

МОДЕЛІ ОЦІНКИ КРИЗОВОСТІ КОКСОХІМІЧНИХ ПІДПРИЄМСТВ НА ОСНОВІ ПРЕВЕНТИВНОГО ПІДХОДУ

Т. С. Клебанова

Д-р екон. наук, професор,
завідуючий кафедри економічної кібернетики

Харківський національний економічний університет імені Семена Кузнеця
проспект Леніна, 9а, м. Харків, 61166, Україна
t_kleb@ukr.net

К. С. Коваленко

Канд. екон. наук,
викладач кафедри економічної кібернетики

Харківський національний економічний університет імені Семена Кузнеця
проспект Леніна, 9а, м. Харків, 61166, Україна
my.ac.kovalenko@gmail.com

У статті представлено та обґрунтовано методологічне засади оцінки кризовості коксохімічних підприємств на основі превентивного підходу, що полягає в розбитті підприємств галузі на класи кризи на базі мінімального набору діагностичних ознак. Методом субтрактивного кластерного аналізу система діагностичних показників була скорочена до мінімально необхідного набору з метою проведення на його основі експрес-оцінки кризовості підприємства. Експрес-оцінка, виконана за допомогою методу Уорда і *k*-середніх, дозволила розподілити всі підприємства коксохімії на три класи кризовості: клас потенційної, середньої та глибокої кризи. З метою визначення ймовірності переходу досліджуваного підприємства у класи кризовості в наступному періоді побудовано прогноз діагностичних ознак за допомогою методів адаптивного прогнозування. Розпізнавання стану підприємства здійснювалось методами дискримінантного аналізу та нейронних мереж. Тестування усіх розроблених в роботі моделей показало високий рівень їх ефективності, проте нейронні мережі виявились більш адекватним інструментарієм для поставленого завдання, тому і були використані для розпізнавання прогнозного стану підприємства. Побудований комплекс моделей надає можливість оперативно визначати кризовість досліджуваних підприємств, що дозволяє використовувати його як ефективний інструмент превентивного управління.

Ключові слова. Кризові ситуації, фінансово-господарська діяльність, коксохімічна промисловість, субтрактивний кластерний аналіз, метод *k*-середніх, прогнозування, дискримінантний аналіз, нейронна мережа, багатозаровий перцептрон.

МОДЕЛИ ОЦЕНКИ КРИЗИСНОСТИ КОКСОХИМИЧЕСКИХ ПРЕДПРИЯТИЙ НА ОСНОВЕ ПРЕВЕНТИВНОГО ПОДХОДА

Т. С. Клебанова

Д-р экон. наук, профессор,
заведующий кафедры экономической кибернетики

Харьковский национальный экономический университет
имени Семена Кузнеця
проспект Ленина, 9а, г. Харьков, 61166, Украина
t_kleb@ukr.net

Е. С. Коваленко

Канд. экон. наук,
преподаватель кафедры экономической кибернетики

Харьковский национальный экономический университет
имени Семена Кузнеця
проспект Ленина, 9а, г. Харьков, 61166, Украина
my.ac.kovalenko@gmail.com

В статье представлен и обоснован методологический базис оценки кризисности коксохимических предприятий на основе превентивного подхода, который заключается в разбиении предприятий отрасли на классы кризиса на базе минимального набора диагностических признаков. Методом субтрактивного кластерного анализа система диагностических показателей была сокращена до минимально необходимого набора с целью проведения на его основе экспресс-оценки кризисности предприятия. Экспресс-оценка, выполненная с помощью метода Уорда и k-средних, позволила распределить все предприятия коксохимии на три класса кризисности: класс потенциального, среднего и глубокого кризиса. С целью определения вероятности перехода исследуемого предприятия в классы кризисности в следующем периоде построен прогноз диагностических признаков с помощью методов адаптивного прогнозирования. Распознавание состояния предприятия осуществлялось методами дискриминантного анализа и нейронных сетей. Тестирование всех разработанных в работе моделей показало высокий уровень их эффективности, однако нейронные сети оказались более адекватным инструментарием для поставленной задачи, поэтому и были использованы для распознавания прогнозного состояния предприятия. Построенный комплекс моделей дает возможность оперативно определять кризисность исследуемых предприятий, что позволяет использовать его как эффективный инструмент превентивного управления.

Ключевые слова. Кризисные ситуации, финансово-хозяйственная деятельность, коксохимическая промышленность, субтрактивный кластерный анализ, метод k-средних, прогнозирование, дискриминантный анализ, нейронная сеть, многослойный перцептрон.

PREVENTIVE APPROACH IN THE MODELING OF THE CRISIS ESTIMATION OF BY-PRODUCT COKE ENTERPRISES

Tamara Klebanova

DSc (Economic Sciences), Professor
Head of Department of Economic Cybernetics

Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics
9a Lenin Avenue, Kharkiv, 61166, Ukraine
t_kleb@ukr.net

Kateryna Kovalenko

PhD (Economic Sciences),
Lecturer of Department of Economic Cybernetics

Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics
9a Lenin Avenue, Kharkiv, 61166, Ukraine
my.ac.kovalenko@gmail.com

The article represents the methodological basis and justification of crisis assessment at coke enterprises based on a preventive approach, which is aimed at dividing the enterprises of coke industry into classes of the crisis on the basis of the minimum set of diagnostic indicators. Subtractive method of cluster analysis is used for reducing the diagnostic indicators system to the minimum necessary set. The purpose is to carry out express- assessment of the crisis situation at the enterprises. Express-assessment was made by the method of Ward and k-means and allowed to distribute all coking enterprises into the three classes of crisis: potential, medium and deep crisis. In order to determine the probability of transition to classes of crisis for the investigated companies in the next period the forecasting of diagnostic indicators was made, it was supported by using of short-term adaptive forecasting methods. Recognition of the predicted enterprises' situation was carried out by discriminant analysis and neural networks through the comparing the quality of the recognition between both models. Neural networks appeared more appropriate tool for this task, so method was used to detect the predicted class of crisis for the coke enterprises. Adequacy testing for all of the models showed its high level. Proposed complex of models allowed quickly identify crisis stage of the enterprises that meets the requirements of preventive management.

Keywords. *Crisis situation, financial and economic activity, by-product-coking industry, subtractive cluster analysis, k-means method, prediction, discriminant analysis, neural network, multilayer perceptron.*

JEL Classification: C25, C45, P42, G32, P42.

Постановка проблеми

Зміна умов функціонування сучасних коксохімічних підприємств разом із застарілими методами управління обумовлює високу непередбаченість і небезпеку виникнення кризових ситуацій у їх діяльності. Відсутність адекватних заходів з нівелювання кризи на підприємствах може стати причиною великих фінансових збитків і, в остаточному підсумку, їх банкрутства. Це вимагає впровадження на підприємствах нових підходів до управління кризовими явищами, серед яких одним з найперспективніших є превентивне управління, яке має на меті запобігання розвитку кризи.

Характерними рисами превентивного управління є дефіцит часу на прийняття управлінських рішень, а також невизначеність і недостатність інформації щодо поточної ситуації, коли рішення приймаються на основі припущень про настання кризових ситуацій у майбутньому. У зв'язку з цим перед менеджерами підприємств часто виникає необхідність оперативної оцінки кризовості фінансово-господарської ситуації на підприємстві з мінімальними часовими та ресурсними витратами. Застосування превентивного підходу, а також складність пов'язаних з цим завдань викликає потребу у використанні сучасного економіко-математичного інструментарію для їх розв'язання, підтримки та обґрунтування управлінських рішень, спрямованих на попередження кризових ситуацій у фінансово-господарській діяльності коксохімічних підприємств.

Аналіз останніх джерел і публікацій

Проведений аналіз літературних джерел показав, що проблемами оцінки кризових ситуацій на підприємствах займалося багато вчених і на сьогоднішній день розроблено потужний економіко-математичний інструментарій, який успішно використову-

ється для вирішення окремих завдань оцінки кризовості підприємств. Серед вітчизняних вчених варто відзначити роботи: М. С. Адамів [2], Т. С. Клебанової [13], В. В. Коваленко [8], А. В. Матвійчука [10], О. В. Мороза та О. А. Сметанюк [15], О. В. Мороза та І. В. Шварц [14], Р. О. Руденського [12], О. І. Цмоць [23]. Також ця проблема підіймалась закордонними вченими, серед яких: Ю. Лю [26], Дж. А. Олсон [27], А. А. Перецький [16], В. Л. Рой [28], Жао Руй [30].

