

УДК 338.001.36

М'ячин В. Г.

*кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри економіки промисловості та організації виробництва
Українського державного хіміко-технологічного університету*

M'yachin V. H.

*Candidate of Technical Sciences, Associate Professor,
Senior Lecturer of Industrial Economics
and Organization of Production Department
Ukrainian State University of Chemical Technology*

**ПРОГНОЗУВАННЯ ІННОВАЦІЙНОГО ПОТЕНЦІАЛУ ПРОМИСЛОВИХ
ПІДПРИЄМСТВ ЗА ДОПОМОГОЮ ГІБРИДНИХ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ**

**PREDICTION OF INNOVATION POTENTIAL OF INDUSTRIAL ENTERPRISES
USING HYBRID INTELLIGENT SYSTEMS**

Анотація. У роботі розглянуто науково-методичні підходи щодо визначення інноваційного потенціалу промислових підприємств як рушійної сили їх стратегічного розвитку. У наш час особливої ваги набуває не тільки оцінка поточного стану інноваційного потенціалу, але й прогнозування його значень на майбутнє. Існуючі основні методи оцінки інноваційного потенціалу – статистичний метод та метод експертних оцінок – є популярними завдяки відносній простоті своєї реалізації, але мають суттєві недоліки, основними серед яких є неповнота використовуваних даних та суб'єктивність оцінок експертів. З огляду на зазначене потребують розвитку методи оцінки і прогнозування інновацій-

ного потенціалу промислових підприємств, оснований на використанні можливостей гібридних інтелектуальних систем. Гібридний підхід, що поєднує в собі структурну і еволюційну методику проектування систем штучного інтелекту, є найбільш перспективним у здібності не тільки вибирати кращі, а й покращувати вже наявні архітектури. Структурна методика даного підходу представлена нейромережним підходом, результати реалізації якого для оцінки інноваційного потенціалу промислових підприємств у середовищі MATLAB наведені в роботі.

Ключові слова: інноваційний потенціал, промислове підприємство, штучні нейронні мережі, гібридні інтелектуальні системи.

Вступ та постановка проблеми. Питання розвитку інноваційного потенціалу промислових підприємств залишається вкрай важливим для вітчизняних підприємств. Автори Збалансованої системи показників Р. Нортон та Д. Каплан ще у 1992 р. визначили магістральну ідею – підприємство, яке поставило перед собою цілі стратегічного розвитку, повинно ефективно застосовувати інновації.

Використовувані при оцінці та прогнозуванні інноваційного потенціалу промислових підприємств методи можливо розділити на три великі групи: кількісні, якісні та комбіновані. Найбільш поширеними на практиці методами оцінки складних динамічних систем виступають метод експертних оцінок та статистичні методи. Популярність даних методів пов'язана з простотою їх реалізації та мінімальним обсягом підготовчих і допоміжних дій. Очевидно, що для цілей створення адекватної і точної моделі оцінки інноваційного потенціалу підприємства статистичні методи, засновані на числовій статистиці, і методи експертних оцінок не можуть бути використані в чистому вигляді в силу наявності серйозних недоліків.

Для оцінки багатофакторної моделі інноваційного потенціалу підприємства найбільш прийнятним буде такий метод, який дозволить ліквідувати недостатність даних, що використовуються при його оцінці, та знизити ймовірність помилок експертів, які виробляють оцінки. Саме тому нечітко-множинний підхід в останній час став найбільш прийнятним, дозволяючи експертам урахувати всі фактори впливу і співвідносити їх із конкретними числовими інтервалами.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Вагомий внесок у розробку теоретико-методологічних основ оцінки та формування інноваційного потенціалу промислових підприємств зробили вітчизняні вчені О.І. Амоша, В.М. Гесць, М.П. Денисенко, С.М. Ілляшенко, В.А. Павлова, О.А. Паршина, П.Г. Перерва, Н.І. Чухрай та ін. Використання саме нечітких моделей, і особливо штучних нейронних мереж та нечітких когнітивних карт, для прогнозування динаміки інноваційного потенціалу в нашій країні поки що обмежено лише поодинокими спробами. Але широке та успішне використання означених вище сучасних методів у країнах дальнього зарубіжжя показує магістральний шлях формування механізмів оцінки та розвитку інноваційного потенціалу.

Метою даної роботи є теоретичне обґрунтування та практичне застосування гібридних інтелектуальних систем, зокрема нейромережового підходу, для визначення інноваційного потенціалу промислових підприємств.

Результати дослідження. Найбільш поширеними на практиці методами оцінки складних динамічних систем виступають метод експертних оцінок та статистичні методи. Популярність даних методів пов'язана з простотою їх реалізації та мінімальним обсягом підготовчих і допоміжних дій [1].

