

Кисіль Т. М.,

асистент кафедри інформатики та системології,
ДВНЗ «КНЕУ імені Вадима Гетьмана»

Kysil T. M.,

Assistant Professor of Informatics and Systemology,
SHEI KNEU named after V. Hetman

АЛГОРИТМ ФУНКЦІОНУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ БАНКІВСЬКОЇ СИСТЕМИ

OPERATION ALGORITHM OF INTELLECTUAL BANK SYSTEM

Анотація. У даній статті розглянуто алгоритм функціонування інтелектуальної системи прогнозування оцінки ймовірності банкрутства банківських установ на основі динамічної нормативно-індексної моделі. Запропонований автором адаптований алгоритм функціонування чотиришарового когнітрона Фукушіми в інтелектуальній банківській системі дає можливість підвищити точність нелінійного прогнозування фінансової оцінки ймовірності банкрутства банківських установ різних груп і різних форм власності на майбутній звітний період із врахуванням досвіду роботи інших банківських установ на основі їх фінансової діяльності за минулі звітні періоди, що дозволить оптимально визначити фінансовий стан банкрутства, забезпечити ефективне прийняття рішень на майбутні звітні періоди.

Новими науковими результатами публікації є реалізований в інтелектуальній системі алгоритм зворотного поширення помилки прихованих прошарків і формування, в них, п'яти конкурентних областей, в яких генеруються вихідні функції активації та встановлюють фактичну реакцією на вибірку вхідних показників. Реалізований автором алгоритм самонавчання інтелектуальної системи значно підвищує результати прогнозування оцінки ймовірності банкрутства проводиться підбір абсолютних та відносних показників з метою визначення нормативних співвідношень між темпами зростання, розрахунку інтегрального показника ймовірності банкрутства та рівня банкрутства за трьома групами ризику за рахунок впроваджених середньоквадратичних функції активації в областях конкуренції прихованих прошарків і максимальній функції втрат результативного вихідного прошарку.

Проведене наукове дослідження та отримані результати підтверджують ефективність алгоритму функціонування інтелектуальної банківської системи за впровадженими автором етапами: зберігання, обробки та видачі інформації, а також прогнозування станів банкрутства залежно від стану вхідних і вихідних показників, проміжних і загальних результатів, як на ранніх, так і кінцевих стадіях виявлення банкрутства.

Ключові слова: оцінка ймовірності банкрутства; прогнозування показників; нормативно-індексна модель; інтелектуальна банківська система; штучний нейрон; навчання когнітрону Фукушіми; навчальна вибірка; алгоритм прямого поширення помилки; алгоритм зворотного поширення помилки; область конкуренції; функція активації; функція втрат; середньоквадратична функція втрат; максимальна функція втрат.

Abstract. In this article the operational algorithm of intellectual system namely forecasting of estimated assessment of the probability of bankruptcy of bank establishments on the basis of the dynamic normative index model is presented. The author's proposed algorithm for the operation of Fukushima's four-layer cognitron in the intellectual banking system makes it possible to increase the accuracy of nonlinear forecasting of financial estimates of bankruptcy probability of banking institutions of different groups and different forms of ownership for the future reporting period, which will optimally determine the financial condition of bankruptcy, to ensure effective decision-making for future reporting periods.

The new scientific results of this publication is realized in the intellectual system of inversely propagate the error of hidden layers and forming, also, there are five competing areas in them, in which the initial activation functions are generated and set the actual response to the sample input. The realized by author self-learning algorithm of intellectual system significantly increases the results of forecasting the assessment of the probability of bankruptcy. There is the selection of absolute and relative indicators in order to determine the normative ratios between growth rates, the calculation of integral indicator of the probability of bankruptcy and the layers of bankruptcy for three risk groups due to introduced standard squares activation functions in areas of competition of hidden layers and maximum loss function of the effective source layer.