Серед найпоширеніших підходів, що використовуються при оцінці кризовості підприємства, можна виділити такі: класичний скоринговий підхід на базі лінійних дискримінантних функцій; підходи з використанням нечіткої логіки та нейронних мереж; ймовірнісний підхід, що базується на логіт-, пробіт-регресіях та моделях множинного вибору; моделі інтегральної оцінки, які будуються на основі факторного аналізу, метода таксономічного показника розвитку, адитивної чи мультиплікативної згортки.

Однак слід відмітити, що більшість робіт, присвячених оцінці кризи на підприємстві, спрямована на функціонування підприємства в умовах кризи або на оцінку ймовірності настання банкрутства, що є фінальною стадією розвитку кризи на підприємстві, у той же час вони не враховують превентивний аспект такої оцінки, яка повинна здійснюватись на стадії потенційної або латентної кризи. Усе це зумовлює актуальність теми даного дослідження.

Мета і завдання дослідження

Метою статті є побудова комплексу економіко-математичних моделей оцінки кризовості коксохімічних підприємств, який базується на засадах оперативності й превентивного управління та дозволяє визначити клас кризи підприємства в аналізованому періоді та ймовірність його переходу до інших класів у наступному році.

Виклад основного матеріалу. Методологічне підґрунтя

Підприємство, як відкрита соціально-економічна система, у свою чергу, є частиною більш великої та складної системи — галузі. Відповідно, оцінка й аналіз його фінансово-господарської

діяльності повинні здійснюватись в рамках галузі та конкурентного середовища з урахуванням галузевих тенденції розвитку. Відсутність чітких галузевих нормативів ускладнює процес визначення ступеня кризовості коксохімічних підприємств. Тому таку оцінку в роботі пропонується проводити шляхом зіставлення показників, що характеризують поточний фінансово-господарський стан підприємства, з іншими підприємствами галузі за аналізований період через розбиття підприємств на класи. Запропонований підхід ґрунтується на таких твердженнях:

по-перше, всі досліджувані підприємства належать до однієї галузі — коксохімічної промисловості, і тому кризові ситуації, що виникають на них, мають схожу природу, а отже, кожному підприємству можна поставити у відповідність деяку підмножину однорідних у деякому роді підприємств, об'єднаних якимись загальними властивостями;

по-друге, кризові ситуації на коксохімічних підприємствах мають різну глибину, масштаби та інтенсивність, що обумовлено різними умовами їх функціонування, тому існують підстави для подальшого агрегування фінансово-господарських ситуацій окремих підприємств у кілька однорідних класів кризовості.

Формально така оцінка полягає у виділенні з усієї множини коксохімічних підприємств $S = \{S_p\}$ ($p = \overline{1, n}, n = 12$, де n — кількість підприємств коксохімічної галузі України) K множин однорідних за ступенем кризи підприємств $S^{(k)} = \{S_{p_k}^{(k)}\}$ ($k = \overline{1, K}, K \ll n, p_k = \overline{1, n_k}$, де n_k — кількість підприємств у класі кризи k) та створенні правил віднесення нового спостереження до одного з уже існуючих класів. При цьому $S^{(k)} \subseteq S, S^{(1)} \cap S^{(2)} \cap \dots \cap S^{(K)} = \emptyset$.

При оцінці кризовості підприємств шляхом їх класифікації визначаються деякі агреговані стани досліджуваних об'єктів, тобто створюється певний еталон, за яким оцінюється реальний стан підприємства [3]. За винятком загальноприйнятих нормативів (деяких показників ліквідності та фінансової стійкості) при такому підході відповідно до специфіки коксохімічної галузі формуються нормативні значення, у ролі яких виступають центри отриманих кластерів [20].

У зв'язку з цим оцінку кризовості для групи коксохімічних підприємств пропонується здійснювати згідно такої послідовності етапів:

- 1) визначення діагностичного простору ознак;
- 2) формування гіпотези про кількість класів кризовості коксохімічних підприємств;
- 3) розбиття підприємств на класи кризовості;
- 4) визначення прогностичного класу кризовості підприємства.

Реалізація запропонованої послідовності етапів здійснювалась на базі статистичної звітності 12 коксохімічних підприємств за період з 2002 по 2013 рр. За вхідні дані для побудови моделей використовувалась регулярна річна інформація, що надається Агентством з розвитку інфраструктури фондового ринку України, а саме: Баланс, Звіт про фінансові результати, Опис бізнесу, Інформація про основні засоби емітента (за залишковою вартістю), Інформація про чисельність працівників та оплату їхньої праці, Примітки до фінансової звітності, складені відповідно до міжнародних стандартів фінансової звітності [0].

Визначення діагностичного простору ознак

Інформаційною базою для реалізації першого етапу є система показників $X = \{X_j\}$, $j = \overline{1,6}$, яка була отримана авторами у попередніх дослідженнях [7]. Вона включає у себе шість підсистем $X_j = \{x_{ij}\}$, $i = \overline{1, m_j}$, де m_j — кількість показників в j -й підсистемі показників, які характеризують фінансовий і виробничий аспекти функціонування підприємств: ліквідність, фінансову стійкість, ділову активність, рентабельність, ефективність використання основних засобів (ОЗ) і трудових ресурсів.

Завданням етапу є відбір однакового для всіх підприємств мінімального набору діагностичних ознак, який забезпечував би необхідний рівень достовірності розпізнавання стану підприємства та мінімізував витрати часу й ресурсів на збирання інформації та її обробку. Така вимога, що висувається до системи показників, пов'язана із особливістю, яка властива превентивному управлінню — дефіцит часу і ресурсів на прийняття управлінських рішень.

Для цього доцільно з кожної підсистеми показників X_j виділити ключові ознаки-репрезентанти $x_{ij}^* \in X_j$, які зумовлюють поведінку всієї підсистеми X_j , причому кількість ключових показників $X^* = \{x_{ij}^*\}$ буде значно меншою за кількість вхідних ознак $|X^*| \ll |X|$.

Реалізацію відбору ключових показників пропонується здійснювати за допомогою субтрактивного кластерного алгоритму [24] (алгоритму різницевого групування [5]). Основу алгоритму складають ідеї гірського методу кластерного аналізу, який був запропонований Рональдом Ягером і Дімітаром Фільовим [29]. Часто цей алгоритм використовують при побудові нечітких моделей для автоматичної генерації початкових правил. Його головна ідея полягає в отриманні корисної інформації шляхом групування великих масивів даних і знаходженні центрів концентрації отриманих груп, кожен з яких являє собою початкове нечітке правило [25, с. 33]. Ця ідея була адаптована автором для знаходження центрів найбільш щільних скупчень у кожній групі показників.

Якщо X_j – множина показників, що підлягає кластеризації, то кожний i -й показник з j -ї множини являє собою вектор x_{ij} в p -вимірному просторі підприємств ($p = \overline{1,12}$), які він характеризує. У такому разі ключовим показником-репрезентантом буде точка, що знаходиться в центрі багатовимірного скупчення об'єктів-показників. Знайти координати центру області найбільшої концентрації даних, заданих множиною X_j , дозволяє алгоритм різницевого групування.

Алгоритм включає в себе кілька кроків.

На *першому кроці* всі вектори x_{ij} розглядаються як потенційні центри кластера Z_{ij} [5, 9, 24]. Дані нормалізуються й розраховуються відстані між показниками. Найчастіше в якості відстані використовується Евклідова метрика.

На *другому кроці* обчислюється потенціал — міра, що характеризує щільність розташування об'єктів в околі кожної точки. Чим густіше сусідні об'єкти розташовані відносно даного

об'єкта, тим більше значення його потенціалу. Потенціал розраховується за такою формулою [24, с. 81]:

$$P(Z_{ij}) = \sum_{i=1}^{m_j} e^{-\alpha D(Z_{ij}, x_{ij})}, \quad \alpha = 1 / \left(\frac{r_a}{2} \right)^2, \quad (1)$$

де $D(Z_{ij}, x_{ij})$ — відстань між потенційним центром кластера Z_{ij} та об'єктом кластеризації x_{ij} ;

r_a — додатна константа, що характеризує нормований радіус околу даних кластера. Це значення є максимальною відстанню між будь-якими двома точками в межах одного кластера. Воно визначає розміри кластерів за кожною координатою і задає діапазон розрахунку центрів кластерів за кожною з ознак вимірювань [25, с. 33].

