

Вудвуд В.В., Шуткевич Т.Н.

Черновицкий торгово-экономический институт
Киевского национального торгово-экономического университета

ПРОБЛЕМЫ ПРОИЗВОДСТВА ПИЩЕВОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ УКРАИНЫ В СОВРЕМЕННЫХ УСЛОВИЯХ ХОЗЯЙСТВОВАНИЯ

Аннотация

В статье проанализированы проблемы производства пищевой промышленности Украины. Рассмотрено производство основных видов пищевой промышленной продукции Украины и динамика объемов производства продукции Черновицкой области за 2011-2013 годы. Указаны основные причины негативных тенденций, влияющих на развитие производства. Также предложены пути увеличения выхода конечной пищевой продукции.

Ключевые слова: пищевая промышленность, производство, продукция, тенденция, развитие.

Vudvud V.V., Shutkevych T.M.

Chernivtsi Institute of Trade and Economics,
Kyiv National University of Trade and Economics

FOOD PRODUCTION PROBLEMS OF UKRAINE IN THE CONTEMPORARY ECONOMY

Summary

This paper analyzes the problems of the food industry in Ukraine. Are considered the output of major food industrial products Ukraine and dynamics of production of Chernivtsi region for the years 2011-2013. These main reasons for the negative trends affecting the development of production. Also proposed ways to increase the yield of food.

Keywords: food processing, manufacturing, products, trend, development.

УДК 336.76

ВДОСКОНАЛЕННЯ СИСТЕМИ ДІАГНОСТИКИ КРИЗОВОГО СТАНУ ПІДПРИЄМСТВА З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЧІТКИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Герасимова О.Л., Орехов Ю.О.

Придніпровська державна академія будівництва та архітектури

Стаття присвячена вирішенню проблеми визначення та усунення кризових явищ в діяльності підприємства. Методика дослідження базувалась на використанні нечітких нейронних мереж з використанням математичного апарату статистики. Розроблено універсальну модель обробки інформації, що дозволяє приймати управлінські рішення з нечіткими правилами. Модель є здатною до «навчання», бо ґрунтується на природному відборі й наслідуванні.

Ключові слова: антикризове управління, банкрутство, інтегральні моделі, економічна діагностика, нейронні мережі, генетичні алгоритми, нечіткі множини.

Постановка проблеми. Кризовий стан більшості підприємств України висуває проблему створення надійного механізму антикризового управління. Такий механізм повинний мати системний характер, спрямований на запобігання або усунення негативних явищ за допомогою розробки і реалізації спеціального програмного комплексу, який повинний мати стратегічний характер, що дозволяє усунути тимчасові ускладнення, зберегти і примножити ринкові позиції підприємства. При такому підході мова про банкрутство підприємства йти не може, оскільки налагоджений управлінський механізм усуває виникаючі проблеми до того моменту, поки вони не прийняли незворотній характер. Суть антикризового управління – прискорена і діюча реакція на істотні зміни зовнішнього середовища на основі заздалегідь ретельно розробленої альтернативи варіантів управлінських рішень, що передбачають різні дії в залежності від ситуації. Антикризове управління повинне санкціонувати введення в дію таких управлінських і фінансових

механізмів, що дозволяють подолати труднощі з найменшими для підприємства витратами. Реальних успіхів в антикризовому управлінні можливо домогтися використовуючи новаторські методи та підходи, оскільки в кожному конкретному випадку необхідні нестандартні рішення.

Використання нейронних мереж для створення моделей динаміки економічних систем, які дозволяють робити прогнози змін в умовах невизначеності, є перспективною сферою наукових досліджень.

Двадцять століття завершилося лавиноподібним зростанням обсягу доступних даних, що призвело до збільшення швидкості їх обробки та передачі, а також місткості запам'ятовуючих пристроїв. Чітко видно, що ці явища не лише взаємопов'язані, але й посилюють одне одного.

Найбільш вражаючою властивістю людського інтелекту є здатність приймати правильні рішення в обстановці неповної і нечіткої інформації. Побудова моделей наближених міркувань людини та використання їх в інтелектуальних комп'ютерних

системах представляє сьогодні один із найперспективніших напрямів розвитку сучасної обчислювальної техніки.

