

*Степурина С. О.*  
*к.е.н., доц. ХНЕУ ім. С. Кузнеця (м. Харків)*  
*e-mail: sv\_stepurina@ukr.net*

## **НЕЙРОСІТЬОВА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВОЇ КРИЗИ ПІДПРИЄМСТВА**

**Анотація.** Діяльність будь-якого підприємства характеризується високим рівнем динамічності, наявністю великого та безперервного інформаційного потоку, піддається різноманітним зовнішнім слабо прогнозованим впливам та різноспрямованій взаємодії із контактними аудиторіями. Неадекватне прогнозування цих та інших аспектів діяльності підприємства є однією з причин вагомих фінансових втрат та, як наслідок, фінансової кризи підприємства. У зв'язку з цим найважливішим завданням є синтез різних видів аналізу фінансового стану підприємства та використання систем підтримки прийняття рішень.

**Ключові слова:** фінансова криза, кризовий стан підприємства, нейронна мережа, багатошаровий перцептрон, розпізнавання, прогнозування, байєсовський алгоритм, бінарний відгук.

Формул: 4; Рис.: 2, табл.: 3, бібл.: 11

*Степурина С. А.*  
*к.е.н., доц. ХНЭУ им. С. Кузнеця (г. Харьков)*  
*e-mail: sv\_stepurina@ukr.net*

## **НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ФИНАНСОВОГО КРИЗИСА ПРЕДПРИЯТИЯ**

**Аннотация.** Деятельность любого предприятия характеризуется высоким уровнем динамичности, наличием большого и непрерывного информационного потока, подвергается разнообразным внешним слабо прогнозируемым воздействиям и разнонаправленному взаимодействию с контактными аудиториями. Неадекватное прогнозирование этих и других аспектов деятельности предприятия является одной из причин весомых финансовых потерь и, как следствие, финансового кризиса предприятия. В связи с этим важнейшей задачей является синтез различных видов анализа финансового состояния предприятия и использования систем поддержки принятия решений.

**Ключевые слова:** финансовый кризис, кризисное состояние предприятия, нейронная сеть, многослойный перцептрон, распознавание, прогнозирование, байесовский алгоритм, бинарный отзыв.

**JEL classification:** P 42, P 43.

Формул: 4; Рис.: 2, табл.: 3, бібл.: 11

*Stepurina S. O.*  
*PhD, Associate professor, Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics*  
*e-mail: sv\_stepurina@ukr.net*

## **NEURAL NETWORK PREDICTION MODEL COMPANY FINANCIAL CRISIS**

**Abstract.** Activity of any enterprise characterized by high dynamism, the presence of a large and continuous flow of information, subject to various external influences weakly predictable and multidirectional interaction with contact audiences. Inadequate dosage of the forecast, these and other aspects of the company is one cause significant financial losses and, as a result of the financial crisis the company. In this regard, the most important task is the synthesis of different types of financial analysis of the enterprise and use of decision support systems.

**Keywords:** financial crisis, crisis state enterprise, a neural network, multilayer perceptron, detection, prediction, Bayesian algorithm, the binary review

Formulas: 4, fig.: 2, tabl.: 3, bibl.: 11.

Для застосування методики нейросітьового прогнозування фінансової кризи підприємства доцільно використання штучних нейронних мереж, тобто сукупності моделей біологічних нейронних мереж, які представляють собою мережу елементів – штучних нейронів, пов'язаних між собою синаптичними об'єднаннями.

Мережа обробляє вхідну інформацію і в процесі зміни свого стану в часі формує сукупність вихідних сигналів. Робота мережі полягає в перетворенні вхідних сигналів в часі, в результаті чого змінюється внутрішній стан мережі і формуються вихідні впливи.

Зазвичай штучна нейронна мережа оперує цифровими, а не символічними величинами. Найважливішим поняттям в теорії нейронних мереж є перцептрон. Аналіз літературних джерел дозволив зробити висновок про те, що саме тлумачення терміна «перцептрон» зазнало змін у зв'язку з розвитком теорії нейронних мереж, і зараз в науковій літературі наводяться різні його трактування. В економічному підході під перцептроном прийнято використовувати визначення, надане Хайкіном С.: «мережу, що складається з багатьох сенсорних елементів (вхідних вузлів або вузлів джерела), які утворюють вхідний шар; одного або декількох прихованих шарів обчислювальних нейронів і одного вихідного шару нейронів» [8].