Під час налаштування моделі потрібно враховувати, що на значення потенціалу кожної точки $P(Z_{ij})$ найбільше впливає саме параметр r_a [24, с. 34]. Великі значення радіусів ведуть до знаходження кількох великих кластерів і тим самим забезпечують компактну базу знань [5, с. 203]. Отже, якщо параметру r_a надати великого значення, то до сфери впливу потраплять усі показники з множини X_j , сформувавши таким чином один кластер, центр якого буде відповідати ключовому показнику, що знаходиться в області максимальної концентрації даних.

На *третьому кроці* центром кластера вибирається точка з максимальним значенням потенціалу (так звана «гірська вершина»). Вона виключається з подальшого дослідження, а потенційна цінність інших точок-вершин переглядається шляхом вирахування величини потенціалу першого центра з кожної точки даних залежно від її відстані до першого центра [24, с. 82]:

$$P_{new}(Z_{ij}) = P(Z_{ij}) - P(C_1) \cdot \sum_{i=1}^{m_j} e^{-\beta D(C_1, x_{ij})}, \quad \beta = 1 / \left(\frac{r_b}{2} \right)^2, \quad r_b = \eta \cdot r_a, \quad (2)$$

де $P(\cdot)$ – потенціал точки на попередній ітерації;

$P_{new}(\cdot)$ – уточнений потенціал точки після нової ітерації;

C_1 – центр скупчення, знайдений на попередній ітерації;

η – додатна константа, що являє собою коефіцієнт пригнічення – величину, яка множиться на радіус r_a з метою визначення околу центра кластера [24, с. 34]. Використовується для визначення об'єктів x_{ij} , сусідніх до центра кластера, який мав найбільший потенціал на попередній ітерації C_1 і виключається із розгляду. Ці об'єкти можна вважати належними даному кластеру. Відповідно, після перерахунку потенціалів точок x_{ij} , зосереджених в околі першого центра C_1 , їх потенціали зменшуються настільки істотно, що ймовірність того, що ці точки буде обрано наступним центром кластера, дуже мала.

Чим більше значення коефіцієнта пригнічення, тим більше сусідніх об'єктів належатимуть кожному окремому кластеру [9, с. 396] і в результаті отримаємо далеко розташовані великі кластери. Така операція дозволяє уникнути формування великої кількості близько розташованих кластерів.

Після модифікації за формулою (2) значення потенціалів відбувається пошук нового центра — точки з максимальним з-поміж решти потенціалом. Ітераційний перерахунок значень потенціалів за формулою (2) закінчується в момент фіксації всіх центрів кластерів [5, с. 204].

Метод гірської кластеризації за своєю логікою схожий на метод центра тяжіння, описаний В. Плютою у праці [17], тому у дослідженні показники-репрезентанти для кожної групи показників фінансово-господарської діяльності підприємств розраховувалися обома методами, а потім результати порівнювалися між собою. Розрахунки проводилися в річному розрізі за період з 2002 по 2013 роки.

Визначення ключових показників методом гірської кластеризації здійснювалось у програмному середовищі Matlab за допомогою вбудованої функції `subclust`, а методом центра ваги — в ППП Statistica 10.

Фрагмент порівняння результатів виділення показників-репрезентантів за методами субтрактивного кластерного алгоритму (СКА) та центра ваги (ЦВ) наведено у табл. 1.

Таблиця 1

ПОРІВНЯННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ РЕАЛІЗАЦІЇ МЕТОДУ СКА ТА ЦВ (ФРАГМЕНТ)

Група показників	Показник-репрезентант	2009		2010		2011		2012		2013	
		ЦВ	СКА	ЦВ	СКА	ЦВ	СКА	ЦВ	СКА	ЦВ	СКА
Показники ліквідності	Коефіцієнт швидкої ліквідності				+	+	+	+	+		
	Частка власного оборотного капіталу (ВОК) у запасах	+	+	+							+
	Коефіцієнт поточної ліквідності									+	
Показники фінансової стійкості	Коефіцієнт інвестування			+							
	Коефіцієнт маневрування власного капіталу					+		+	+	+	+
	Співвідношення оборотних та необоротних активів	+	+		+		+				
Показники рентабельності	Рентабельність активів по чистому прибутку	+	+			+	+	+	+	+	+
	Рентабельність власного капіталу по чистому прибутку				+	+					
Показники ділової активності	Коефіцієнт оборотності активів	+	+	+		+				+	+
	Коефіцієнт оборотності оборотних засобів							+	+		
	Коефіцієнт оборотності матеріальних запасів				+		+				

Закінчення табл. 1

Група показників	Показник-репрезентант	2009		2010		2011		2012		2013	
		ЦВ	СКА	ЦВ	СКА	ЦВ	СКА	ЦВ	СКА	ЦВ	СКА
Показники ефективності використання ОЗ	Коефіцієнт зносу ОЗ	+	+	+	+		+	+	+		
	Частка активної частини ОЗ, %					+					
	Коефіцієнт інтенсивності оновлення ОЗ									+	+
Показники ефективності використання трудових ресурсів	Темп приросту фонду оплати праці	+								+	
	Середні витрати на оплату праці одного працівника			+				+			
	Темп приросту чисельності персоналу		+		+	+	+		+		+

Примітка: сірим кольором відмічено показники, що співпадають за обох розбиттів

На рис. 1 наведено приклад топології показника маневреності власного капіталу в групі з 13 показників фінансової стійкості (2013 рік) у тривимірному просторі підприємств.

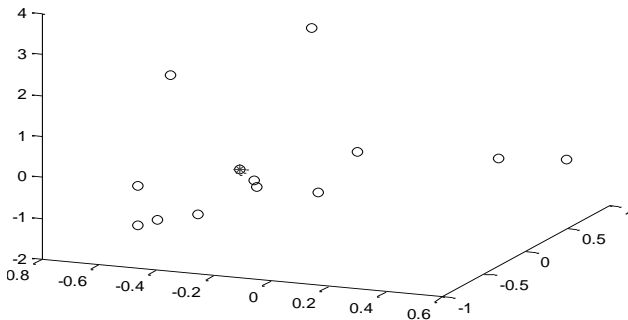


Рис. 1. Топологія коефіцієнта маневреності власного капіталу, який знаходиться у центрі групи показників фінансової стійкості

З табл. 1 видно, що у більшості випадків обома методами було виділено однакові показники-репрезентанти своїх груп. Загалом показники співпали на 75 %, що свідчить про подібність розрахунків за обома методами. Для подальшої оцінки кризовості коксохімічних підприємств було використано набір діагностичних ознак, отриманих методом субтрактивного кластерного аналізу.

Розбиття підприємств на класи кризовості

Багатовимірність інформаційного простору ознак, що описують фінансово-господарську діяльність підприємств, вимагає застосування методів багатовимірного статистичного аналізу для їх класифікації. Із цією метою доцільно використовувати методи кластерного аналізу, що дозволяють класифікувати досліджувані об'єкти не за однією, а за множиною ознак. Кластерний аналіз виявляє внутрішню структуру об'єктів за сукупністю показників і групує однорідні за вибраними ознаками елементи так, щоб об'єкти всередині одного кластера були подібні, тоді як об'єкти з різних кластерів були різні [6, с. 65].

У разі використання кластерного аналізу через відсутність апріорної інформації про кількість і склад кластерів перш за все необхідно визначити кількість кластерів. Із цією метою зазвичай розраховуються спеціальні статистичні критерії якості класифікації, такі як сумарна внутрішньокластерна дисперсія, сума внутрішньокластерних відстаней, середні міжкласові відстані, критерій Хотелінга та інші [21]. У дослідженні для попереднього формування гіпотези про кількість класів кризовості підприємств коксохімічної галузі використано ієрархічний агломеративний метод Уорда, перевагою якого є оптимізація мінімальної дисперсії внутрішньокластерних відстаней [21, с. 478]. Розбиття проводилось у динамічно-просторовому розрізі, тобто кластеризації підлягала вся множина підприємств S за період з 2002 по 2013 роки. Результат реалізації методу представлено на рис. 2.

Як видно з рис. 2, під час кластеризації підприємств коксохімії найбільш доцільним є їх розбиття на три кластери, тому було сформувано гіпотезу про те, що існує три класи кризовості коксохімічних підприємств. Для підтвердження гіпотези використовувався критерій «кам'янистого зсуву» (рис. 3), запропонований Кеттелом, де за міру відстані використовувалась евклідова мет-

рика. Суть методу полягає в пошуку точки, де спадання евклідових відстаней уповільнюється найбільш сильно. У цій точці процес об'єднання в кластери слід зупинити [21].