Нейронні мережі, генетичні алгоритми і нечіткі системи доповнюють класичні експертні системи, які вважаються одним з головних напрямів реалізації штучного інтелекту, а також в деяких випадках виконують функції цих систем шляхом реалізації так званих інтелектуальних обчислювальних систем. Робота має актуальну тематику, оскільки присвячена вирішенню задачі визначення та усунення кризових явищ в роботі підприємства за допомогою створення універсальної системи обробки інформації, що об'єднує нейронні мережі, генетичні алгоритми і нечіткі системи, які дозволяють приймати управлінські рішення з нечіткими правилами, власними «людському» способу мислення.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Термін «нейронні мережі» сформувався в середині 50-х років ХХ століття. Основні результати в цій області пов'язані з іменами У. Маккалоха, Д. Хебба, Ф. Розенблатта, М. Мінського, Дж. Хопфілда. Так, наприклад, У.Маккалох і У. Пітс запропонували модель нейрона і сформулювали основні положення теорії функціонування головного мозку. У свою чергу, Д. Хебб висловив ідеї про характер з'єднань нейронів мозку та їх взаємодію, уперше запропонував правила навчання нейронної мережі.

Серед вітчизняних авторів, працюючих в цьому напрямі, слід зазначити роботи Ю. Зайченка [1]. Монографія цього автора присвячена дослідженням й застосуванню систем з нечіткою логікою і нечіткими множин у фінансовій сфері. У ній розглянуті завдання оцінки ризику банкрутства корпорації, а також задача оптимізації інвестиційного портфеля з використанням нечітко-множинного підходу. Проте слід зазначити, що порівняльний аналіз отриманих результатів виконаний з класичним рішенням задачі Марковиця, при цьому автор дещо відійшов від класичних підходів теорії штучних нейронних систем.

Особливий інтерес завжди викликали роботи польських фахівців в області штучних нейронних систем: Р. Тадусевича, Ю. Коробича, Т. Каспшака, Я. Журарди, А. Чихотського, В. Педриша, З. Михалевича. Неоціненний внесок у розвиток здатних до навчання нейронних систем, ґрунтованих на нечіткій логіці, внесли праці Л. Рутковського і С. Ососького [1, 2]. Крім того, Л. Рутковський є організатором Польського товариства нейронних систем, неодноразово проводив Всепольські конференції з нейронних мереж, які внесли значний вклад у розвиток цього напрямку досліджень. Російські автори В. Круглов, В. Борисов також оперують практичним застосуванням наявних розробок в області штучних нейронних мереж.

Виділення не вирішених раніше частин загальної проблеми. Проте, незважаючи на існуючі наукові результати, отримані вказаними й іншими вченими, залишаються невирішеними питання визначення стану економічних систем та їх самоорганізації за допомогою нечітких моделей та методів.

Метою статті є створення інтегральної факторної моделі діагностики банкрутства, яка дозволяє якісно визначити фінансово-економічний стан підприємства з використанням здатних до навчання нечітких нейронних мереж (ННМ) та генетичного алгоритму, що дає можливість подальшого поліпшення основних показників діяльності через здатність системи до навчання та самоорганізації.

Виклад основного матеріалу. У роботі в якості підприємств вибірки були розглянуті п'ять підприємств, які біло визнано банкрутами, а також одне

ефективно працююче підприємство для того, щоб віднести його до 3-го класу некризових підприємств (табл. 1). Для цього використали інформацію електронних джерел: Єдиного державного реєстру судових рішень України та фінансову звітність підприємств Агентства з розвитку інфраструктури фондового ринку України.

Таблиця 1

Підприємства вибірки

№ з/п	Підприємство	Дата визнання банкрутом [9]
1	ВАТ «Краснолуцьке автотранспортне підприємство 10969»	03.09.2009
2	ВАТ «Черкаський Будинок торгівлі»	08.06.2010
3	ЗАТ «Поліграфічне підприємство АПП»	28.12.2009
4	ЗАТ «Тютюн Імпекс»	23.06.2009
5	ЗАТ «Діброва»	08.10.2010
6	ВАТ «Інтерпайп нижньодніпровський трубопрокатний завод»	-

Джерело: [9, 10]

Як функція приналежності була взята узагальнена функція Гауса:

$$\mu_i = \exp \left[- \left(\frac{x-c}{\sigma} \right)^{2b} \right], \quad (1)$$

де c – центр терм-множини, σ – параметр, який відповідає за розмах множини, b – відповідає за кривизну функції.

