективних інструментів антикризового управління. Метою прогнозування банкрутства є управління фінансовою стійкістю і платоспроможністю підприємства.

Розробка адекватної політики управління фінансами особливо необхідна у випадках, коли перед банком виникає необхідність адаптуватися до складного і нестійкого стану економіки.

Актуальність проблеми прогнозування банкрутства призвела до того, що сьогодні існує велика кількість методик з прогнозування банкрутства. У той же час, на думку фахівців, в світі не існує єдиного загальноприйнятого методу.

У зарубіжній економічній літературі пропонується велика кількість всіляких методик і математичних моделей діагностики ймовірності настання банкрутства організацій. Однак, як відзначають багато українських авторів, численні спроби застосування іноземних моделей прогнозування банкрутства у наших умовах не принесли досить точних

результатів. У зв'язку з відсутністю статистики банкрутств підприємств через молодості інституту банкрутства в нашій країні утруднені власні розробки, засновані на реаліях нашої економіки і спрямовані на достовірне прогнозування можливого банкрутства.

Лінійний дискримінантний аналіз – перший метод прогнозування банкрутства, запропонований в 60-х роках (Beaver, 1966, Altman, 1968)

У. Х. Бівер став першим застосовувати аналіз співвідношень фінансових коефіцієнтів як метод передбачення банкрутства.

Модель Бівера (Beaver, 1966) включає в себе п'ять індикаторів фінансового стану фірми:

1. Рентабельність активів;
2. Обороти активи до поточних зобов'язань;
3. Частка довгострокових і поточних зобов'язань в сумі активів;
4. Частка чистого оборотного капіталу в активах;
5. Коефіцієнт Бівера (відношення суми чистого прибутку і амортизації до поточних зобов'язань).

Потрібно відзначити, що модель Бівера не спрямована на розрахунок ймовірності настання банкрутства.

Отримані показники фінансового стану фірми порівнюються з нормативними значеннями, які були розраховані Бівером для благополучних фірм, для підприємств, які стали банкрутами протягом одного року, і для компаній, що збанкрутували протягом п'яти років.

Э. Альтман представив пятифакторну модель, яка дозволяє спрогнозувати настання банкрутства компаній, модель була опублікована в 1968 році. На основі фінансової ситуації в 66 компаніях, одні з яких продовжували працювати, а інші стали банкрутами, була побудована модель. Вона показує ймовірність настання банкрутства для компаній, в свою чергу фінансові показники характеризують потенціал досліджуваної фірми і результати її функціонування.

Модель для визначення ймовірності банкрутства акціонерних товариств, які випускають акції у вільний обіг на ринку розраховується за формулою:

$$Z = 1,2 \cdot X_1 + 1,4 \cdot X_2 + 3,3 \cdot X_3 + 0,6 \cdot X_4 + X_5, \quad (1)$$

Для компаній, акції яких не обертаються на фондовому ринку, в 1983 році була розроблена вдосконалена формула:

$$Z = 0,717 \cdot X_1 + 0,847 \cdot X_2 + 3,107 \cdot X_3 + 0,42 \cdot X_4 + 0,995 \cdot X_5, \quad (2)$$

За висновками експертів, модель Альтмана дозволяє передбачити можливе банкрутство через один рік з точністю 95%, через два роки – з точністю 83%. На сьогоднішній день, даний метод застосовується в світі, так як є відносно простою моделлю, що дозволяє зробити прогноз, ґрунтуючись на фінансову звітність підприємства. Однак варто зазначити, що підхід Альтмана має недоліком. Формула для розрахунку Z була виведена на підставі статистичних даних, тому, можна зробити висновок про те, що вона буде давати універсальний прогноз. Модель не враховує специфіку конкретної компанії, тому не може завжди давати правильний прогноз настання банкрутства.

У 1977 р Altman E.I., Haldeman R.G., і Narayanan P. описали модифікацію моделі Альтмана. ZETA модель орієнтована на прогнозування банкрутства великих компаній, вартість їх активів становила близько 100 млн. Дол. За два роки перед фінансовим крахом.