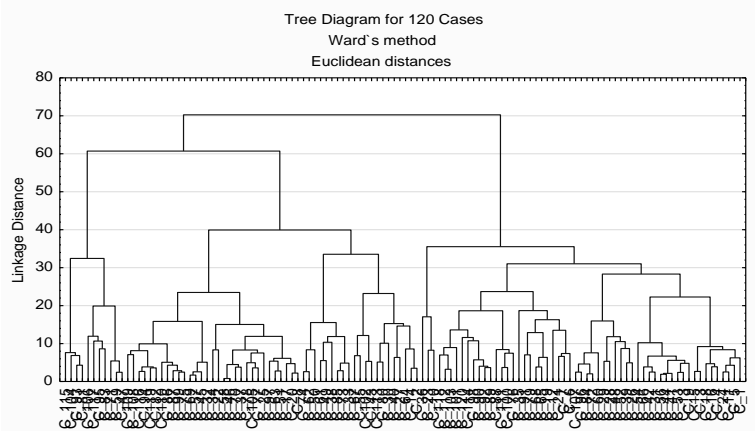


Рис. 2. Кластеризація коксохімічних підприємств методом Ворда

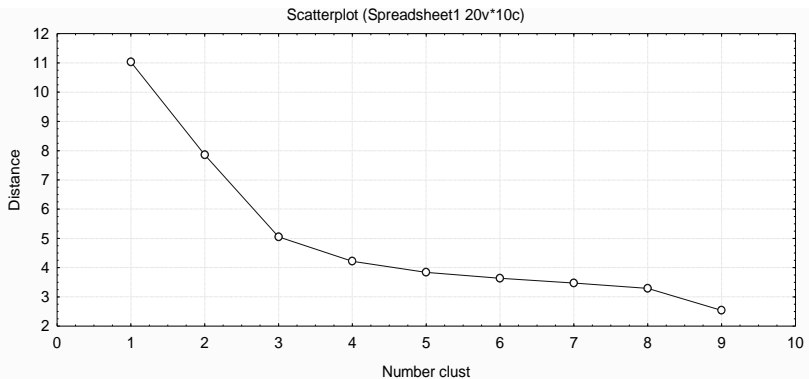


Рис. 3. Критерій «кам'янистого зсуву» для визначення кількості класів кризовості підприємств коксохімії

Як видно з рис. 3, графік візуально згладжується, починаючи з третьої точки, тому гіпотеза про існування саме трьох класів кризовості коксохімічних підприємств підтвердилася, що дає підстави під час побудови класифікаційних моделей виділити саме три укрупнених класи кризовості підприємств.

Наступним етапом оцінки кризовості, відповідно до запропонованого підходу, є просторове експрес-групування підприємств методом *k*-середніх, алгоритм якого детально описано в роботі [21, с. 486]. Групування здійснюється за кожен рік на основі показників-репрезентантів з табл. 1. При цьому в результаті кластеризації визначаються агреговані стани підприємств – еталони, які представлені середньогруповими значеннями показників діяльності підприємств свого класу та, відповідно, можуть в подальшому дати інтерпретацію своєму класу кризовості.

У табл. 2 представлено результати розбиття коксохімічних підприємств за дванадцять років.

Таблиця 2

КЛАСТЕРИЗАЦІЯ КОКСОХІМІЧНИХ ПІДПРИЄМСТВ

№	Підприємство	Код	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
1	Алчевський КХЗ	ALCH	2	3	3	3	3	1	3	3	3	3	2	1
2	Авдіївський КХЗ	AVD	1	3	1	1	3	1	3	3	3	3	3	3
3	Баглійкокс	BAGL	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
4	Дніпрококс	DNEPR	2	3	3	3	3	3	1	3	× ^{*)}	×	×	×
5	Донецькокс	DONEC	2	1	1	3	3	2	3	3	1	1	2	3
6	Дніпродзержинський КХЗ	DZERG	2	3	3	3	3	3	1	3	3	3	3	3
7	Єнакіївський коксохімпром	ENI	2	3	1	3	3	3	2	2	2	2	3	3
8	Маркохім	MARKO	1	1	1	×	×	×	×	×	×	×	×	×
9	Макіївкокс	MKOKS	×	3	1	1	1	1	3	3	3	3	1	3
10	Макіївський КХЗ	MKXZ	2	2	2	2	2	2	2	2	2	1	2	2
11	Харківський КХЗ	XARK	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2	3
12	Ясинівський КХЗ	YASIN	3	3	1	1	1	1	1	1	3	3	1	1
13	Запоріжкокс	ZAP	3	1	1	1	1	1	3	3	3	3	1	3

Примітка: ^{*)} — дані відсутні.

Із табл. 2 видно, що більшість підприємств у разі попадання в певний кластер залишаються в ньому протягом досить тривалого періоду. Найбільш стійким до міграції у першому кластері підприємств виявився Ясинівський КХЗ, у другому — Макіївський КХЗ, у третьому — Харківський КХЗ (вони знаходились в одному й тому самому кластері майже весь період дослідження). Склад другого кластера підприємств є найстійкішим, а між першим і третім кластерами спостерігається високий ступінь міграції підприємств.

Аналіз середніх значень трьох класів підприємств коксохімії в динаміці показав, що проблеми є на всіх підприємствах галузі. Більше того, у зв'язку з високим ступенем міграції підприємств між кластерами й нестійкою структурою кластерів навіть найбільш благополучні підприємства знаходяться в стадії потенційної кризи. Аналіз середніх значень показників у центрах кластерів та їх порівняння с нормативами [11] дозволили надати інтерпретацію отриманим кластерам.

Перший кластер підприємств (1) є нестійким з точки зору ліквідності та фінансової стійкості, оскільки аналізовані показники-репрезентанти лише трохи перевищують допустимі нормативні значення. Крім цього, незважаючи на те, що стан основних фондів на цих підприємствах залишається найкращим по галузі, високий ступінь зносу основних засобів говорить про ризик виникнення збоїв у виробничому процесі. Це стадія потенційної (або латентної) кризи, яка безпосередньо не загрожує функціонуванню підприємства за умови прийняття відповідних превентивних заходів [19]. На цій стадії відбувається падіння граничної ефективності капіталу, знижуються обсяги прибутку і, як наслідок, скорочується рентабельність і ділова активність підприємства, знижується частка ринку, скорочується чисельність персоналу. Даний вид кризи може бути подоланий на основі використання тільки внутрішніх механізмів відновлення [4].

Другий кластер підприємств (2) характеризується високою ліквідністю та фінансовою стійкістю, проте рентабельність і ділова активність є невисокими, що свідчить про низьку якість управління капіталом на підприємствах. Найбільш проблемним аспектом підприємств другого класу є виробнича сфера, а саме стан основних фондів і трудових ресурсів. Основні засоби перебувають у незадовільному стані, оскільки є найзношенішими в галузі, проте слід зазначити, що середній знос основних засобів у класі тері з року в рік поступово зменшується. Крім того, ефективність

використання трудових ресурсів украї низька, про що свідчить постійне скорочення чисельності персоналу та зниження продуктивності праці. Збитковість виробництва та уповільнення ділової активності свідчить про те, що підприємства другого кластера знаходяться в стані середнього кризи. Подолання цього виду кризи вимагає застосування всіх внутрішніх та окремих форм зовнішніх механізмів стабілізації [4].

Третій кластер підприємств (3) має найнижчі по всій галузі середні показники ліквідності, фінансової стійкості, рентабельності та ділової активності, а також невисокі показники використання основних фондів і трудових ресурсів. Показники-репрезентанти, що характеризують ліквідність і фінансову стійкість підприємств, у більшості випадків приймали значення, менші від нормативних, що говорить про погану платоспроможність підприємств даного кластеру та їх незадовільну фінансову стійкість. Усе вищеперелічене, разом зі збитковістю та низькою діловою активністю, дозволяє стверджувати, що третій кластер складається з підприємств, що перебувають у стадії глибокої кризи. За відсутності стабілізуючих заходів підприємства можуть перейти у стан хронічної неплатоспроможності, виникає загроза припинення виробництва й банкрутства. Подолання цього виду кризи вимагає грамотних і ефективних заходів, залучення зовнішніх джерел фінансування та санації [4].

Для визначення фактичного класу підприємства було підраховано кількість попадань кожного підприємства в кожен кластер кризовості за весь період дослідження. Максимальна кількість влучень відповідала класу кризи підприємства. У табл. 3 наведено результати визначення класу підприємств.