З метою прогнозування економічних процесів можливо використання моделей штучних нейронних мереж таких типів:

1) одношаровий перцептрон – це перцептрон, у якого тільки один обчислювальний шар;

2) багатошаровий перцептрон – це перцептрон, у якого кількість обчислювальних шарів перевищує 1.

Найпростіший класичний перцептрон містить нейроподібні елементи трьох типів, призначення яких в цілому відповідає нейронам рефлекторної нейронної мережі. S-елементи формують сітківку сенсорних клітин, що приймають бінарні сигнали від зовнішнього середовища. Далі сигнали надходять в шар асоціативних або A-елементів. Тільки асоціативні елементи, що представляють собою формальні нейрони, виконують нелінійну обробку інформації та мають ваги зв'язків, що змінюються. R-елементи з фіксованими вагами формують сигнал реакції перцептрона на вхідний стимул.

Одношаровий персептрон має такі найважливіші властивості:

- 1) лінійність;
- 2) здатність до навчання;
- 3) простота персептрону як різновиду пристрою для паралельних обчислень.

Саме тому при використанні одношарового персептрона, наприклад, бази даних структури аналізованого підприємства, доцільно отримати адекватну систему прогнозування можливості виникнення кризової ситуації, дослідивши залежність прогнозованої величини від незалежних змінних. Облік або неврахування системою зовнішніх параметрів буде визначатися включенням або виключенням відповідного входу в нейронну мережу.

Проста система є більш адаптивною для отримання більш точних прогнозів, але, на думку Уоссермена Ф., саме багатошарові мережі мають більше можливостей, ніж одношарові, і за останні роки було розроблено ефективні алгоритми їхнього навчання [6].

Побудова нейронної мережі на основі множинної регресії є недоцільною, тому що ускладнює модель, збільшує суб'єктивність її вибору та зменшує гнучкість, налаштування і масштабованість прогнозованої моделі.

Побудова нейросітьової моделі відбувається адаптивно під час навчання, без участі дослідника. При цьому в загальному випадку нейронній мережі пред'являються приклади з бази даних, і вона підлаштовується під ці дані. Однак дослідник може з самого початку скористатися будь-яким алгоритмом визначення важливості, наприклад, використовуючи нейронну мережу із загальною регресією і генетичним підстроюванням, і відразу визначити значущість вхідних змінних, з метою виключення з розгляду факторів, які несуттєво впливають на результуючу ознаку.

Недоліком нейронних мереж є їх недетермінованість, тобто те, що після навчання є «чорний ящик», який деяким чином працює, але логіка прийняття рішень нейромережею абсолютно прихована від дослідника. Існують алгоритми «вилучення знань з нейронної мережі», які формалізують навчену нейронну мережу до списку логічних правил, тим самим створюючи на її основі експертну систему, але ж ці алгоритми не вбудовуються в нейромережеві пакети програмного забезпечення, до того ж набори правил, що генеруються такими алгоритмами, досить об'ємні. Також істотним недоліком нейронних мереж є потреба у великому масиві ретроспективної інформації для якісного навчання розробленої нейросистеми. Але незважаючи на ці недоліки, інструментарій нейронних мереж є досить ефективним і таким, що дає найкращі результати при виконанні деяких умов.

Розглянемо підхід до прогнозування фінансової кризи підприємства на основі так званої «байєсівської» методології, заснованої на використанні нейронних мереж. Як інструмент моделювання пропонується використовувати модель бінарного відгуку. Подібний вибір обумовлено тим, що такі моделі принципово відрізняються від класичних регресійних та дискримінантних моделей рядом позитивних властивостей [1]:

1) в моделях бінарного відгуку не потрібно дотримання умови підпорядкування змінних багатовимірному нормальному закону розподілу;

2) модель бінарного відгуку може враховувати нелінійну залежність вихідної величини від вхідних факторів;

3) на відміну від дискримінантних моделей, модель бінарного відгуку визначає конкретну ймовірність настання кризового стану, тобто відсутні зони невизначеності, коли неможливо ідентифікувати клас кризи підприємства, що досліджується.