Для зручності розрахунку значення усіх показників були взяті з коефіцієнтом 100 і точністю 0,01.

Опис використаного в роботі математичного апарату:

Для того, щоб перейти від чітких чисел і понять до понять нечіткої логіки необхідно навчальну вибірку розбити на терм-множини. Після цього ми зможемо оперувати не самими чіткими значеннями чинників, а нечіткими множинами їх значень. Умовно їх можна позначити, як: «Низькі значення», «Значення нижчі середніх», «Середні значення», «Значення вище середніх» і «Високі значення».

На наступному етапі необхідно сформулювати максимально можливу базу правил. Вона являє собою усі можливі комбінації нечітких множин усіх змінних. Виходячи з цього загальна їх кількість складатиме:

$$N = t^m, \quad (2)$$

де N – загальна кількість правил; t – кількість терм-множин змінних; m – кількість змінних, що входять в модель.

Слід зауважити, що ця формула справедлива для випадку рівної кількості терм-множин усіх змінних.

Далі, маючи загальну максимально можливу сукупність правил, ми перевіряємо на збіги з цією базою навчальну вибірку. У разі збігу поточних значень елементу навчальної вибірки з правилом загальної сукупності ми привласнюємо цьому правилу логічний висновок, який в нашому випадку є класом безпеки, в загальному випадку він виглядає як нечітка множина результуючого чинника. Після такої перевірки ми отримуємо остаточну базу правил, на основі якої і навчатиметься нечіткий контролер. Схематично її можна представити в наступному вигляді:

$$\begin{aligned} \text{якщо } x_1 = A_1 \text{ та } x_2 = B_1 \dots \text{ та } x_n = N_1 \text{ то } Z_1; \\ \text{якщо } x_1 = A_2 \text{ та } x_2 = B_2 \dots \text{ та } x_n = N_2 \text{ то } Z_2; \\ \text{якщо } x_1 = A_m \text{ та } x_2 = B_m \dots \text{ та } x_n = N_m \text{ то } Z_m, \end{aligned}$$

де x_i – змінні, що впливають на віднесення підприємства до певного класу; A, B, N – лінгвістичні терм-множини; Z – клас підприємства.

Далі починається навчання нечіткого контролера.

У нашому випадку навчання проходить за допомогою генетичного алгоритму. Формуються 10 батьківських особин наборів усіх параметрів (c, b, σ). Кожна особина є набором «0» і «1» – закодовані двійковим кодом значення параметрів. Параметри беруться випадковим чином в межах, заданих користувачем. Формули, обслуговуючі генетичний алгоритм приведені нижче.

Розрахунок довжини коду особини:

$$(b_i - a_i)10^q \leq 2^m - 1, \quad (3)$$

де m – найменше натуральне число, що задовольняє нерівність, відповідає довжині бінарного коду параметра; b_i, a_i – верхня та нижня границі варіювання параметра відповідно; $1/10^q$ – крок зміни значень параметра в межах границь.

Декодування відбувається за наступною формулою:

$$x_i = a_i + y_i \times (b_i - a_i) / (2^m - 1), \quad (4)$$

де y_i – десятинне значення бінарного коду у рамках; x_i – приведене до стандартного вигляду значення параметра оптимізації.

Після завдання параметрів по черзі проходить апробацію кожна батьківська особина та знаходиться результат (цільова функція), в нашому випадку – кількість вірно класифікованих об'єктів. Потім кожній особині залежно від значення цільової функції, якої вона досягла, привласнюється рівень значущості з інтервалу від 0 до 1, при чому сума рівнів значущості усієї популяції складає 1. Далі за правилом рулетки обираються 10 кращих особин (повтори можливі), тобто спостерігається природний відбір. Правило рулетки можна уявити таким чином: на крузі за порядком починаючи з 0% відмічаємо секторами рівні значущості батьківських особин в % (чим більший рівень, тим більший сектор), далі випадковим чином генерується число від 0 до 100, і в нову популяцію обирається особина, яка займає сектор круга з цим значенням. Після цього випадковим чином обираються точки схрещування особин.

Таким чином, пара батьківських особин міняється частинами коду і формує нову популяцію. Розглянемо приклад схрещування батьківської пари:

1101010010 – 1-а батьківська особина;

1100001000 – 2-а батьківська особина.