За іншою думкою, методологія вимірювання інноваційного потенціалу може включати два критерії – критерій виду та кількості змінних, що входять до моделі, та критерій комплексності обробки цих вхідних змінних [2; 3].

Згідно з означеними критеріями, основними методами оцінки інноваційного потенціалу є:

- 1) індексний метод як узагальнюючий показник, що характеризує зміну досліджуваної величини у часі і який є важливим аналітичним засобом виявлення зв'язків між вхідними та вихідними змінними;
- 2) вертикальний та горизонтальний аналіз щодо звітності та окремих показників;
- 3) методи кореляційного, регресійного та варіаційного аналізу;
- 4) методи, що базуються на множинному кореляційному аналізі, багатовимірному шкалюванні;
- 5) методи, що базуються на нечітко-множинному аналізі та нейронних мережах.

Розташування цих методів в координатах «рівень складності методу» – «комплексність вхідних змінних» представлено на рис. 1.

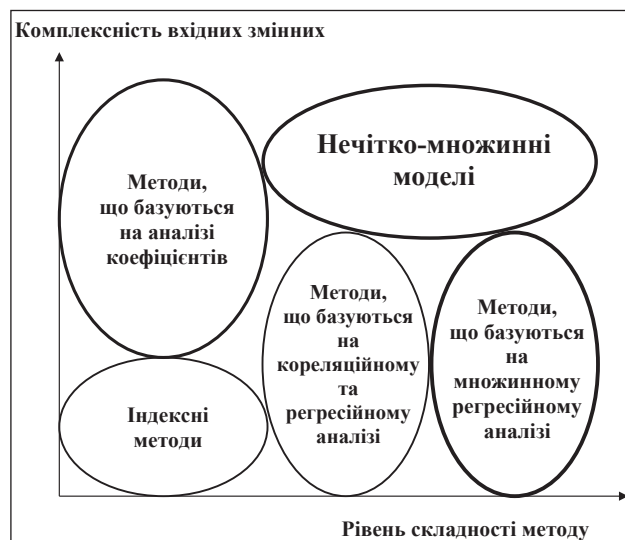


Рис. 1. Характеристика методів оцінювання інноваційного потенціалу промислового підприємства [4]

Як можна побачити з рис. 1, для оцінки багатофакторної моделі інноваційного потенціалу підприємства найбільш прийнятним буде такий метод, який дозволить ліквідувати недостатність даних, що використовуються при оцінці, і ймовірність помилок експертів, які виробляють оцінки. Саме тому нечітко-множинний підхід найбільш прийнятний у цій ситуації, дозволяючи експертам урахувати всі фактори впливу, співвідносячи їх із конкретними числовими інтервалами [5; 6].

Важливо відмітити, що подальшим розвитком методу нечітких множин при моделюванні оцінки інноваційного потенціалу є розробка когнітивних моделей [7; 8]. Окрім того, оцінка інноваційного потенціалу може здійснюватися за допомогою нейро-нечітких мереж, що теж базуються на методі нечітко-множинного аналізу [2].

Для підвищення ефективності виробництва будь-яке підприємство потребує сучасне апаратне, програмне та методологічне забезпечення. У сучасному світі будь-яка

організація, зокрема промислове підприємство, являє собою економічну систему певної складності. Цей факт диктує керівництву підприємства необхідність мати під рукою якісний апарат економічного прогнозування.

Апарат штучних нейронних мереж широко використовується для вирішення таких економічних завдань, як обробка даних, управління, автоматизоване проектування. Цей підхід має велику гнучкість і практично безмежні можливості при своїй реалізації.

Гібридні нечіткі нейронні мережі об'єднують у собі переваги нейронних мереж і систем нечіткого висновку [9; 10]. Найважливішими перевагами нейронних мереж вважається можливість їх навчання та адаптації. По завершенні навчання нейронні мережі стають незамінними засобами вирішення завдань розпізнавання образів, апроксимації, оптимізації, класифікації. З іншого боку, накопичені нейронною мережею знання виявляються розподіленими між усіма її елементами, що робить їх практично недоступними для спостерігача. Цього недоліку позбавлені системи управління з нечіткою логікою. Об'єднання обох підходів дозволяє, з одного боку, привнести здатність до навчання і обчислювальну потужність нейронних мереж у системи з нечіткою логікою, а з іншого – посилити інтелектуальні можливості нейронних мереж властивими «людському» способу мислення нечіткими правилами вироблення рішення.

Найбільше розповсюдження у наш час отримали архітектури нечіткої нейронної мережі вигляду ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) и TSK (Takagi-Sugeno-Kanga).

Основні положення теорії штучних нейронних мереж у даний час отримують досить широке поширення у сфері вирішення економічних завдань [9–12]. Досить високий рівень ефективності використання нейронних мереж досягається в тих випадках, коли застосування стандартних математичних інструментів неможливо або коли виникають сумніви в точності одержуваних результатів.