Як показник  $\tilde{Y}$ , що моделюється, розглянемо ймовірність того, що при заданих значеннях вхідних показників,  $i$ -те підприємство опиниться у кризовому стані:  $\vec{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$ .

Задаємо залежність:  $\tilde{y}_i(\vec{x}_i) \equiv P(y_i = m) = F(\vec{b}^T \cdot \vec{x})$ ,  $m = \{1; 0\}$ , де  $F(\cdot)$  – інтегральна нормалізована функція розподілу Лапласа [5].

Тоді попередній вираз можна записати у вигляді:

$$\tilde{y}_i(\vec{x}_i) \equiv P(y_i = 1) = \Phi(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^u e^{-\frac{z^2}{2}} dz. \quad (1)$$

Для відновлення залежності  $u = \Phi^{-1}(\tilde{y}_i)$  доцільно використати нейросітєве моделювання, у результаті чого отримаємо:

$$P(y_{i^*} = 1) = \Phi(\hat{u}_{i^*}), \quad (2)$$

де  $P(y_{i^*} = 1)$  – значення ймовірностей підприємства під номером  $i^*$  класифікується згідно правилу: якщо  $P(y_{i^*} = 1) > 0,2$ , то підприємство відноситься до класу кризових, у протилежному випадку воно визнається платоспроможним (надійним).

Процес побудови нейросітєвої моделі діагностики фінансової кризи підприємства можна представити у вигляді такої алгоритмічної моделі:

1. Формується декілька множин показників-індикаторів фінансової кризи підприємства, які відрізняються між собою набором змінних:

$$H_k = \langle \vec{X}_j, Y \rangle, j = \overline{1, N_{H_k}}, k = \overline{1, G}, \quad (3)$$

де  $N_{H_k}$  – кількість незалежних змінних  $X_j$  у множині показників-індикаторів  $H_k$ ;

$G$  – кількість альтернативних множин показників. При цьому заздалегідь невідомо, яка з множин найкращим чином підходить для діагностики фінансової кризи підприємства.

2. З метою вибору оптимальної множини показників-індикаторів кризового стану підприємства будується допоміжна нейронна мережа, яка навчається на різних наборах даних. Після навчання нейромережі для тестових

даних отримаємо оцінки ймовірностей кризових станів згідно (3) і проведемо класифікацію підприємств, що досліджуються, на кризові та надійні.

При цьому можливі два види помилок. Якщо кризове підприємство було класифіковано як надійне, то це помилка першого роду («пропуск кризи»), якщо, навпаки, надійне підприємство було визначено як кризове, то це помилка другого роду («помилкова тривога») [7]. У більшості випадків, набагато небезпечніші помилки першого роду. З метою формування оптимальної множини показників-індикаторів кризового стану підприємства доцільно використовувати такий критерій [1]:

$$K_{H_k} = N_{H_k}^1 \Gamma_1 - N_{H_k}^2 \Gamma_2 - N_{H_k}^3 \Gamma_3, \quad (4)$$

де  $N_{H_k}^1$  – кількість вірно ідентифікованих підприємств;

$N_{H_k}^2$  – кількість помилок 1-го роду;

$N_{H_k}^3$  – кількість помилок 2-го роду;

$\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3$  – питома вага кожного показника.

3. Відповідно до Байєсова підходу [9] створюється ансамбль нейромереж, що належать до одного класу (тобто набір нейросітьових моделей, що приймає рішення шляхом усереднення результатів роботи окремих моделей). Нейронні мережі, що входять до ансамблю, мають певні відмінності, наприклад, кількість прихованих шарів, нейронів в прихованих шарах і видом функцій активації. Для навчання мереж байєсовського ансамблю використовується система індикаторів класу кризового розвитку підприємства. Якість отриманих нейросітьових моделей є різною, тому після навчання проводиться процедура відсіву, в результаті якої видаляються найменш вдалі нейронні мережі.

В даному дослідженні розглянемо застосування інструментарію нейронних мереж для підприємства ТОВ «Завод». На першому етапі здійснено експрес-діагностику фінансової кризи шляхом застосування методу оцінки фінансових коефіцієнтів, тобто на підставі бухгалтерської звітності оцінено аналітичні показники ліквідності, фінансової стійкості, рентабельності, ділової активності.