The science research was made and the obtained results confirm the effectiveness of the algorithm of the intellectual banking system at the stages introduced by the author: storage, processing and issuance of information, as well as forecasting bankruptcy depending on the state of inputs and outputs, intermediate and overall results, both early and final stages of bankruptcy detection.

Keywords: assessment of the probability of bankruptcy; forecasting indicators; normative index model; intellectual bank system; artificial neuron; Fukushima's cognitron education; training sample; direct error propagation algorithm; the algorithm of inversely propagate of the error; area of competition; activation function; loss function; standard squares loss function; maximum loss function.

Постановка проблеми у загальному вигляді. Одним із напрямків розвитку в області штучного інтелекту є інтелектуальні інформаційні системи (ІС), які ефективно застосовують при прийнятті рішень низько формалізованих задач враховуючи нечітко виражені фактори: економічні, політичні, соціальні, тощо. За останні роки інтенсивним став розвиток інтелектуальних банківських систем (ІБС), в яких реалізуються діагностика економічних та фінансових станів діяльності, плани стратегічного розвитку та антикризового управління з вибором оптимальних рішень економічного та інвестиційного аналізу, оцінки ризиків і загрозливих станів банкрутства.

Основною проблемою при реалізації ІБС постає проблема вибору ефективних рішень на основі виявлених функціональних або логічних закономірностей за сформованими результатами фінансової діяльності та прийняттям подальших оптимальних рішень. Впроваджені банківські системи реалізують високий рівень автоматизації процесів підготовки інформації для прийняття рішень, але

не забезпечені достатнім інтелектуальним рівнем у прийнятті оптимальних рішень. Тому перед автором постає проблема розробки ефективного функціонування інтелектуальної банківської системи, яка буде виявляти оцінку ймовірності банкрутства банківських установ, визначення прогнозованих її значень на майбутні періоди та, за їх результатами, формування системи інтерпретацій знань.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Аналіз різних джерел показав, що на даний момент немає чіткого і однозначного методу реалізації інтелектуальної банківської системи. Авторами [5, 6, 7] розроблено та запроваджено різні методи та моделі штучного інтелекту з урахуванням специфіки предметної області дослідження та, залежно, від стану зовнішнього середовища ситуаційної задачі. При дослідженні банківського сектору проводиться інтелектуальний аналіз даних фінансових установ функціональні можливості систем. У зарубіжних банках впроваджують рободвайзери, які консультують клієнтів та асистують керівникам при обробці персональних профілів клієнтів, забезпечують обробку та аналіз даних для побудови моделей кредитного ризику, що прогнозують ймовірність рівня дефолту.

Для реалізації таких систем використовуються моделі та методи нейронних мереж, засновані на адаптованих алгоритмах самонавчання: прямого та зворотного поширення помилки, переважно більшістю вітчизняних і зарубіжних вчених. У праці автора [2] запропоновано модель інтелектуальної банківської системи, яка визначатиме загрозливі стани банкрутства вітчизняних банків, а для її ефективного функціонування виникає необхідність розробки адаптованого алгоритму при прийнятті фінансових стратегій інтелектуального розвитку.

Виділення невіршених раніше задач. При впровадженні інтелектуальна банківська система повинна характеризуватися за наступними ознаками: вмінням вирішувати складні низько формалізовані завдання; здатністю до самонавчання; адаптивністю та здібністю до прийняття комунікативних управлінських рішень. Тому перед автором поставлена задача в реалізації оригінального алгоритму, який буде надавати рішення залежно від конкретного ситуаційного плану, забезпечуючи динамічність вихідних даних і формування набутого, в процесі функціонування, інтелекту.