Таблиця 3

**СКЛАД КЛАСТЕРІВ КРИЗОВОСТІ КОКСОХІМІЧНИХ
ПІДПРИЄМСТВ УКРАЇНИ**

№ кластера	Назва класу кризи	Склад кластера
1	Клас потенційної кризи	Донецькоокс, Маркохім, Ясинівський, Запоріжкокс
2	Клас середньої кризи	Єнакіївський коксохімпром, Макіївський КХЗ
3	Клас глибокої кризи	Алчевський КХЗ, Авдіївський КХЗ, Баглійський КХЗ, Дніпрококс, Дніпродзержинський КХЗ, Макіївкокс, Харківський КХЗ

Таким чином, із табл. 3 можна зробити висновок, що більшість коксохімічних підприємств України перебувають у класі глибокої кризи.

Оцінка структурних змін у кластерах відбувалась на базі аналізу динаміки питомої ваги кількості коксохімічних підприємств у кожному кластері впродовж дванадцяти років (табл. 4).

Таблиця 4

**ПИТОМІ ВАГИ КІЛЬКОСТІ ПІДПРИЄМСТВ
У КОЖНОМУ КЛАСТЕРІ КРИЗОВОСТІ, %**

	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
1 кластер	17	23	54	33	25	42	25	8	9	18	27	9
2 кластер	50	8	8	8	8	17	17	17	18	9	36	9
3 кластер	33	69	38	58	67	42	58	75	73	73	36	82

Із табл. 4 видно, що найбільша питома вага благополучних підприємств у стадії потенційної кризи припадає на 2004 рік. Також підтвердилось, що протягом усього досліджуваного періоду найбільше число підприємств знаходилося в стадії глибокої кризи. Крім того, в 2013 році, порівняно з 2002 роком, ситуація в галузі значно погіршилася: частка благополучних підприємств зменшилася з 17 до 9 %, більшість підприємств перейшло в клас глибокої кризи. Ці висновки підтверджуються офіційною статистикою фінансових результатів коксохімічних підприємств: у 2013 році 45,1 % підприємств галузі були збитковими [22].

Таблиця 5

РЕЗУЛЬТАТИ ПРОСТОРОВО-ДИНАМІЧНОЇ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ ПІДПРИСМСТВ

№	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Потенційна криза	ALCH AVD DONEC MARK O	AVD DONEC MARK O	AVD DONEC ENI MARK O MKOKS YASIN ZAP	AVD DONEC MKOKS YASIN ZAP	ALCH DONEC MKOKS YASIN ZAP	ALCH DONEC MKOKS YASIN ZAP	DNEPR DZERG YASIN	YASIN	DONEC YASIN ZAP	DONEC	YASIN	-
Середня криза	-	-	MKXZ	MKXZ	MKXZ	MKXZ	EN1 MKXZ	EN1 MKXZ	EN1 MKXZ	EN1 MKXZ	ALCH DONEC MKXZ	ALCH MKXZ
Глибока криза	BAGL DNEPR DZERG ENI MKXZ XARK YASIN ZAP	ALCH BAGL DNEPR DZERG ENI MKOKS MKXZ XARK YASIN ZAP	ALCH BAGL DNEPR DZERG XARK	ALCH BAGL DNEPR DZERG ENI XARK	AVD BAGL DNEPR DZERG ENI XARK	AVD BAGL DNEPR DZERG ENI XARK	ALCH AVD BAGL DNEPR DZERG MKOKS XARK ZAP	ALCH AVD BAGL DNEPR DZERG MKOKS XARK ZAP	ALCH AVD BAGL DZERG XARK MKOKS XARK	ALCH AVD BAGL DZERG XARK MKOKS YASIN	AVD BAGL DZERG ENI MKOKS XARK ZAP	AVD BAGL DONEC DZERG ENI MKOKS XARK ZAP YASIN

Для верифікації якості експрес-групування підприємств на основі показників, отриманих методом субтрактивної кластеризації, було проведено просторово-динамічну кластеризацію всіх коксохімічних підприємств за допомогою всіх виділених у [7] показників за весь період дослідження. Результати кластеризації та склад кластерів представлено в табл. 5 (коди підприємств наведено у табл. 2).

Отримані результати класифікації, представлені в табл. 2 і табл. 5, порівнювалися між собою за кожен досліджуваний період і підраховувалася кількість підприємств, які за обох класифікацій потрапили в один і той самий клас (табл. 6).

Таблиця 6

ПОРІВНЯННЯ КІЛЬКОСТІ ЗБІГІВ ДВОМА МЕТОДАМИ КЛАСИФІКАЦІЇ

	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Співпало, підприємств	6	10	13	11	10	10	12	12	9	10	8	10
Усього, підприємств	12	13	13	12	12	12	12	12	11	11	11	11
Співпало, %	50	77	100	92	83	83	100	100	82	91	73	91

Порівняння результатів класифікації коксохімічних підприємств за першою і другою вибірками показників показало, що, незважаючи на деякі відмінності, підприємства потрапляють в один і той самий клас за обох розбиттів у середньому у 85 % ви-

падків, що свідчить про високу репрезентативність використовуваної системи показників і високу якість класифікації. Слід також зазначити, що інтерпретація розбиття підприємств на основі всієї системи показників ускладнена надто великим простором ознак. Тому можна стверджувати, що запропонований метод експрес-групування є адекватним, а результати, отримані з його допомогою, можуть використовуватися у превентивному управлінні підприємством.

Визначення прогнозного класу кризовості підприємства

Для комплексної оцінки кризовості підприємства необхідно оцінити ступінь його кризовості в наступному періоді. Тому в ході подальших досліджень було побудовано прогноз шести показників репрезентантів на наступний рік для досліджуваного підприємства й визначено прогнозний клас його кризовості у 2014 році. Після отримання прогнозних оцінок показників вони порівнювались з реальними значеннями для перевірки адекватності моделей прогнозування. Розрахунки цього етапу здійснювались на прикладі Ясинівського КХЗ.

Допоміжним інструментарієм було обрано адаптивні методи короткострокового прогнозування, а саме моделі експонентного згладжування з урахуванням та без урахування трендової та сезонної складової. Вибір даного класу моделей більшою мірою обумовлений тим, що запропоновані моделі дають досить точні прогнозні результати на коротких динамічних рядах.

При виборі адаптивної моделі прогнозування показників діяльності Ясинівського КХЗ тестувалися моделі експонентного згладжування з різними значеннями параметрів згладжування та з урахуванням і без урахування трендової складової. Оскільки вихідна вибірка містить дані в річному розрізі, то моделі із сезонною складовою не брали участь у дослідженні. Якість прогнозу оцінювалася за допомогою показника середньої абсолютної відсоткової помилки (M.A.P.E.). Оцінку якості моделей представлено в табл. 7.

Таблиця 7

**СЕРЕДНЯ АБСОЛЮТНА ПОМИЛКА МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ
ПОКАЗНИКІВ-РЕПРЕЗЕНТАНТІВ 2013 РОКУ ЯСИНІВСЬКОГО КХЗ, %**

Вид моделі	Частка ВОК у запасах	Коефіцієнт маневрування власного капіталу	Рентабельність активів за чистим прибутком	Коефіцієнт оборотності активів	Коефіцієнт інтенсивності оновлення ОЗ	Темп приросту чисельності персоналу
Без тренду	-433,12 ^{*)}	37,90	-152,66	28,29	271,19	3,37
З лінійним трендом	-414,21	150,79	-131,82	22,50	227,71	3,84
Зі згасаючим трендом	-421,73	155,44	-163,68	22,05	275,96	3,78

Примітка: ^{*)} — від'ємні значення помилок в таблиці свідчить про від'ємні середні значення показника, що прогнозувався

Як видно з табл. 7, у більшості випадків якість прогнозу на основі запропонованих моделей експонентного згладжування виявилася незадовільною. Тому розмірність вихідної вибірки показників була штучно збільшена за допомогою кубічної сплайнової інтерполяції (інтерполяція многочленами Ерміта) до квартального розрізу в середовищі Matlab. З отриманих даних виділявся тренд, а залишки знову згладжувались адаптивними моделями, при цьому також тестувалися моделі з урахуванням різних видів сезонної компоненти (із розрахунку квартальних даних лаг дорівнював 4). Прогноз здійснювався за моделлю з найменшим значенням М.А.Р.Е. Найбільш адекватні моделі адаптивного прогнозування наведено в табл. 8.

З табл. 8 видно, що усі побудовані моделі є адекватними, оскільки середня абсолютна відсоткова похибка не перевищує 20 % [18, с. 365], тому прогноз за побудованими моделями був використаний для розпізнавання класу кризовості.