ZETA модель дозволяє провести діагностику банкрутства за 5 років до краху з точністю до 70%. Однак варто зазначити, що дана модель складна в застосуванні: розрахунок фінансових показників скрутний. У зв'язку з цим дана модель не отримала широкого розповсюдження.

У 70-80-х роках на зміну лінійному дискримінантного аналізу прийшов логістичний аналіз (Martin, 1977, Ohlson, 1980, Hamer, 1983). Економетричні моделі, на відміну від моделей дискримінантного аналізу, не передбачають нормального розподілу входять в модель фінансових

показнику. Вони дають відповідь у вигляді оцінки ймовірності настання банкрутства.

Економетричні моделі бінарного вибору вперше були застосовані Мартіном (Martin, 1977). Була використана logit-модель для передбачення банкрутства банків США в 1975-1976 роках.

Британський вчений Р. Таффлер в 1977 році запропонував чотирехфакторну модель прогнозування банкрутства. Модель для аналізу компаній має наступну форму:

$$Z = 0,53 \cdot X_1 + 0,13 \cdot X_2 + 0,18 \cdot X_3 + 0,16 \cdot X_4, \quad (3)$$

При показнику $Z > 0,3$ фірма має хороші довгострокові перспективи; при $Z < 0,2$ імовірне банкрутство.

Модель бінарного вибору була використана в роботі Олсона (Ohlson, 1980) для передбачення статистично значущих чинників банкрутства з горизонтом в один рік. Була отримана модель такого вигляду:

$$Z = -1,32 - 0,407 \cdot X_1 + 6,03 \cdot X_2 - 1,43 \cdot X_3 + 0,0757 \cdot X_4 - 2,37 X_5 - 1,83 \cdot X_6 + 0,285 \cdot X_7 - 1,72 \cdot X_8 - 0,521 \cdot X_9.$$

Виходячи з аналізу методик оцінки банкрутства, були обрані критерії, які є найбільш широко поширеними. Крім цього, вхідні фактори містять нефінансові показники, такі як дата внесення до книги державної реєстрації, місто, правова форма і розмір статутного капіталу.

Таким чином, в якості вхідних даних були обрані п'ятнадцять параметрів:

1. x_1 – достатність власних коштів (H1);
2. x_2 – коефіцієнт миттєвої ліквідності (H2);
3. x_3 – коефіцієнт поточної ліквідності (H3);
4. x_4 – коефіцієнт довгострокової ліквідності (H4);
5. x_5 – показник максимального розміру ризику на одного позичальника чи групу зв'язаних позичальників (H6);
6. x_6 – показник максимального розміру великих кредитних ризиків (H7);

7. x_7 – показник максимального розміру кредитів, банківських гарантій і поручительств, наданих банком своїм учасникам (акціонерам) (Н9.1);
8. x_8 – показник сукупної величини ризику по інсайдерам банку (Н10.1);
9. x_9 – показник використання власних коштів (капіталу) банку для придбання акцій (часток) інших юридичних осіб (Н12);
10. x_{10} – рентабельність активів;
11. x_{11} – дата внесення в книгу державної реєстрації;
12. x_{12} – місто;
13. x_{13} – правова форма;
14. x_{14} – розмір уставного капіталу;
15. x_{15} – розмір активів.

Вхідні дані були взяті за період: з 2009 по 2019 рік.

Вихідна змінна d є бінарної. Вона приймає значення, рівне 1, якщо банк збанкрутував. У разі якщо d дорівнює 0, банк продовжує нормальне функціонування.