Формулювання цілей статті. Для ефективного функціонування інтелектуальної банківської системи перед автором поставлена проблема реалізації алгоритму, який буде задовольняти: фу-

нкціонування в процесі обробки з невизначеними або динамічними даними, коли методи обробки можуть змінюватися і уточнюватися по мірі надходження нових даних; приймати рішення, коли, залежно від показників, є не чітко виражені класи в класифікації станів банкрутства; здатність системи до самонавчання та вибору знань за накопиченим досвідом сформованих конкретних ситуаційних планів; можливість використання інформації, з наявних баз даних, що дозволить зменшити обсяги пошуку датасетів при прийнятті оптимальних рішень; бути здатною до аддуктивних висновків (висновків за аналогією); здатністю надавати рекомендації; своєчасно попереджати про загрозові ситуації, які можуть призводити до можливих станів банкрутства.

Виклад основного матеріалу. За попередніми дослідженнями автора [2], яким було запропоновано архітектуру інтелектуальної банківської системи, виникає необхідність впровадження алгоритму ІБС за такими етапами функціонування:

Етап 1. Розрахунок оцінки ймовірності банкрутства на основі динамічної нормативно-індексної моделі. На даному етапі в інтелектуальній системі розраховується комплексна оцінка ймовірності банкрутств кожної банківської установи різних груп і форм власності на основі модернізованої нормативно-індексної моделі з врахуванням абсолютних і відносних показників, які формуються за результатами поданої фінансової звітності. За відібраними коефіцієнтами та показниками фінансових станів банківських установ визначаються та зберігаються в базі даних: результати розрахунків економічної інтерпретації співвідношень між темпами зростання показників за різні звітні періоди; матриця фактичних преференцій залежно від еталонних преференцій за співвідношенням показників, що включені до моделі; результати розрахунків інтегральних показників і визначення рівнів ймовірності банкрутств банків за минулі та поточні періоди [1].

Сформована в базі даних навчальна вибірка (датасет) є основою для функціонування алгоритму самонавчання організованого в системі когнітрону, завдяки якому буде здійснюватися прогноз на майбутні звітні періоди.

Етап 2. Прогнозування оцінки ймовірності банкрутства кожної банківської установи. На даному етапі здійснюється прогноз оцінки ймовірності банкрутства на майбутній звітний період по кожній банківській установі. Прогнозні значення визначаються в моделі чотирьохшарового когнітрону Фукушіми [2], штучна мережа, якого складається з чотирьох компонентів:

— вхідний прошарок;

- приховані (обчислювані прошарки);
- вихідний прошарок.

Для кожного прошарку в мережі формально описано штучний нейрон N_a за формулою:

$$N_a = \sum_{i=1}^n (x_i w_i) + f_a.$$

де x_i — вхідні дані обраних показників за фінансовою звітністю банку [1];

w_i — сигнали синаптичного зв'язку, що надходять від інших активних нейронів мережі;

f_a — функція активації.

Структуру когнітрона складають штучні нейрони двох типів:

— збудливі N_{a_3} , які визначаються за формулою:

$$N_{a_3} = \sum_{j=1}^n a_{3j} w_{a_{3j}},$$

де a_{3j} — збудливі входи j -го нейрона;

$w_{a_{3j}}$ — збудливі сигнали синаптичного зв'язку, що надходять від j -тих збудливих нейронів у вхідному прошарку.

— гальмівні N_{a_r} , описані формулою:

$$N_{a_r} = \sum_{j=1}^n a_{rj} w_{a_{rj}},$$

де a_{rj} — гальмівні входи j -го нейрона;

$w_{a_{rj}}$ — гальмівні сигнали синаптичного зв'язку, що надходять від j -тих гальмівних нейронів у вхідному прошарку;

По значенням N_{a_3} та N_{a_r} визначається вихідний вектор $f_{N_{a_i}}$ i -тих нейронів вхідного прошарку за формулою:

$$f_{N_{a_i}} = \frac{1+N_{a_3}}{1+N_{a_r}} - 1.$$

Вихідний вектор нейрона вхідного прошарку встановлюється $f_N = w_N$, в тому випадку, коли $f_{N_{a_i}} > 0$. Інакше – вихідний вектор рівний $f_N = 0$.