Далі, на другому етапі, на підставі розрахованих фінансових показників розраховано інтегральний показник фінансової кризи підприємства (I) з метою подальшого її прогнозування для даного підприємства на деякий період (табл. 1).

Таблиця 1

Період	Значення інтегрального показника (I)	Ідентифікація стадії кризи
$t_1$	0,371	Прихована (латентна) криза
$t_2$	0,542	Гостра (явна) криза
$t_3$	0,74	Гостра (явна) криза
$t_4$	0,377	Прихована (латентна) криза
$t_5$	0,485	Прихована (латентна) криза

t <sub>6</sub>	0,627	Гостра (явна) криза
t <sub>7</sub>	0,816	Гостра (явна) криза
t <sub>8</sub>	0,683	Гостра (явна) криза
t <sub>9</sub>	0,429	Прихована (латентна) криза
t <sub>10</sub>	0,396	Прихована (латентна) криза
t <sub>11</sub>	0,167	Відсутність кризи
t <sub>12</sub>	0,683	Гостра (явна) криза
t <sub>13</sub>	0,575	Гостра (явна) криза
t <sub>14</sub>	0,716	Гостра (явна) криза
t <sub>15</sub>	0,406	Прихована (латентна) криза
t <sub>16</sub>	0,398	Прихована (латентна) криза
t <sub>17</sub>	0,486	Прихована (латентна) криза
t <sub>18</sub>	0,817	Гостра (явна) криза
t <sub>19</sub>	0,185	Відсутність кризи
t <sub>20</sub>	0,218	Прихована (латентна) криза
t <sub>21</sub>	0,435	Прихована (латентна) криза
t <sub>22</sub>	0,789	Гостра (явна) криза

Для ідентифікації стадії фінансової кризи підприємства ТОВ «Завод» використаємо такі граничні значення (табл. 2).

Таблиця 2

Стадії кризи підприємства

Назва стадії кризи	Граничні значення інтегрального показника
Відсутність кризи	[0,001; 0,2]
Прихована (латентна) криза	[0,2; 0,5]
Гостра (явна) криза	[0,55; 1]

Розглянемо ці стадії більш детально.

Відсутність кризи. Криза підприємства як процес знаходить свій початок у фазі потенційної кризи, тобто тільки можливої, але ще не реальної кризи підприємства. І через відсутність достовірних симптомів кризи даний стан підприємства характеризується як квазинормальний, тобто практично як стан у якому постійно перебуває підприємство, і воно дає час/точку відліку виникнення кризи.

Прихована (латентна) криза. Це ще неявна криза, але вона вже почалася, вона проявляється у якісних змінах, у внутрішньому та зовнішньому середовищі організації. При цьому явних симптомів кризи ще немає, що ускладнює її розпізнавання. Прихована стадія кризи – це передкризова стадія. Однак, як правило, це розуміють після того, як підприємство вже потрапило у стадію гострої кризи. Завданням керівництва підприємства є своєчасне

розпізнавання симптомів кризи як можна раніше, для запобігання виникнення гострої кризи.

Гостра (явна) криза. Якщо не вдається приборкати гостру кризу, то підприємство вступає в останню стадію розвитку кризового процесу, що закінчується ліквідацією підприємства. На цьому етапі вимоги для подолання кризи значно перевищують наявний потенціал. Подолання кризового процесу неможливо, особливо через відсутність або невдалі заходів, дій, за екстремальна сильний тиск часу й через посилену інтенсивність спрямованих проти підприємства деструктивних впливів.

Далі, на підставі ряду інтегрального показника фінансової кризи підприємства (I) побудуємо нейросітьову модель прогнозування фінансової кризи підприємства, яка дозволить розробити превентивні антикризові заходи.

Інструментом для побудови моделі обрано інструментарій нейросітьового моделювання. Інші методи виявилися неефективними з таких причин:

часовий ряд показника досить короткий для використання сезонних методів;

даний ряд отриманий в результаті згладжування вихідного, в результаті чого з нього видалені практично всі значущі автокореляції.

Крім того, використання нейронних мереж дозволяє не дотримуватися якоїсь певної сезонної або трендової моделі.