Припустимо, що випадковим чином була вибрана точка схрещування і вона дорівнює 6. Це означає, що батьківська пара повинна обмінятися частинами коду починаючи з 6-ої позиції:

№ з/п	До схрещування	Після схрещування
1	1101010010	1101001000
2	1100001000	1100010010

Потім з малою вірогідністю (зазвичай до 10%) відбувається мутація нової популяції («0» міняємо на «1» і навпаки). У цій програмі вірогідність мутації прив'язана до позиції елемента коду в особині. Для першого символу коду вона складає 1% і пропорційно зростає зі збільшенням номера позиції, що не викликає глобальної мутації, адже змінивши перший елемент коду, ми міняємо значення параметра як мінімум удвічі. Таким чином, вірогідність мутації початкової частини коду має бути найменшою. Сформувавши новий пул, популяція знову проходить процес навчання, і вже з кращих даних програма обирає оптимальні. Таким чином, в кож-

ній подальшій популяції формуються все більш і більш пристосовані нащадки.

З досягненням певного значення цільової функції навчання зупиняється, і тоді терм-множини можуть виглядати таким чином (на прикладі заданих в роботі даних (рис. 1)):

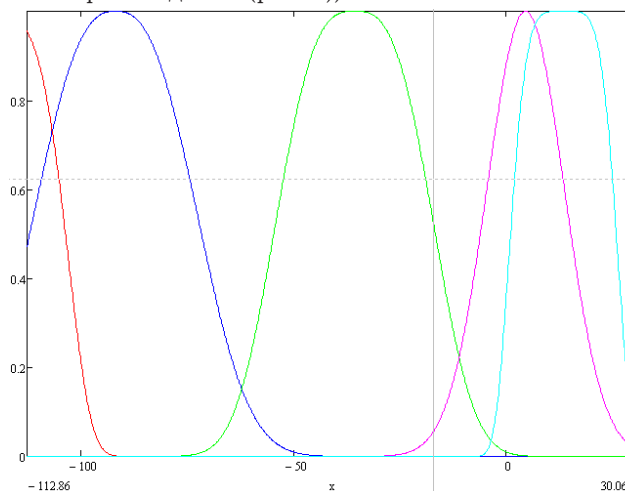


Рис. 1. Розбиття множини значень першого чинника на п'ять нечітких терм-множин (після навчання)

Джерело: [розроблено авторами]

З малюнка видно, що в процесі навчання практично злилися множини «Значення вище середнього» і «Високі значення», множина «Низькі значення» поміняла кривизну своєї функції і змістилася вліво в той час, як «Значення нижче середнього» частково зайняла її місце. Припускаю, що якби в процесі навчання параметри мали більше свободи, то на малюнку виявилися б 4 повноцінні множини.

Графічне відображення розбиття множин значень другого, третього, четвертого та п'ятого чинників на п'ять нечітких терм-множин після навчання наведено у Додатку А.

Таким чином, в результаті проведеної дослідницької роботи з'явився новий інструмент антикризового управління – навчений нейронний контролер, за допомогою якого можна проводити оцінку міри стійкості підприємства до банкрутства.

Маючи навчений контролер і базу правил, можна оцінити близькість досліджуваного підприємства до сусідніх класів, тобто знайти найкоротший шлях переходу від одного класу до іншого. Таким чином, ця система може згенерувати рекомендацію у рамках чинників моделі з поліпшення стану досліджуваного об'єкта, шляхом пониження класу його небезпеки.

Згідно запропонованої в роботі моделі, підприємства слід розбивати на три класи небезпеки:

1 клас – підприємство є банкрутом;

2 клас – підприємство може загрозувати банкрутство у разі несвоєчасного ухвалення ефективних управлінських рішень;

3 клас – ефективно працююче підприємство, загроза банкрутства відсутня.

У цій моделі важливо розуміти динаміку економічної системи, що дозволяє робити прогнози подальших змін стану підприємства в умовах невизначеності.

Для підприємств, які потрапили в 1 і 2-й клас небезпеки необхідно розробити рекомендації за допомогою навченої моделі. Для 3-го класу розробка таких рекомендацій є необов'язковою.

У якості прикладу надано рекомендації для ЗАТ «Діброва» (табл. 2). За поточний стан було взято дані фінансової звітності за 2 роки до банкрутства.