Потрібно відмітити, що в науковій літературі вже є спроби побудувати інноваційний потенціал як підприємств [13], так і регіону [14] за допомогою нечітких нейронних мереж. Нами пропонується застосувати основні положення нечітких нейронних мереж для прогнозування інноваційного потенціалу промислових підприємств з урахуванням специфіки їх роботи. У сукупності це обумовлює можливість використання теорії нейронних мереж для вирішення прикладних аспектів оцінки рівня інноваційного потенціалу, що забезпечить підвищення ефективності здійснення інноваційної діяльності на промисловому підприємстві.

Розглянемо адаптивну нечітку систему з механізмом логічного висновку, що запропонував Сугено на базі правил (ЯКЩО – ТОДИ [10; 11]), яка отримала назву мережі ANFIS. Дана система може бути успішно використана для налаштування функції належності (ФП) та налаштування бази правил у нечіткій експертній системі (рис. 2).

На рис. 1:

$$f_1 = a_1x + b_1y + r_1; f_2 = a_2x + b_2y + r_2;$$

$$f = \frac{w_1f_1 + w_2f_2}{w_1 + w_2} = \bar{w}_1f_1 + \bar{w}_2f_2.$$

Система ANFIS застосовує наступну базу правил:

якщо $x = A_1$ та $y = B_1$, тоді $f_1 = a_1x + b_1y + r_1$;

якщо $x = A_2$ та $y = B_2$, тоді $f_2 = a_2x + b_2y + r_2$;

де A_i та B_i – лінгвістичні змінні.

Шари даної нечіткої нейронної мережі виконують наступні функції:

Шар 1. Кожний нейрон даного шару є нейроном, який за допомогою функції приналежності (фаззифікатора) перетворює вхідний сигнал x або y . Найчастіше використовується дзвонувата функція

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\frac{x - c_i}{a_i} \right]^2}. \quad (1)$$

або функція Гаусса

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\frac{x - c_i}{a_i} \right]^2}. \quad (2)$$

Шар 2. Кожний нейрон у цьому шарі, позначений П, здійснює перетин множини сигналів, моделює логічну операцію (І) та посилає на вихід

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y), \quad i = 1, 2. \quad (3)$$

За своєю суттю, кожен нейрон являє собою активуючу силу правила. Фактично будь-який оператор Т-норми, який узагальнює операцію (І), може бути використаний у даних нейронах.

Шар 3. Кожний нейрон у цьому шарі розраховує нормовану силу правила

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2. \quad (4)$$

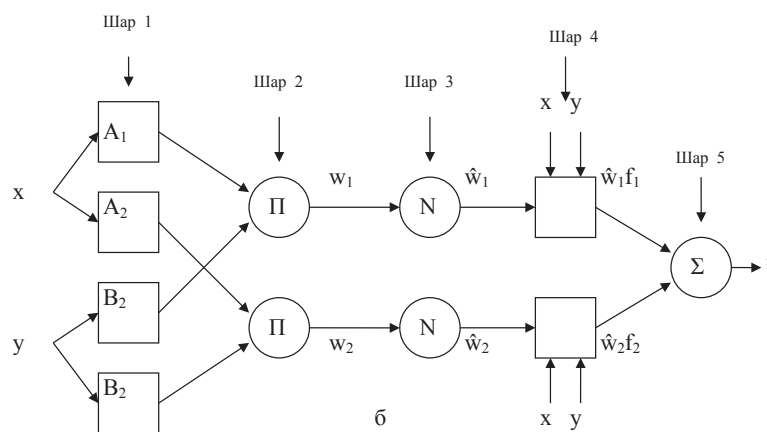
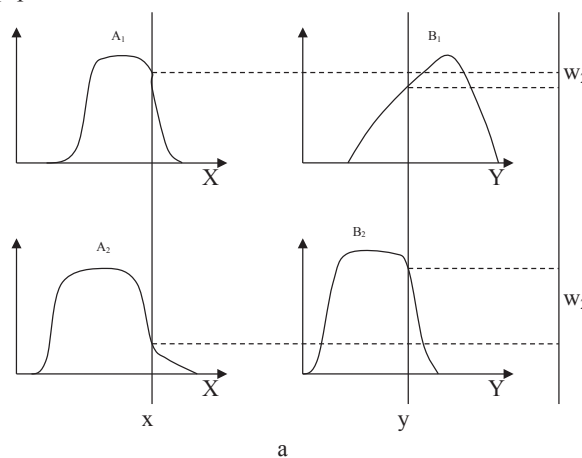


Рис. 2. Схема логічного висновку Сугено (а) та еквівалентна структура нейронної мережі ANFIS (б)

Шар 4. На даному шарі в нейронах формується значення вихідних змінних

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (a_i x + b_i y + r_i). \quad (5)$$

Шар 5. В останньому шарі ми отримуємо вихідний сигнал нейронної мережі та виконаємо дефазифікацію результатів

$$O_i^5 = \text{overall output} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}. \quad (6)$$

У контексті нечітких нейронних мереж нейронна мережа архітектури ANFIS навчається за допомогою метода градієнтного спуску.