Початкова тенденція зміни інтегрального показника зображена за допомогою графіка (рис. 1).

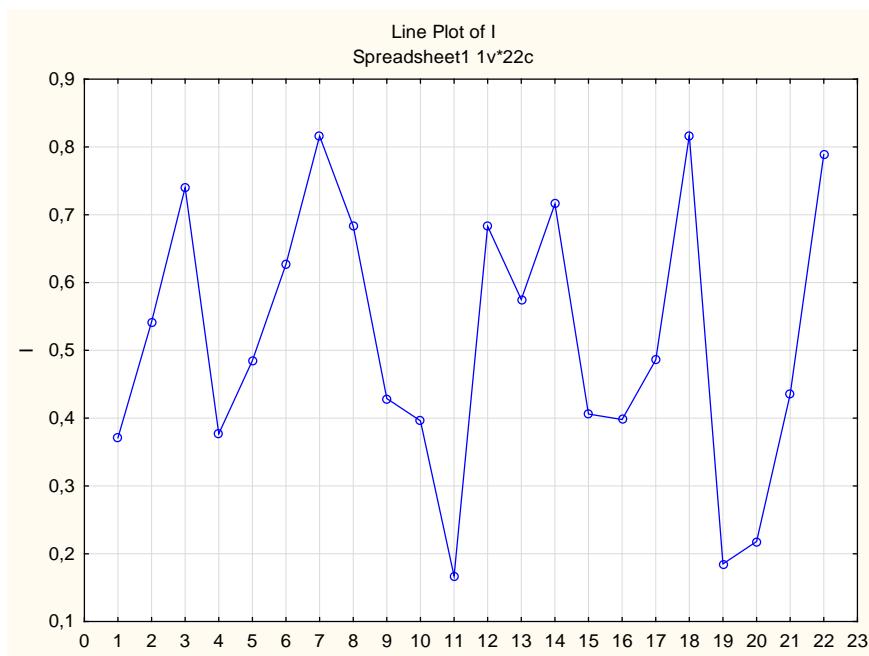


Рис. 1. Початкова тенденція зміни інтегрального показника фінансового стану підприємства «Завод»

Прогнозування тенденції розвитку кризи підприємства за допомогою нейросітьового моделювання здійснено у модулі Automated Neural Networks ППП Statistica.

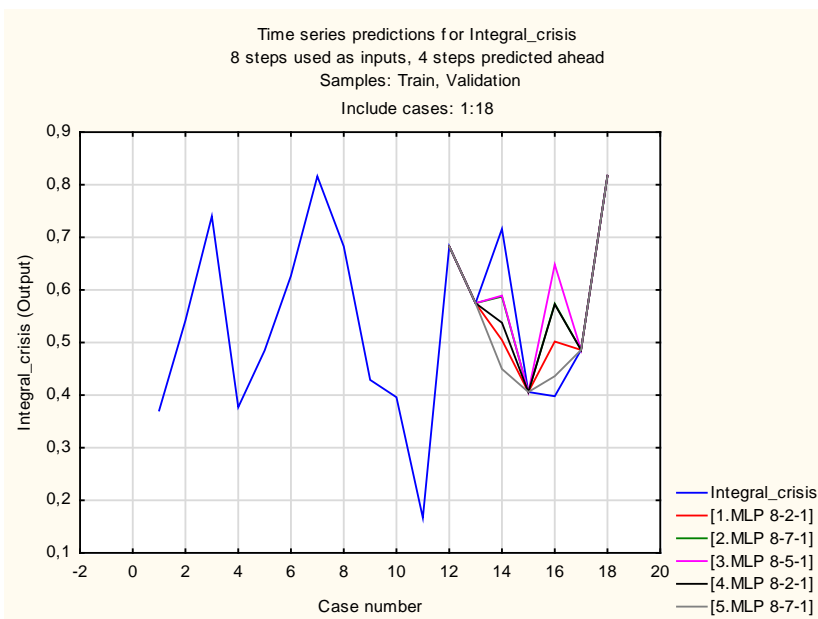
У результаті проведених досліджень побудовано декілька багатошарових перцептронів (MLP) та на їх основі розраховано прогнозні значення інтегрального показника фінансової кризи підприємства на 2 роки, тобто на 8 кварталів (табл. 3).