Визначення прогнозного класу здійснювалося на основі моделей розпізнавання образів, а саме дискримінантного аналізу та

нейронних мереж, точність класифікації за якими порівнювалась. Базу для навчання моделей було отримано на попередньому етапі експрес-розбиття підприємств на три класи кризовості методом *k*-середніх. Оскільки при формуванні системи показників для кожного року було отримано різні набори показників-репрезентантів (див. табл. 1), то моделі будувались і тестувались для кожного року окремо. Побудова моделей здійснювалась в ПППІ SPSS і Statistica 10.

Таблиця 8

**МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОКАЗНИКІВ-РЕПРЕЗЕНТАНТІВ
ЯСИНІВСЬКОГО КХЗ НА 2014 Р.**

Показник	Адаптивна модель	Параметри згладжування	М.А.Р.Е., %
Частка (ВОК) у товарно-матеріальних запасах	Модель експонентного згладжування із згасаючим трендом та адитивною сезонною компонентою	$\alpha = 1;$ $\delta = 0,05;$ $\varphi = 0,614$	1,4
Коефіцієнт маневрування власного капіталу	Модель експонентного згладжування з лінійним трендом і мультиплікативною компонентою	$\alpha = 0,332;$ $\delta = 0; \gamma = 1$	-1,31
Рентабельність активів за чистим прибутком	Модель експонентного згладжування без тренда з адитивною сезонною компонентою	$\alpha = 1;$ $\delta = 0$	-10,6
Коефіцієнт оборотності активів	Модель експонентного згладжування із згасаючим трендом та адитивною сезонною компонентою	$\alpha = 1;$ $\delta = 0,18;$ $\varphi = 0,671$	3,38
Коефіцієнт інтенсивності оновлення ОЗ	Модель експонентного згладжування із згасаючим трендом та адитивною сезонною компонентою	$\alpha = 0,9;$ $\delta = 0,1;$ $\varphi = 0,6$	-8,01
Темпи приросту чисельності персоналу	Модель експонентного згладжування із згасаючим трендом та адитивною сезонною компонентою	$\alpha = 1;$ $\delta = 0,48;$ $\varphi = 0,804$	0,79

Для побудови і тестування моделей використовувались множини вхідних даних різної довжини – від одного до тринадцяти років. Найбільш адекватні результати було отримано, коли на входи моделей подавалась статистична інформація за два попередні роки. Це можна пояснити тим, що тенденції коксохімічної галузі змінюються досить часто і нормативи показників через два роки вже є не актуальними для наступних років. Таким чином, для побудови обох видів моделей вхідні дані брались за два попередні роки, а на вихід подавались показники-репрезентанти з множини $\{x_{ij}\}$ за наступний рік. Отримані за побудованими прогнозними моделями класи кризовості коксохімічних підприємств у прогнозному році порівнювались з фактичним розбиттям підприємств на класи на основі кластерного аналізу (див. табл. 2), після чого підраховувався відсоток коректно розпізнаних спостережень. Для оцінювання фінансового стану Ясинівського КХЗ у його практичній діяльності було обрано метод, який давав найбільший середній відсоток правильно розпізнаних класів кризи підприємств.

Для досягнення найбільшої точності розпізнавання побудова дискримінантних моделей здійснювалась методами покрокового включення і виключення змінних. Якість моделей на основі методу дискримінантного аналізу оцінювалась за допомогою показника Лямбда Вілкса і критерію Фішера. Параметри та критерії адекватності класифікаційних дискримінантних функцій Фішера за останні п'ять років для групи коксохімічних підприємств наведено в табл. 9.

При побудові моделей передбачення майбутнього класу кризовості на основі нейронних мереж тестувалось два типи мереж з різною конфігурацією: багат шаровий персептрон і нейронна мережа на основі радіальної базисної функції. Якість навчання моделей оцінювалась за допомогою помилок навчальної та контрольної вибірок. Радіальні базисні функції найкраще описували вибірки даних тільки за 2005–2007 роки. Основні характеристики побудованих моделей нейронних мереж за останні п'ять років наведено в табл. 10.

Таблиця 9

КЛАСИФІКАЦІЙНІ ФУНКЦІЇ ЗА ПОКАЗНИКАМИ-РЕПРЕЗЕНТАНТАМИ

Рік	Клас кризи	Показник-репрезентант (див. табл. 1), що характеризує:						Константа дискримінації	Критерій Wilks' Lambda	F-критерій Фішера
		ліквідність	фінансову стійкість	рентабельність	ділову активність	ОЗ	трудові ресурси			
2009	1	24,18	-14,72	132,43	-70,36	188,68	1931,9	-894,55	0,0100	5,9874
	2	20,21	-4,17	-53,03	-44,25	164,39	1567,6	-674,74		
	3	23,14	-14,43	70,95	-70,60	180,24	1927,2	-878,55		
2010	1	-8,18	3,71	—	—	—	167,4	-73,12	0,0439	8,7981
	2	-18,15	7,37	—	—	—	283,2	-201,95		
	3	-13,63	4,87	—	—	—	221,9	-118,05		
2011	1	15,64	2,46	-58,41	0,56	13,03	186,7	-128,41	0,0181	4,2952
	2	-1,20	4,12	-139,41	0,47	17,53	225,2	-144,60		
	3	4,13	1,71	-158,70	0,31	-3,51	225,2	-118,78		
2012	1	14,45	-8,73	-40,67	1,79	4,09	136,7	-82,94	0,1134	4,5971
	2	14,33	-11,43	-51,66	0,35	1,42	127,5	-63,60		
	3	18,26	-21,02	-76,29	-0,05	-2,39	154,0	-87,24		
2013	1	0,05	5,40	-11,16	5,63	-0,03	17,2	-15,47	0,2175	2,6694
	2	0,10	6,24	-6,28	2,36	-0,01	24,4	-16,38		
	3	-0,04	3,32	-15,23	1,02	0,04	30,0	-16,57		

НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ РОЗПІЗНАВАННЯ КЛАСУ КРИЗОВОСТІ

Таблиця 10

Рік	Вид мережі	Кількість прихованих шарів	Кількість нейронів у прихованому шарі	Функція активації прихованого шару	Функція активації вихідного шару	Помилка навчальної вибірки, %	Помилка контрольної вибірки, %
2009	MLP ^{*)}	1	2	Гіперболічний тангенс	Softmax ^{**)}	1,56	0,429
2010	MLP	1	2	Гіперболічний тангенс	Softmax	0,007	0,027
2011	MLP	1	2	Гіперболічний тангенс	Softmax	0,01	0,012
2012	MLP	1	2	Гіперболічний тангенс	Softmax	0,03	0,483
2013	MLP	1	5	Гіперболічний тангенс	Softmax	3,339	0,224

Примітки: ^{*)} Multilayer perceptron (багатошаровий перцептрон);
^{**)} Softmax — нормалізована експоненційна функція

Тестування різних нейромережових моделей показало, що найкраще навчальну вибірку даних 2012—2013 рр. описує модель багатозарового персептрона з одним прихованим шаром, який містить у собі п'ять нейронів. Функція активації прихованого шару — гіперболічний тангенс, вихідного шару — нормалізована експоненційна функція. Результати класифікації побудованої моделі наведено в табл. 11.

Таблиця 11

**РЕЗУЛЬТАТИ РОЗПІЗНАВАННЯ КЛАСІВ КОКСОХІМІЧНИХ ПІДПРИЄМСТВ
2013 РОКУ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

Вибірка	Клас, що спостерігається	Предбачений клас			
		1	2	3	Процент корект- них
Навчальна	1	3	0	1	75 %
	2	0	2	0	100 %
	3	0	0	10	100 %
	Загальний процент	18,8 %	12,5 %	68,8 %	93,8 %
Контрольна	1	0	0	0	0 %
	2	0	3	0	100 %
	3	0	0	3	100 %
	Загальний процент	0 %	50 %	50 %	100 %

Із табл. 11 видно, що модель розпізнала правильно 93,8 % спостережень навчальної та 100 % контрольної вибірки, помилка перехресної ентропії для навчальної множини склала 3,339 %, для контрольної вибірки – 0,224 %, що також свідчить про високу якість моделі. Відповідно, надалі саме ця модель використовуватиметься для розпізнавання прогностного класу кризи підприємств.

Питому вагу коректно розпізнаних класів кризовості підприємств за методами нейронних мереж та дискримінантного аналізу наведено в табл. 12.

Таким чином, із табл. 12 видно, що апарат нейронних мереж є більш адекватним інструментарієм для розв'язання поставленого завдання, оскільки він більш точно розпізнає майбутні стани підприємства за його минулими спостереженнями. Тому для розпізнавання прогностного класу кризовості Ясинівського КХЗ використовувалися нейронні мережі.