Вибір оптимальної кількості нейронів на внутрішньому шарі здійснюється за допомогою теореми Арнольда - Колмогорова - Хехт-Нільсена.

$$\frac{N_y Q}{1 + \log_2(Q)} \leq N_w \leq N_y \left(\frac{Q}{N_x} + 1 \right) (N_x + N_y + 1) + N_y$$

Підставляючи в цю формулу $Q = 93$ – кількість навчаючих прикладів, $N_x = 15$ – кількість нейронів вхідного шару і $N_y = 1$ – кількість нейронів вихідного шару, отримуємо:

$$80,66441 < N_w < 123,2857$$

$$N = \frac{N_w}{N_x + N_y}$$

Де N_w – необхідна кількість синаптичних зв'язків,

N – необхідна кількість нейронів внутрішнього шару нейромережі.

$$5,377627 < N < 8,219048$$

Таким чином, ґрунтуючись на пророблених вище обчисленнях, можна зробити висновок про те, що кількість нейронів на прихованому шарі нейронної мережі має потрапляти в інтервал [6; 8]. Обчисливши середнє значення, отримаємо: N оптимальне = 6,8 нейронів.

При проектуванні мережі були використані наступні параметри:

- алгоритм навчання - пружного поширення;
- ініціалізація ваг – автоматична;
- кількість вхідних факторів - 15;
- кількість нейронів на прихованому шарі - 7;
- кількість навчальних прикладів - 93.

Вплив зміни коефіцієнта довгострокової ліквідності на ймовірність визнання банку банкрутом:

Дослідження предметної області почнемо з вивчення впливу зміни коефіцієнта довгострокової ліквідності (x_4) на ймовірність визнання банку банкрутом.

Для цього були розглянуті характеристики двох банків, при цьому перший банк спочатку класифікувався як банкрут, а другий банк - не банкрут. Показники вхідних і вихідного параметрів розглянутих банків представлені в таблиці 1.

Таблиця 1

Параметри банків

Банк	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	x_{15}	y
1. Банкрут	10	19	92	30	24	306	0	1	10	0	1992	1	1	150000000	1695047	0,99
2. Не банкрут	10	19	92	30	24	306	0	1	0,1	0,3	1992	1	1	550000000	18991000	0,09

Банки відрізняються вхідними параметрами «показник використання власних коштів (капіталу) банку для придбання акцій (часток) інших

юридичних осіб» (x9), «рентабельність активів» (x10) і «розмір статутного капіталу» (x14).

Результат дослідження залежності ймовірності банкрутства банку від коефіцієнта довгострокової ліквідності представлений на рисунку 1.

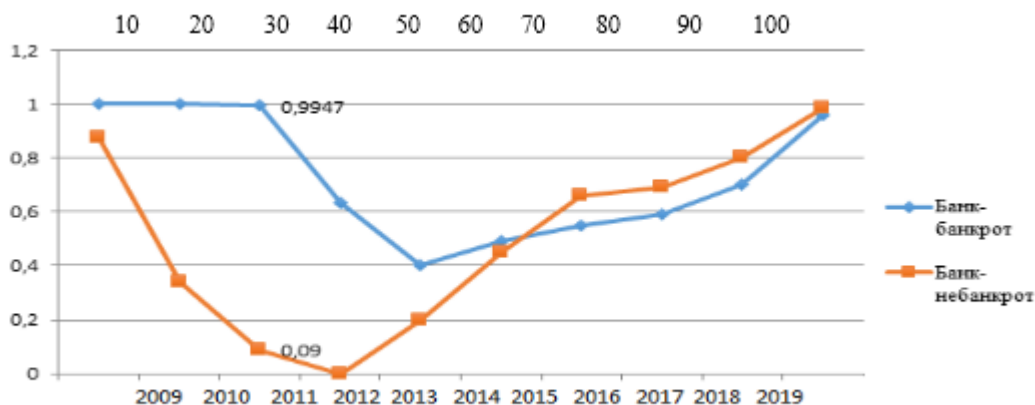


Рис. 1. Вплив змін коефіцієнта довгострокової ліквідності на визнання банку банкрутом

Аналізуючи отримані криві, можна зробити висновок, що значення параметра x_4 (коефіцієнт довгострокової ліквідності) впливає на ймовірність визнання банку банкрутом. При цьому, як у випадку з самого початку збанкрутілого, так і нормально функціонуючого банку, мають місце дві тенденції. Саме, на певному проміжку ймовірність банкрутства збільшується при збільшенні коефіцієнта довгострокової ліквідності. В даному випадку це проміжок від 40 до 100 для надійного банку і від 50 до 100 для банку-банкрута. Існує також тенденція зменшення ймовірності визнання банкрутства при збільшенні даного показника. Як можна бачити на малюнку, дана тенденція простежується на проміжку від 10 до 40 для нормально функціонуючого банку і в інтервалі від 30 до 50 для спочатку збанкрутілого банку.