Таблиця 3

Прогнозні значення інтегрального показника фінансової кризи підприємства

Time series projection for Integral_crisis (Sp 8 steps used as inputs, 4 steps predicted ahead All samples Include cases: 1:18		
Case name	Integral_crisis Target	Integral_crisis(Output) MLP 8-7-1
15	0,406000	0,406000
16	0,398000	0,436199
17	0,486000	0,486000
18	0,817000	0,817000
19		0,778625
20		0,719669
21		0,682985
22		0,527608
23		0,458066
24		0,392213
25		0,334670
26		0,341405

Графічну інтерпретацію результатів досліджень продемонстровано на рис. 2.



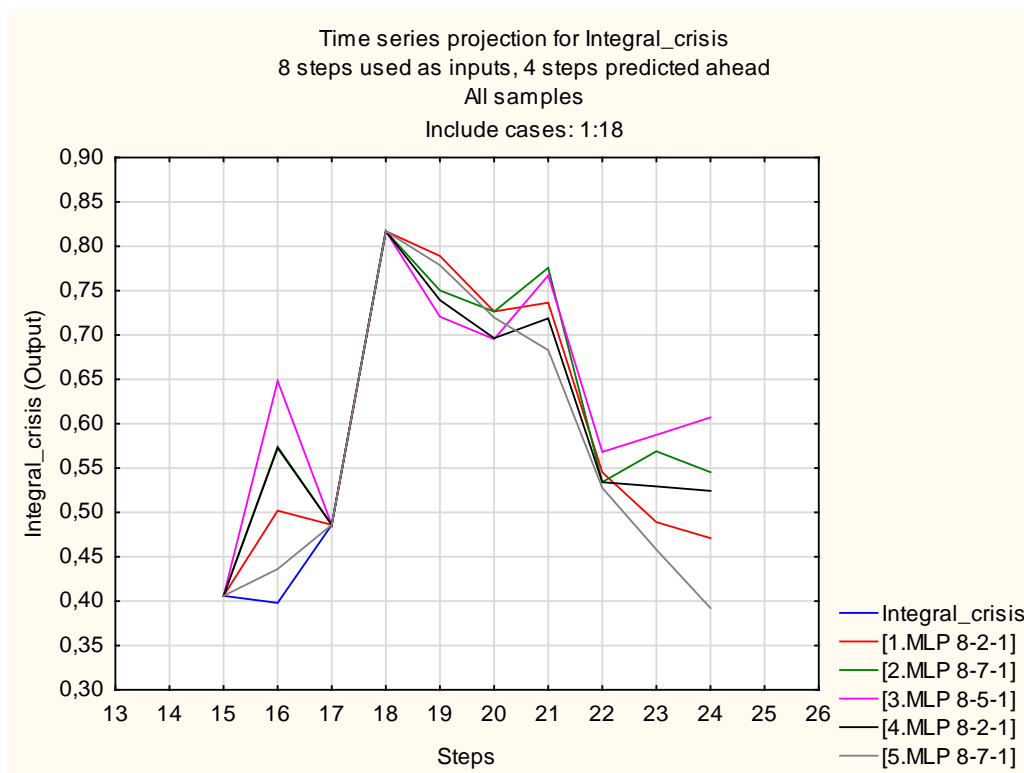


Рис. 2. Графіки прогнозних значень інтегрального показника фінансового стану

**Висновки.** За результатами отриманих прогнозних значень можна зробити висновок про те, що кризові явища на підприємстві мають тенденцію до зниження, і поступово воно входить до стабільної стадії латентної кризи. На підставі даного висновку можливо розробити адекватні превентивні антикризові заходи з метою локалізації кризових тенденцій або повного їх усунення. Таким чином, використання інструментарію нейросітєвого моделювання з метою прогнозування фінансової кризи підприємства є досить актуальним, тому що дозволяє з достатнім ступенем ймовірності прогнозувати тенденцію кризового розвитку підприємства, і, таким чином, вчасно розробляти превентивні антикризові заходи.