Таблиця 12

**ПИТОМА ВАГА КОРЕКТНО РОЗПІЗНАНИХ ПІДПРИЄМСТВ
ЗА НАВЧАЛЬНОЮ ВИБІРКОЮ ПОПЕРЕДНІХ РОКІВ, %**

Метод	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	Середній % правильного розпізнавання
Нейронні мережі	100	83,3	91,7	83,3	66,7	91,7	90,9	90,9	63,6	81,8	85,3
Дискри- мінантний аналіз	100	91,7	100	75,0	66,7	83,3	100	90,9	45,5	72,7	80,7

Після підстановки в побудовану нейромережеву модель прогнозних значень показників-репрезентантів Ясинівського КХЗ за 2014 рік була розрахована ймовірність переходу підприємства до кожного класу кризи у наступному році (табл. 13).

Таблиця 13

ЙМОВІРНІСТЬ ПЕРЕХОДУ ЯСИНІВСЬКОГО КХЗ У КЛАСИ КРИЗИ 2014 РОКУ

Підприємство	Прогноз показників на 2014 рік						Ймовірність потрапляння		
	Частка ВОК у товарно-матеріальних запасах	Коефіцієнт маневрування власного капіталу	Рентабельність активів за чистим прибутком	Коефіцієнт оборотності активів	Коефіцієнт інтенсивності оновлення ОЗ	Темпи приросту чисельності персоналу	Клас потенційної кризи (П), %	Клас середньої кризи (С), %	Клас глибокої кризи (Г), %
Ясинівський КХЗ	0,825	0,102	-0,01	0,727	0,078	1,028	0,1	0,5	99,4

Дані табл. 13 вказують на те, що Ясинівський КХЗ з імовірністю 99 % перейде у 2014 році до класу глибокої кризи. Це свідчить про необхідність вивчення причин погіршення стану підприємства з подальшим запровадженням невідкладних превентивних заходів у його фінансово-господарській діяльності.

Висновки

У статті побудовано комплекс моделей оцінки кризовості коксохімічних підприємств на засадах превентивного підходу. Запропоновано здійснювати таку оцінку через експрес-розбиття підприємств галузі на класи кризи на основі скороченої системи показників, отриманої методом субтрактивної кластеризації, у поточному та прогнозному періодах.

Таким чином, у результаті побудови моделей оцінки кризовості коксохімічних підприємств, по-перше, було сформовано скорочену систему показників, на основі якої здійснювалась експрес-оцінка кризовості підприємств; по-друге, було отримано просторово-структурну класифікацію коксохімічних підприємств, яка дозволила відстежити динаміку розвитку галузі, визначити місце кожного підприємства щодо його конкурентного середовища та створити базу даних для розпізнавання кризових ситуацій на підприємствах надалі; по-третє, було дано загальну оцінку кризовості досліджуваного підприємства щодо його конкурентів у поточному та прогнозному періодах. Отримана оцінка є підґрунтям для оперативного ухвалення превентивних рішень, що сприятимуть мінімізації збитків підприємства від настання кризових ситуацій та, по можливості, уникнення їх у подальшому.

Литература

1. Агентство з підготовки та розкриття інформації емітентами цінних паперів, а також юридичним супроводом процесів, пов'язаних з розкриттям інформації [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <http://www.smida.gov.ua>.
2. *Адамів М. Є.* Метод перспективної діагностики слабких сигналів потенційних явищ за видами діяльності підприємства / О. Є. Кузьмін, М. Є. Адамів // *Бізнес Інформ*. — 2013. — № 2. — С. 69—74.
3. *Анфилатов В. С.* Системный анализ в управлении : учеб. пособ. / В. С. Анфилатов, А. А. Емельянов, А. А. Кукушкин; под ред. А. А. Емельянова. — М. : Финансы и статистика, 2002. — 368 с.
4. *Бланк И. А.* Управление финансовой стабилизацией предприятия / И. А. Бланк. — К. : Ника-Центр, Эльга, 2003. — 496 с.
5. *Зайченко Ю. П.* Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах : учеб. пособ. для студ. высш. учеб. завед. / Ю. П. Зайченко. — К. : ИД «Слово», 2008. — 344 с.
6. *Клебанова Т. С.* Модели и методы координации в крупномасштабных экономических системах : [науч. издание] / Т. С. Клебанова, Е. В. Молдавская, Чанг Хонгвен. — Х. : Бизнес Информ, 2002. — 148 с.

7. Клебанова Т. С. Модели мониторинга внутренней среды промышленного предприятия / Т. С. Клебанова, Е. С. Коваленко // Бизнес Информ. — 2011. — № 5 (2). — С. 13—17.

8. Коваленко В. В. Методика діагностики ймовірності виникнення фінансової кризи на підприємстві (на прикладі виноробної промисловості) / В. В. Коваленко, В. І. Фучеджи // Актуальні проблеми економіки. — 2013. — № 4. — С. 136—143.

9. Леоненков А. В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH / А. В. Леоненков — СПб. : БХВ-Петербург, 2005. — 736 с.

10. Матвійчук А. В. Нечіткі, нейромережеві та дискримінантні моделі діагностування можливості банкрутства підприємств / А. В. Матвійчук // Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці. — 2013. — № 2. — С. 71—118.

11. Методичні рекомендації щодо виявлення ознак неплатоспроможності підприємства та ознак дій з приховування банкрутства, фіктивного банкрутства чи доведення до банкрутства [Електронний ресурс] / Затверджено Наказом Міністерства економіки України № 1361 від 26.10.2010. — Режим доступу: <http://www.me.gov.ua/Documents/Download?id=e5d463f1-7153-4314-a8d8-4dc1908bf8e2>.

12. Методы антикризисного управления по слабым сигналам: монография / Ю. Г. Лысенко, Р. А. Руденский, Л. И. Егорова и др. — Донецк : Юго-Восток, 2009. — 195 с.

13. Механізми та моделі управління кризовими ситуаціями : моногр. / Под ред. Т. С. Клебановой. — Х. : ІД «ИНЖЕК», 2007. — 200 с.

14. Мороз О. В. Інституціональні особливості превентивного антикризового управління підприємством : моногр. / О. В. Мороз, І. В. Шварц. — Вінниця : УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2006. — 137 с.

15. Мороз О. В. Фінансова діагностика у системі антикризового управління на підприємствах : моногр. / О. В. Мороз, О. А. Сметанюк. — Вінниця : УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2006. — 107 с.

16. Пересецкий А. А. Методы оценки вероятности дефолта банков // Экономика и математические методы. — 2007. — № 3. — Т. 43. — С. 37—62.

17. Плюта В. Сравнительный многомерный анализ в экономических исследованиях: Методы таксономии и факторного анализа : моногр. / В. Плюта ; пер. с пол. В. В. Иванова ; науч. ред. В. М. Жуковской. — М. : Статистика, 1980. — 151 с.

18. Присенко Г. В. Прогнозування соціально-економічних процесів: навч. посіб. / Г. В. Присенко, Є. І. Равікович. — К. : КНЕУ, 2005. — 378 с.

19. Пушкарь А. И. Антикризисное управление: модели, стратеги, механизмы: Научное издание / А. И. Пушкарь. — Х. : ООО «Модель вселенной», 2001. — 452 с.

20. Руденский Р. А. Антисипативное управление сложными экономическими системами: модели, методы, инструменты : моногр. /

Р. А. Руденский ; [научн. ред. проф. Ю. Г. Лысенко]. — Донецк : Юго-Восток, 2009. — 257 с.

21. Сошникова Л. А. Многомерный статистический анализ в экономике : учеб. пособ. для вузов / Л. А. Сошникова, В. Н. Тамашевич ; под ред. проф. В. Н. Тамашевича. — М. : ЮНИТИ-ДАНА, 1999. — 598 с.

22. Фінансові результати підприємств до оподаткування за видами промислової діяльності у 2013 році / [Електронний ресурс]. — Режим доступу: http://ukrstat.gov.ua/operativ/operativ2012/fin/fin_rez/fr_pr/fr_pr_u/fr_pr_13_u.htm.

23. Цмоць О. І. Системи раннього попередження для підприємств з використанням нейромережових засобів / О. І. Цмоць, Ю. В. Цимбал, І. Г. Цмоць // Актуальні проблеми економіки. — 2012. — № 10 (136). — С. 283—291.

24. Штовба С. Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB : [науч. изд.] / С. Д. Штовба. — М. : Горячая линия-Телеком, 2007. — 288 с.