Гальмівні та збудливі нейрони передаються до прихованого прошарку [2] по 5-ти групах ризику [4] до відповідних областей

конкуренції (А, В, С, D, E). У межах кожної групи проходить навчання мережі за алгоритмом зворотного поширення помилки, який передбачає два проходи по всіх її прошарках: прямий і зворотній.

При прямому проході вхідний вектор подається на вхідний прошарок нейронної мережі, після чого поширюється по мережі від прошарку до прошарку. В результаті генерується набір вихідних векторів. Під час прямого проходу всі синаптичні сигнали мережі фіксовані.

Під час зворотного проходу всі синаптичні сигнали формують сигнал помилки [3], після чого налаштовується фактичний вихід відповідно до корекції розрахованої помилки. Цей сигнал, при навчанні, поширюється по мережі в напрямку, зворотному напрямку синаптичних зв'язків. Вихідні синаптичні сигнали налаштовуються до максимально наближених прогнозованих значень оцінки ймовірності банкрутства. Даний алгоритм передбачає такі кроки навчання мережі:

1 крок: на входи когнітрону подаються значення з навчальної вибірки на відповідні виходи конкурентних областей.

2 крок (прямий прохід навчання): обчислення в циклах виходів на всіх прошарках і отримання вихідних значень кожної конкурентної області прихованих прошарків при $f_{a_j}^0 = x_j$, $f_0^{k-1} = 0$, $x_0 = 1$ розраховується, як:

$$f_{N_{a_i}}^k = f_a(\sum_{j=0}^{N_{a_i}-1} w_{ij}^k \cdot f_{N_{a_i}}^k),$$

де f_N^k — вихід i -го нейрона k -го прошарку;

f_a — функція активації конкурентної області;

w_{ij}^k — синаптичний зв'язок між j -тим нейроном пов'язаної області прошарку $k-1$ та i -тим нейроном прихованого прошарку;

k, x_i — вхідні значення навчальної вибірки.

3 крок (зворотній прохід навчання): зміна сигналів синаптичних зв'язків в циклах за формулами:

$$w_{ij}^k(t+1) = w_{ij}^k(t) + \eta \cdot \delta_i^k \cdot f_{a_j}^{k-1},$$

— для прихованих прошарків когнітрона:

$$\delta_i^k = f_{a_i} \cdot (1 - f_{a_i}) \cdot \sum_{i=1}^{N_{a_{k+1}}} \delta_i^{k+1} \cdot w_i^{k+1},$$

— для вихідного прошарку когнітрона:

$$\delta_i^k = (d_i - f_{a_i}) \cdot f_{a_i}(1 - f_{a_i}),$$

де t — номер поточної звітної періоду за циклом навчальної вибірки;

η — коефіцієнт навчання, заданий в інтервалі від 0 до 1;

$f_{a_i}^k$ — виходи i -того нейрона k -го прошарку;

w_{ji}^k — синаптичний зв'язок між j -тим нейроном прошарку $k-1$ та i -тим нейроном прошарку k ;

d_i — допустиме вихідне значення на i -му нейроні;

f_{a_i} — прогнозоване значення на i -го нейрона вихідного прошарку.

Вихідні дані з прихованого прошарку передаються через нелінійну функцію активації для отримання вихідного значення когнітрону:

$$f_a = f_{a_n}(f_{a_1}, f_{a_2}, f_{a_3}, f_{a_4}, f_{a_5}).$$

Розрахована функція активації задає зміщення в областях конкуренції прихованих прошарків і визначає форму її базової в наборі заданих даних при частковому збігу в порівнянні з розрахованою вихідною функцією.