#### Література

1. Горбатков, С. А. Приближенный метод байесовской регуляризации и двухступенчатая оценка адекватности гибридной нейросетевой модели налогового контроля [Текст] / С. А. Горбатков, И. И. Белолипецв, С. А. Фархиева. // Научная сессия НИЯУ МИФИ – 2011: XIII Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2011»: Сб. научных трудов – М.: МИФИ, 2011, с. 144-154.
2. Ежов, А. А. Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе [Текст] / А. А. Ежов, С. А. Шумский. – М.: МИФИ, 1998. – 224 с.
3. Когнитивная бизнес-аналитика [Текст] / Под науч. ред. Н.М. Абдикеева. – М.: ИНФРА-М, 2011. – 511 с.

4. Механізм санаційного управління підприємством: засади формування та моделі реалізації: монографія [Текст] / В. С. Пономаренко, О. В. Раєвнєва, С. О. Степурина; Харк. нац. екон. ун-т. – Харків : ІНЖЕК, 2009. – 304 с.
5. Пискунов, Н. С. Дифференциальное и интегральное исчисления для вузов: Учебное пособие для вузов. [Текст] – 13-е изд. В 2т. / Н. С. Пискунов.– М.: Наука, Главная редакция физико-математической литературы, 1985. – Т. 2.-560 с.
6. Уоссермен, Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика [Текст] / Ф. Уоссерме.-М.:Мир, 1992.
7. Фомин, Я. А. Диагностика кризисного состояния предприятия: Учеб. пособие для вузов [Текст] /Я. А. Фомин – М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2003. – 349 с.
8. Хайкин, С. Нейронные сети. Полный курс. [Текст] / С. Хайкин. -2-е изд., испр.: Пер. с англ. – М.: ООО «И. Д. Вильямс», 2006. – 1104 с.
9. Шумский, С.А. Байесова регуляризация обучения [Текст] // Научная сессия МИФИ 2002. IV Научно-техническая конференция «Нейроинформатика - 2002»: Лекции по нейроинформатике. Часть 2. – М.: МИФИ, 2002.
10. Ярушкіна, Н. Г. Основы теории нечетких и гибридных систем [Текст] / Н. Г.Ярушкіна. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 320 с.
11. Т. Kohonen. Self-Organizing Maps (Third Extended Edition). [Text]. New York, 2001, 501 P.

Стаття надійшла до редакції 09.04.2016

© Степурина С. О.

#### References

1. Gorbalkov, S. A., Beloliptsev, I. I., & Farhieva, S. A. (2011). Approximate Bayesian regularization method and a two-stage assessment of the adequacy of the hybrid neural network model of tax control. *Scientific session MEPhI - 2011: XIII All-Russian Scientific and Technical Conference «Neuroinformatics- 2011»*. Moscow: MiFi , 144-154.
2. Ezhov, A. A., & Shumsky, S. A. (1998). *Neurocomputing and its application in economics and business*. - Moscow: MIFI.
3. Abdikeeva, N. M. (Ed.). (2011). *Cognitive business analyst*. Moscow: INFRA-M.
4. Ponomarenko, V. S., Raevnieva, O. V., & Stepurina, S. O. (2009). *Mekhanizm sanatsiinogo upravlinnia pidprijemstvom: zasady formuvannia ta modeli realizatsii*. Kharkiv: INZHEK.
5. Piskunov, N. S. (1985). *Differential and integral calculus for higher technical schools*. (13th ed). Moscow: Science, Home edition of Physical and Mathematical Literature.
6. Wasserman, F. (1992). *Neurocomputing equipment: theory and practice*. Moscow: Mir.
7. Fomin, Y. A. (2003). *Diagnostics crisis state of enterprise*. Moscow: UNITY-DANA.
8. Haykin, S. (2006). *Neural Networks. Full course* (2nd ed). Moscow: ООО "I. D. Williams".
9. Shumsky, S. A. (2002). Bayesian regularization training. *Scientific session of the MiFi 2002. IV Scientific-Technical Conference "Neuroinformatics - 2002"*. Moscow: Moscow Engineering Physics Institute,
10. Yarushkina, N. G. (2004). *Fundamentals of the theory of fuzzy and hybrid systems*. Moscow: Finance and Statistics.
11. Kohonen, T. (2001). *Self-Organizing Maps* (3 rd ed). New York.

Received 09.04.2016

© Stepurina S. O.