25. Berneti S. M. Design of Fuzzy Subtractive Clustering Model using Particle Swarm Optimization for the Permeability Prediction of the Reservoir / S. M. Berneti // International Journal of Computer Applications. — 2011. — Vol. 29. — № 11. — P. 33 — 37.

26. Liu Y. Study on Validity of Logistics Risk Early Warning Model in Manufacturing Enterprises: Based on the Listed Corporation of Manufacturing Industry in Beijing Area / Y. Liu, J. Gao, W. Ma // Journal of Service Science and Management. — 2013. — Vol. 6. — № 2. — P. 170—176.

27. Ohlson J. A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy / J. A. Ohlson // Journal of Accounting Research. — 1980. — Vol. 18. — № 1. — P. 109—131.

28. Khong R. W. L. Corporate failure prediction: a study of public listed companies in Malaysia / Roy W. L. Khong, Shuk-Wern Ong, Voon Choong Yap // Managerial Finance. — 2011. — № 5. — P. 553—564.

29. Yager R. R. Approximate clustering via the mountain method / R. R. Yager, D. P. Filev // Systems, Man and Cybernetics. — 1994. — Vol. 24 (8). — P. 1279—1284.

30. Zhao Rui. Research on Corporation Financial Distress Prediction in the Environment of E-business / Zhao Rui, Fu Rongxia // Materials of International conference on e-Education, e-Business, e-Management and e-Learning (Sanya, 22—24 Jan. 2010). — Sanya : IEEE, 2010. — P. 548—550.

References

1. Agenstvo z pidhotovky ta rozkryttia informatsii emitentamy tsinnykh paperiv, a takoj yurydychnym suprovodom protsesiv, poviazanykh z rozkryttiam informatsii. *SMIDA.GOV.UA*. Retrieved from <http://www.smida.gov.ua> [in Ukrainian].

2. Adamiv, M. Ye., & Kuzmin, O. Ye. (2013). Metod perspektyvnoi diagnostyky slabkykh sygnaliv potentsiinykh yavysch za vydamy dialnosti pidpriemstva. *Biznes-Inform (Business-Inform)*, 2, 69—74 [in Ukrainian].
3. Anfilatov, V. S., Yemelianov, A. A., & Kukushkin, A. A. (2002). *Sistemnyi analiz v upravlenii*. Moscow: Finansy i statistika [in Russian].
4. Blank, I. A. (2003). *Upravleniie finansovoi stabilizatsiiei predpriatiia*. Kyiv: Nika-Tsentr, Elha [in Russian].
5. Zaichenko, Yu. P. (2008). *Nechetkiie modeli i metody v intellektualnykh sistemakh*. Kyiv: ID “Slovo” [in Russian].
6. Klebanova, T. S., Moldavskaya, Ye. V., & Khonhven, Ch. (2002). *Modeli i metody koordinatsii v krupnomashtabnykh ekonomicheskikh sistemakh*. Kharkiv: Biznes-Inform [in Russian].
7. Klebanova, T. S., & Kovalenko, Ye. S. (2011). Modeli monitoringa vnutrennei sriedy promyshlennogo predpriatiia. *Biznes-Inform (Business-Inform)*, 5(2), 13—17 [in Russian].
8. Kovalenko, V. V., & Fuchedzhi, V. I. (2013). Metodika diagnostiki imovirnosti vynykennia finansovoi kryzy na pidprietstvi (na prykladi vyrobnychoi promyslovosti). *Aktualni problemy ekonomiky (Actual problems of economics)*, 4, 136—143 [in Ukrainian].
9. Leonenkov, A. V. (2005). *Nechetkoe modelirovanie v srede MATLAB i fuzzyTECH*. Sankt-Peterburg: BKHV-Peterburg [in Russian].
10. Matviychuk, A. V. (2013). Nechitki, neiromerezhevi ta dyskryminantni modeli diagnostuvannia mozhyvosti bankrutstva pidpriemstv. *Neiro-nechitki technologii modeluvannia v ekonomitsi (Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics)*, 2, 71—118 [in Ukrainian].
11. Metodychni rekomendatsii shchodo vyavlennia oznak neplatopromozhnosti pidpriemstva ta oznak dii z prykhovuvannia bankrutstva, fiktyvnoho bankrutstva chy dovedennia do bankrutstva. (2010, October). *ME.GOV.UA*. Retrieved from <http://www.me.gov.ua/Documents/Download?id=e5d463f1-7153-4314-a8d8-4dc1908bf8e2> [in Ukrainian].
12. Lysenko, Yu. G., Rudenskii R. A., & Yegorova L. I. (2009). *Metody antikrizisnogo upravleniia po slabym signalam*. Donetsk: Yugo-Vostok [in Russian].
13. Klebanova, T. S. (2007). *Mekhanizmy i modeli upravleniia krizisnymi situatsiiami*. Kharkiv: ID “INZHEK” [in Russian].
14. Moroz, O. V. (2006). *Instytutsionalni osoblyvosti preventyvnoho antykrizovogo upravlinnia pidpriemstvom*. Vinnytsia: UNIVERSUM-Vinnytsia [in Ukrainian].
15. Moroz, O. V. (2006). *Finansova diahnostyka u systemi antykrizovogo upravlinnia na pidpriemstvakh*. Vinnytsia: UNIVERSUM-Vinnytsia [in Ukrainian].
16. Peresetskii, A. A. (2007). Metody otsenki veroiatnosti defolta bankov. *Ekonomika i matematicheskie metody (Economics and Mathematical Methods)*, 43(3), 37—62 [in Russian].

17. Pliuta, V. V. (1980). *Sravnitelnyi mnogomernii analiz v ekonomicheskikh issledovaniiaakh: Metody taksonomii i faktornogo analiza*. Moscow: Statistika [in Russian].

18. Prysenko, H. V. (2005). *Prohnozuvannia sotsialno-ekonomichnykh protsesiv*. Kyiv: KNEU [in Ukrainian].

19. Pushkar, A. I. (2001). *Antikrizisnoe upravlenie: modeli, strategii, mekhanizmy*. Kharkiv: OOO "Model vselennoi" [in Russian].

20. Rudenskii, R. A. (2009). *Antisipativnoe upravlenie slozhnymi ekonomicheskimi sistemami: modeli, metody, instrumenty*. Donetsk: Yugo-Vostok [in Russian].

21. Soshnikova, L. A., & Tamashevitch, V. N. (1999). *Mnogomernyi statisticheskii analiz v ekonomike*. Moscow: Yunita-Dana [in Russian].

22. Finansovi rezultaty pidpryiemstv do opodatkuvannia za vydamy promyslovoi diialnosti u 2013 rotsi. (2013). *UKRSTAT.GOV.UA*. Retrieved from http://ukrstat.gov.ua/operativ/operativ2012/fin/fin_rez/fr_pr/fr_pr_u/fr_pr_13_u.htm [in Ukrainian].

23. Tsmots, O. I., & Tsymbal, U. V. (2012). Systemy rannogo poperedzhennia dlyia pidpryiemstv z vykorystanniam neiromerezhevykh zasobiv. *Aktualni problemy ekonomiky (Actual Problems of Economics)*, 10(136), 283—291 [in Ukrainian].

24. Shtovba, S. D. (2007). *Proektirovanie nechetkikh sistem sredstvami MATLAB*. Moscow: Goryachaya Liniya-Telecom [in Russian].

25. Berneti, S. M. (2011). Design of Fuzzy Subtractive Clustering Model using Particle Swarm Optimization for the Permeability Prediction of the Reservoir. *International Journal of Computer Applications*, 29(11), 33 — 37.

26. Liu, Y., Gao, J., & Ma, W. (2013). Study on Validity of Logistics Risk Early Warning Model in Manufacturing Enterprises: Based on the Listed Corporation of Manufacturing Industry in Beijing Area. *Journal of Service Science and Management*, 6(2), 170—176.

27. Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109—131.

28. Khong, R. W. L., Ong, Sh.-W., & Yap, V. Ch. (2011). Corporate failure prediction: a study of public listed companies in Malaysia. *Managerial Finance*, 5, 553—564.

29. Yager, R. R., & Filev, D. P. (1994). Approximate clustering via the mountain method. *Systems, Man and Cybernetics*, 24(8), 1279—1284.

30. Rui, Zh., & Rongxia, Fu. (2010). Research on Corporation Financial Distress Prediction in the Environment of E-business. *Matherials of International conference on e-Education, e-Business, e-Management and e-Learning (Sanya, 22—24 Jan. 2010)*, 548—550.

Стаття надійшла до редакції 13.04.2015