4 крок: перевірка умови в процесі навчання (визначення функцій втрат та / або перевірка заданої кількості періодів). Якщо навчання не завершено, то повторно виконується 1 крок, інакше — закінчується процес навчання. Похибка (рис. 1) розраховується, як середньоквадратична функція [2—4] та обчислюється за формулою:

$$\varepsilon = \frac{1}{q} \cdot \sum_{q=1}^q \sum_{i=1}^{N_a} (d_i - f_{a_i})^2,$$

де q — загальне кількість вибірки даних;

N_a — кількість нейронів вихідного прошарку;

d_i — допустиме вихідне значення на i -го нейрона;

f_{a_i} — прогнозоване значення на i -го нейрона вихідного прошарку.

За результатами розрахованої середньоквадратичної функції активації (activation function) визначаються ті активні нейрони, які будуть передані до вихідного прошарку (рис. 1).

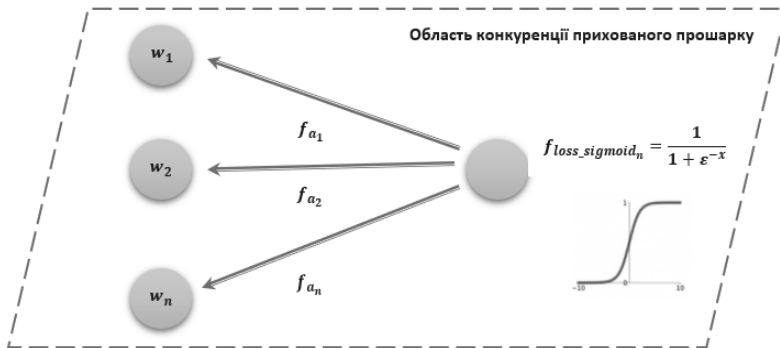


Рис. 1. Алгоритм навчання зворотного поширення помилки прихованих прошарків

При формуванні результатів в областях конкуренції можливий випадок, коли активованими в областях конкуренції виявляються кілька нейронів. У такому випадку можливе визначення значень активованих нейронів за відсотковим співвідношенням (наприклад, $f_{a_1}=25\%$; $f_{a_2}=50\%$; $f_{a_3}=75\%$ і т. д.). У такому випадку визначається нейрон з найбільшим значенням активаційної функції f_{loss_max} , що визначається за формулою:

$$f_{loss_max} = \max(\sum_{i=1}^n w_i x_i + f_{a_i}).$$

У цьому випадку застосована в алгоритмі функція втрат (loss function) мінімізує помилку двоїстості та достовірно визначає належність до відповідної групи ризику банкрутства. Таким чином, завдяки впровадженій в алгоритмі навчання функції втрат значно підвищується точність прогнозованої оцінки ймовірності банкрутства для кожної банківської установи, задіяної в інтелектуальній системі.

Етап 3. Формування інтелектуальної БД за результатами прогнозування. На даному етапі проходить формування інтелектуальної бази даних у системі для збереження прогнозованих значень по кожній банківській установі на майбутній звітний період. При формуванні проміжних результатів прогнозування, дані можуть не зберігатись в БД, а враховуватись у навчальній вибірці при прогнозуванні наступних проміжних результатів. Така організація БД надає можливість виконання процесу перенавчання в інтелектуальній системі [5].

Перенавчання (*overfitting*) надає перевагу моделі ефективно визначати класи належності за станом банкрутства за навчальною вибіркою, адаптуючись до ситуаційних планів та узагальнюючи навчальну вибірку. При цьому здійснюється запит у БД до інформації належної групи ризику та рівня загрози банкрутства, що значно підвищує швидкість самонавчання в інтелектуальній системі. Процес перенавчання реалізується у системі по методу виключення (*dropout*) та враховує проміжні результати прогнозування інших банків, за досвідом їх фінансової діяльності.