Таким чином, можна простежити певну закономірність. Підвищення коефіцієнта довгострокової ліквідності до певного рівня робить позитивний вплив на діяльність банку, ймовірність банкрутства зменшується. Однак з певного моменту подальше підвищення даного показника збільшує

ймовірність банкрутства. В даному випадку оптимальним показником довгострокової ліквідності для спочатку надійного банку є значення 40, а для банку-банкрута - 50. В цьому випадку ймовірність банкрутства для обох банків є мінімальною.

Так, варіюючи даний показник і виробляючи обчислення за допомогою нейромережі, можна прийняти рішення про оптимальному значенні коефіцієнта довгострокової ліквідності для конкретного банку.

Вплив зміни організаційно-правової форми на ймовірність визнання банку банкрутом:

Для виявлення залежності між ймовірністю визнання банкрутства і його організаційно-правової форми, були розглянуті два банки. Перший банк спочатку класифікувався як банкрут, другий банк - не банкрут. Організаційно-правова форма обох банків - ТОВ. Показники вхідних і вихідних параметрів банків представлені в таблиці 2.

Таблиця 2

Вхідні і вихідні параметри банків

Банк	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	x_{15}	Y
1.Банкрот	25	50	60	28	14	200	0	1	0	0,2	1994	0	2	200000000	1220000	0,99
2. Не банкрут	14	50	60	60	14	200	0	0	0	0,2	1991	0	2	300000000	21991000	0

Результат дослідження залежності ймовірності банкрутства банків від зміни їх організаційно-правових форм представлений на рисунку 2.

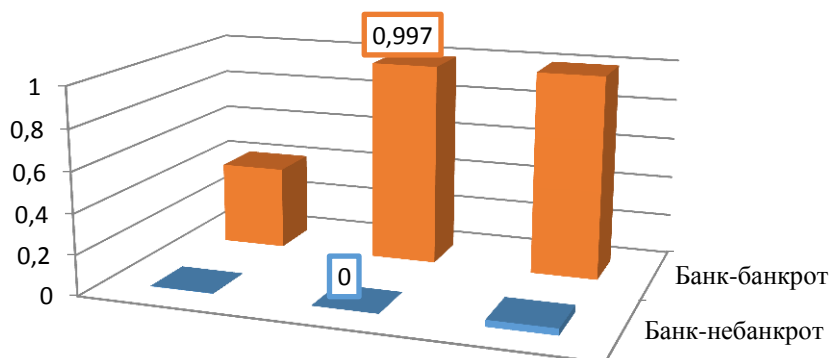


Рис. 2. Вплив змін організаційно-правової форми на визнання банку банкрутом

Як видно з рисунка, для початку нормально функціонуючого банку №1 (для нього $y = 0$) зміна організаційно-правової форми не впливає на визнання його банкрутом. Для банку-банкрута (для нього $y = 0,99$) існує певна залежність, а саме, банк, спочатку визнаний банкрутом та існує у формі ТОВ, має можливість значно знизити ймовірність банкрутства шляхом перетворення в форму ВАТ.

Вплив зміни показника максимального розміру великих кредитних ризиків на ймовірність визнання банку банкрутом:

Були розглянуті два банки з однаковим показником максимального розміру великих кредитних ризиків, відмінні по іншим вхідним факторам. Їх характеристики наведені в таблиці 3.

Таблиця 3

Вхідні параметри банків

Банк	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	x_{15}	y
1.Банкрот	10	24	60	20	10	300	19	1	0	0	1991	1	2	200000000	1220000	0,83
2. Не банкрут	12	19	63	30	14	300	14	0	0	0,1	1989	1	1	3400000000	21991000	0,03

На рисунку 3 можна побачити результат прогнозування банкрутства при варіюванні показника максимального розміру великих кредитних ризиків.