Таблиця 2
Рекомендації моделі для ЗАТ «Діброва»

Стан	Фактори				
	X1	X2	X3	X4	X5
Поточний	-0,6065	-0,658	-0,0922	0,1979	0,029
Рекомендація	-0,357	-0,526	0,071	-0,676	1,903

Джерело: [розроблено авторами]

Причому слід розуміти рекомендаційні значення як дискретні значення нечітких терм-множин, що безумовно (значення функції приналежності дорівнює 1) належать тій нечіткій множині, яку рекомендує програма.

Рекомендовані нечіткі множини для показників ЗАТ «Діброва» за результатами проведених розрахунків інтегральної моделі діагностики банкрутства виглядатимуть наступним чином (табл. 3):

Таблиця 3
Рекомендовані нечіткі множини для змінних

X1	X2	X3	X4	X5
«Середні значення»	«Середні значення»	«Низькі значення»	«Низькі значення»	«Середні значення»

Джерело: [розроблено авторами]

Розглянемо значення функцій приналежності для параметрів ЗАТ «Діброва» для всіх терм-множин (табл. 4).

Таблиця 4
Отримані значення функції приналежності чинника в залежності від нечіткої множини

Терм-множини факторів	Значення функції приналежності фактора залежно від нечіткої множини				
	X1	X2	X3	X4	X5
«Низькі значення»	0,00	0,00	0,99	0,06	1,00
«Значення нижчі середніх»	0,11	0,00	0,00	0,61	0,00
«Середні значення»	0,21	0,22	0,00	0,00	0,02
«Значення вищі середніх»	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
«Високі значення»	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

Джерело: [розроблено авторами]

Список літератури:

1. Зайченко Ю.П. Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах / Ю.П. Зайченко. – К.: Издательский дом «Слово», 2008. – 344 с.
2. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы [Д. Рутковская, М. Пилинский, Л. Рутковский]: пер. с польского. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.
3. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский: Пер. с польского. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.
4. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В.В. Круглов, В.В. Борисов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 382 с.
5. Іванюта С.М. Антикризове управління: Навчальний посібник / С.М. Іванюта. – К.: Центр навчальної літератури, 2007. – 288 с.
6. Терещенко О.О. Антикризове фінансове управління на підприємстві: монографія / О.О. Терещенко. – К.: КНЕУ, 2008. – 272 с.
7. Шершньова З.С. Антикризове управління підприємством: Навч. посіб. / З.С. Шершньова, В.М. Багацький, Н.Д. Гетманцева. – К.: КНЕУ, 2007. – 680 с.
8. Верхоглядова Н.І. Економічна діагностика / Н.І. Верхоглядова, О.Л. Герасимова, О.Ю. Щеглова, Д.Л. Левчинський. – Дніпропетровськ: Вид-во «Свідлер», 2011. – 332 с.
9. www.reyestr.court.gov.ua – Єдиний державний реєстр судових рішень України.
10. www.smida.gov.ua – Агентство з розвитку інфраструктури фондового ринку України.

Виходячи з отриманих результатів, необхідно в першу чергу зосередити увагу на 4-му і 5-му чинниках моделі, оскільки тільки у них максимальне значення функції приналежності серед усіх терм-множин не співпадає з рекомендованою терм-множиною. Таким чином, модель пропонує нам визначити значення 4-го чинника у рамках множини «Низькі значення», а 5-го – «Середні значення».

Тобто, якщо б ЗАТ «Діброва» за два роки до банкрутства, використовуючи дані запропонованої моделі, змогло б оптимізувати показники фінансово-господарської діяльності та прийняти відповідні управлінські рішення, то ймовірність банкрутства даного суб'єкта господарювання була б низькою через наявність певного запасу міцності, який захищає підприємство від несподіваних і різких змін зовнішніх чинників (успадкована стійкість).

Висновки. У роботі була розроблена модель антикризового управління підприємством на базі сучасних методів нейронних мереж, генетичних алгоритмів та нечітких множин, яка дозволяє:

по-перше, провести функціональну діагностику ймовірності банкрутства, що дозволяє ідентифікувати фінансовий стан досліджуваного суб'єкта підприємницької діяльності;

по-друге, встановити первісні симптоматичні ознаки можливих небажаних проблем у поточній діяльності підприємства з метою їх своєчасного запобігання;

по-третє, надати конкретні й однозначні рекомендації, які будуть основою для розробки об'єктивних управлінських рішень щодо пошуку та мобілізації резервів підвищення ефективності діяльності підприємства.