Етап 4. Формування в базі знань системи придбання знань та пояснення прийнятих інтелектуальних рішень. Задіяна в системі база знань [6], служить для представлення евристичної та фактологічної інформації у формі експертних рекомендацій, які будуть надаватись системою у процесі фінансової діяльності конкретному банку. У базі знань ІБС інтегруються знання по реалізації допустимих ситуаційних планів при прийнятті експертних рішень. База знань інтелектуальної системи [7] поділена на:

— *систему придбання знань* забезпечує процес формалізації знань експерта та поповнення бази знань, які набуті при самонавчанні ІБС;

— *система пояснення рішення* протоколює роботу системи, інтерпретуючи певні знань і видає їх користувачам у формі логічних висновків.

Така організація бази знань дозволяє користувачам прийняти стратегічні рішення.

Етап 5. Організація діалогової системи (dialogsystem). На даному етапі виникає необхідність організації діалогової системи за наступними методами логічних міркувань:

1) *дедукція* — міркування від складного до простого, проходить формування приватного правила на основі загально-прийнятого правила.

2) *індукція* — міркування від простого до складного, в яких на основі приватного досвіду синтезуються загальні правила.

3) *аналогія* — міркування на основі минулого досвіду, який набувається в процесі функціонування системи, формується прихована (неявна) закономірність, яка притаманна іншим об'єктам, задіяних в системі.

Висновки за виконаним дослідженням. У результаті сформованого алгоритму інтелектуальна банківська система задовольняє такі умови: значно підвищується точність прогнозованих оцінок ймовірності банкрутства банківських установ і достовірно встано-

влюється приналежність до певної групи банкрутства; завдяки запровадженним функціям активації та функції втрат, чітко формуються прогнозовані проміжні та кінцеві результати (максимально мінімізуються фактичні розраховані дані до прогнозованих); впроваджена в системі інтелектуальна база даних підвищує швидкість навчання системи; представлена структура бази знань своєчасно запропонує чітке рішення об'єктам дослідження та застрахує їх від загрозливих станів банкрутства.

Відзначимо, що повноцінно дана інтелектуальна система функціонувати не зможе без ефективної експертної бази знань. Подальші наукові розробки та дослідження будуть присвячені саме питанням розробки інтелектуальної бази знань в ІБС, яка в змозі буде забезпечити на якісному експертному рівні взаємодію користувача з об'єктом дослідження.

Бібліографічні посилання

1. Домінова І. В., Кисіль Т.М., Оцінка та прогнозування ймовірності банкрутства банківських установ України // Моделювання та інформаційні системи в економіці: зб. наук. пр. — Київ: КНЕУ, 2020. — Вип. №99, — С. 123–134
2. Кисіль Т. М. Архітектура когнітрона в інтелектуальній банківській системі // Моделювання та інформаційні системи в економіці: зб. наук. пр. — Київ: КНЕУ, 2019. — Вип. №98, — С. 123–134.
3. Кисіль Т. М. Нейросистеми та фінансові ринки: прийняття рішень в торгових операціях // Моделювання та інформаційні системи в економіці: зб. наук. пр. — Київ: КНЕУ, 2010 — Вип. №82 — С. 47–64.
4. Кисиль Т. Н. Оценка и прогнозирование стрессоустойчивости коммерческих банков // Инновационная экономика и менеджмент: Методы и технологии: Сборник материалов II Международной научно-практической конференции, Москва, 26 октября 2017 г. МГУ имени М.В. Ломоносова / Под ред. О.А. Косорукова, В. В. Печковской, С. А. Красильникова. — М.: Издательство «Аспект Пресс», 2018. — С. 193–196.
5. Роберт Левин, Диана Дранг. Практическое введение в технологию искусственного интеллекта и экспертных систем с примерами. /Пер. с англ. М.Л.Сальникова, Ю.В. Сальниковой. — М.: Мир, 2000. — 160 с.
6. Романов, В.П. Интеллектуальные информационные системы в экономике: Учебное пособие. — «Экзамен», 2003. — 496 с. 2.
7. Гаврилова, Т.А., Хорошевский, С.В. Базы знаний интеллектуальных систем: учебное пособие. — СПб.: Питер, 2006. — 382 с.

Статтю подано до редакції 06.11.2020