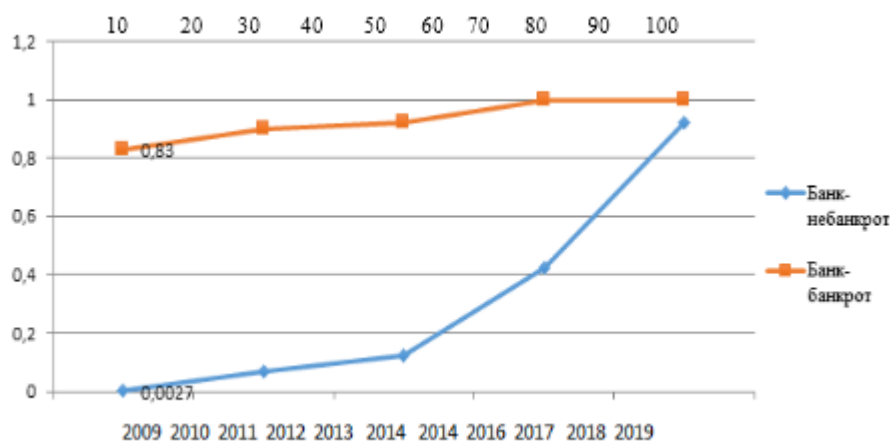


Рис. 3. Вплив зміни показника максимального розміру великих кредитних ризиків на визнання банку банкрутом

За результатами дослідження можна зробити висновок про пряму залежність між показником максимального розміру великих кредитних ризиків і ймовірністю визнання банкрутства як для спочатку нормально функціонуючого банку, так і для банку, визнаного банкрутом.

Вплив зміни міста на ймовірність визнання банку банкрутом:

Для виявлення взаємозв'язку між ймовірністю визнання банкрутства і містом, в якому розташовується банк, були розглянуті характеристики трьох банків. Показники вхідних параметрів і результатів дослідження представлені в таблиці 4 і на рисунку 4.

Таблиця 4

Вхідні параметри банків і результати дослідження

Банк	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	x_{15}	y
Банк №1	16	45	76	90	14	72	0	1	0	0,5	1989	0	1	40000000000	25000000	0
	16	45	76	90	14	72	0	1	0	0,5	1989	1	1	40000000000	25000000	0
Банк №2	13	55	64	70	9	21	18	0	0	0	1991	0	1	160000000000	10000000	0,87

	13	55	64	70	9	21	18	0	0	0	1991	1	1	16000000000	10000000	0,11
Банк №3	13	55	64	40	9	21	18	0	0	0	1991	0	1	16000000000	15000000	0,34
	13	55	64	40	9	21	18	0	0	0	1991	1	1	16000000000	15000000	0,99

Кожен з розглянутих банків був проаналізований на банкрутство в містах Київ і Харків ($x_{12} = 1$) і в інших містах ($x_{12} = 0$).

Банк №1 спочатку класифікувався як нормально функціонуючий, і зміна міста не вплинула на визнання банку банкрутом.

Банк №2 спочатку розглядався як розташований в регіонах і був визнаний банкрутом ($y = 0,87$). Зміна місця розташування на Київ і Харків змінила категорію даного банку на нормально функціонуючий.

Банк №3 має ті ж характеристики, що й банк №2 крім параметра x_4 (коефіцієнт довгострокової ліквідності). У банку №3 він нижчий на 43%. Можна бачити, що даний банк є банкрутом в Києві і Харкові, а в регіонах він є нормально функціонуючим.