Дана інтегральна модель разом з розробленим у роботі програмним забезпеченням можуть бути запропоновані суб'єктам підприємницької діяльності та державним установам (насамперед: Агентству з питань запобігання банкрутства підприємств і організацій, Міністерству економіки України, Господарському суду) з метою забезпечення однозначності підходів при оцінці фінансово-господарського стану, виявлення ознак поточної, критичної чи надкритичної неплатоспроможності та ознак дій щодо приховування банкрутства, фіктивного банкрутства чи доведення до банкрутства, а також своєчасного виявлення формування незадовільної структури балансу для здійснення випереджувальних заходів щодо запобігання банкрутству підприємства.

Герасимова О.Л., Орехов Ю.А.

Придніпровська державна академія будівництва та архітектури

СОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ СИСТЕМЫ ДИАГНОСТИКИ КРИЗИСНОГО СОСТОЯНИЯ ПРЕДПРИЯТИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЧЕТКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Аннотация

Статья посвящена решению проблемы определения и устранения кризисных явлений в деятельности предприятия. Методика исследования базируется на использовании нечетких нейронных сетей с использованием математического аппарата статистики. Разработана универсальная модель обработки информации, которая позволяет принимать управленческие решения с нечеткими правилами. Модель является способной к «обучению», потому что основывается на естественном отборе и наследовании.

Ключевые слова: антикризисное управление, банкротство, интегральные модели, экономическая диагностика, нейронные сети, генетические алгоритмы, нечеткие множества.

Gerasimova O.L., Orehov Y.A.

Prydniprovsk'a State Academy of Civil Engineering and Architecture

IMPROVEMENT OF DIAGNOSIS CRISIS STATE ENTERPRISES WITH USE OF FUZZY NEURAL NETWORKS

Summary

The article is devoted to the tasks of identifying and addressing the crisis in the business. Research technique based on the use of fuzzy neural networks and mathematical apparatus statistics. The universal model of information processing, it allows you to make management decisions with fuzzy rules. The model is capable of «learning» because it is based on natural selection and genetic inheritance.

Keywords: crisis management, bankruptcy, integrated model, economic diagnostics, neural networks, genetic algorithms, fuzzy sets.

УДК 330.322

ИССЛЕДОВАНИЕ ЭКОНОМИЧЕСКОЙ СУЩНОСТИ ИНВЕСТИЦИОННОГО ПОТЕНЦИАЛА

Голдобин Д.О.

Харьковский гуманитарный университет «Народная украинская академия»

В статье исследована экономическая сущность инвестиционного потенциала предприятия. Систематизированы взгляды и подходы ученых к данной трактовке. Сделан вывод о многоаспектности инвестиционного потенциала. Рассмотрено существование четырех подходов к выявлению сущности данной категории: отраслевой, ресурсный, результативный, комплексный.

Ключевые слова: предприятие, инвестиции, инвестиционный потенциал, подходы.

Актуальность. Для того чтобы перевести экономику Украины в качественно новое с точки зрения технологий состояние, обеспечить конкурентоспособность и гибкость отечественному производству необходимы значительные инвестиции. Для отечественной экономики создание благоприятного инвестиционного климата, повышение реальной инвестиционной емкости хозяйствующих субъектов и их инвестиционной привлекательности – важнейшие условия выхода на путь устойчивого экономического роста.

Постановка проблемы в общем виде. Трансформация социально-экономических и государственных основ развития Украины обусловила необходимость пересмотра и переосмысления понятийного аппарата экономической науки, в особенности ее инвестиционной проблематики. Отсутствие единого понимания терминологии, применяемой для ха-

рактеристики инвестиционного процесса, зачастую приводит к отождествлению некоторых понятий и противоречивости методологических подходов, усложняет выбор методического инструментария для их исследования. Одним из основных элементов успешного ведения хозяйственной деятельности является внедрение инвестиционной деятельности. Появляется необходимость в определении инвестиционного потенциала отдельного предприятия, которая дает возможность привлечь необходимые для дальнейшего развития и модернизации ресурсы, а также реализовать стратегические направления собственной деятельности.

Анализ исследований и публикаций. Фундаментальные исследования инвестиционной деятельности были проведены Дж. М. Кейнсом, К. Р. Макконеллом, С. Л. Брю, по мнению которых инвестиции и накопление капитала являются важнейшим