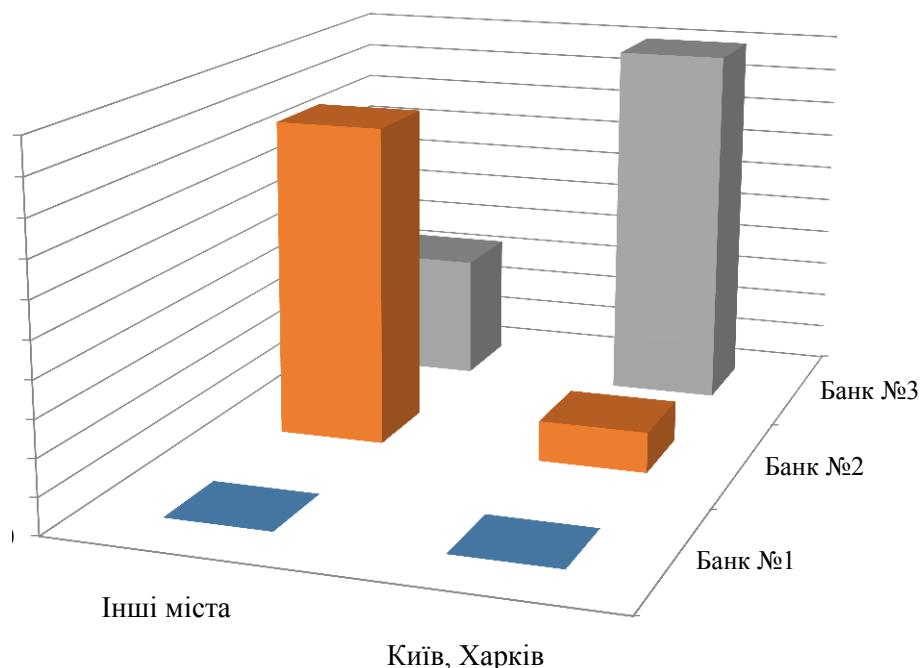


Рис. 4. Вплив зміни міста на визнання банка банкрутом

В результаті дослідження можна припустити про існування зв'язку між місцем розташування банку та визнанням його банкрутом. Однак при цьому варто враховувати вплив інших факторів. Якщо у банку хороші показники фінансової стійкості, то він залишається нормально функціонуючим при зміні Києва на інше місто. Якщо регіональний банк визнаний банкрутом, то за результатами дослідження нейронної мережі, він може поліпшити своє становище, якщо відкриє офіс в Києві.

Незважаючи на факт, що київський ринок є високо конкурентним, на сьогоднішній день відбувається експансія регіональних банків в Київ. Ще однією причиною наявності офісу в Києві є той безперечний факт, що столиця - фінансовий центр країни. Всі операції на фінансових ринках (ринках цінних паперів і міжбанківського кредитування) зручніше здійснювати з Києва.

Нейромережева модель уточнює необхідність відкриття офісу в Києві і Харкові. Однак, в ситуації, якщо банк характеризується низьким коефіцієнтом довгострокової ліквідності, то в Києві нормально функціонуючий банк може стати банкрутом.

З цього випливає, що спроектована нейромережева модель дозволяє давати рекомендації для банків щодо вибору найкращого місця розташування.

Література

1. Батыршин И.З.: Общий взгляд на основные черты и направления развития нечеткой логики Л. Заде, // Новости искусственного интеллекта. №2-3 (44-45). 2001. С.25-27.
2. Бессмертный И.А. Искусственный интеллект. Учебное пособие. СПб: СПбГУИТМО, 2010. 132с.
3. Бондарев В.Н., Аде Ф.Г.: Искусственный интеллект. – Изд. СевНТУ. 2002. 615 с.

4. Букатова И.Л., Ю.И. Михасев, А.М. Шаров: Эвоинформатика. Теория и практика эволюционного моделирования. Москва. Изд.Наука. 1991. 206 с.
5. Васильев В.И., Ильясов Б.Г.: Интеллектуальные системы управления с использованием нейронных сетей. – изд. УГАТУ. – Уфа. 1997. 92 с.
6. Волкович В.Л. (под ред.): «Проблемы создания интеллектуальных систем поддержки принятия решений». Киев. 1990.
7. Вороновский Г.К., Махотило К.В., Петрашев, Сергеев С.А.: Генетические алгоритмы. – искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности, Харьков. Основа. 1997. 212 с.
8. Зайченко Е.Ю., Зайченко Ю.П. Сети с технологией MPLS: Моделирование, анализ и оптимизация. К.: НТУУ «КПИ», 2008. 240 с.