Побудуємо модель, яка дозволить на підставі значень інноваційного потенціалу промислового підприємства за певний період (табл. 1) визначити значення інноваційного потенціалу у наступний період. Розрахунки виробничої, фінансової, кадрової складових інноваційного потенціалу та значення комплексного показника інноваційного потенціалу були виконані на підставі даних машинобудівного підприємства, що входить до наукового-виробничої групи «Дніпротехсервіс» (м. Дніпропетровськ).

Таблиця 1
Динаміка інноваційного потенціалу та його складових

Роки	Виробнича складова інноваційного потенціалу (input1)	Фінансова складова інноваційного потенціалу (input2)	Кадрова складова інноваційного потенціалу (input3)	Інноваційний потенціал підприємства $\Sigma 1$ (output)
2005	0,65	0,65	0,74	0,74
2006	0,69	0,71	0,75	0,76
2007	0,72	0,69	0,72	0,72
2008	0,77	0,66	0,72	0,77
2009	0,84	0,63	0,74	0,80
2010	0,83	0,67	0,75	0,82
2011	0,82	0,63	0,74	0,79
2012	0,79	0,69	0,72	0,78
2013	0,84	0,70	0,74	0,81
2014	0,82	0,72	0,72	0,82

Для генерування та навчання нечіткої системи типу Сугено використаємо ANFIS-редактор програми MATLAB [15]. Нейро-нечітка модель інноваційного

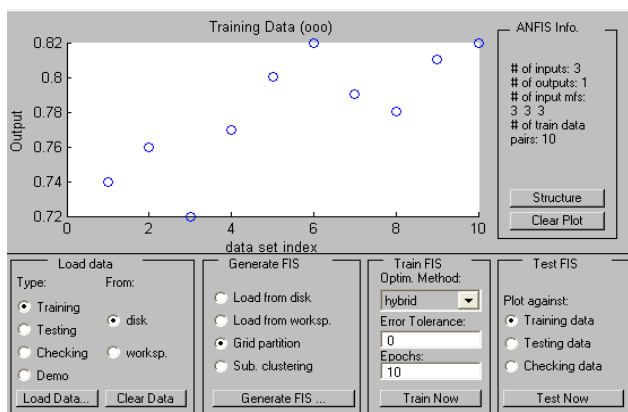


Рис. 3. Редактор ANFIS після завантаження даних в системі MATLAB

потенціалу складається із трьох вхідних змінних (складових) – виробничої складової інноваційного потенціалу (input1), фінансової складової інноваційного потенціалу (input2), кадрової складової інноваційного потенціалу (input3) та однієї вихідної змінної (інноваційний потенціал підприємства як інтегральний показник) $\Sigma 1$ (output).

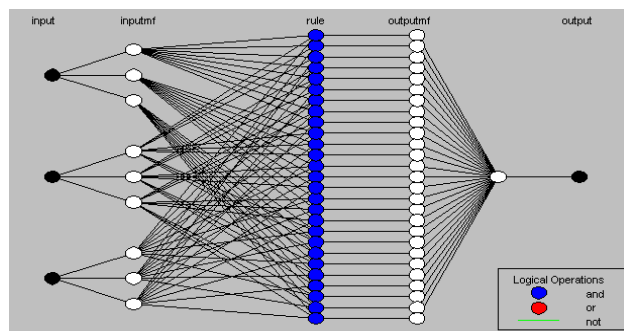


Рис. 4. Структура згенерованої системи нечіткого висновку (ANFIS Model Structure) у системі MATLAB

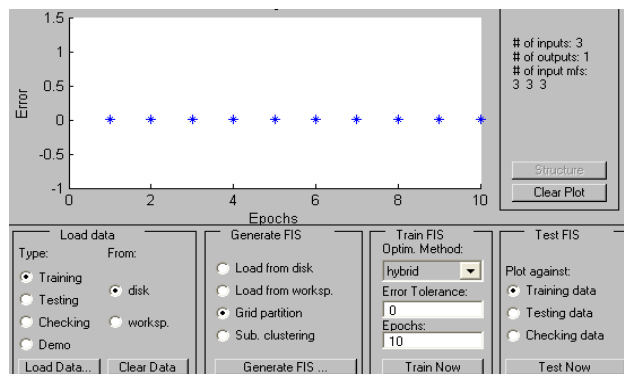


Рис. 5. Залежність кількості помилок від кількості циклів при навчанні мережі в системі MATLAB

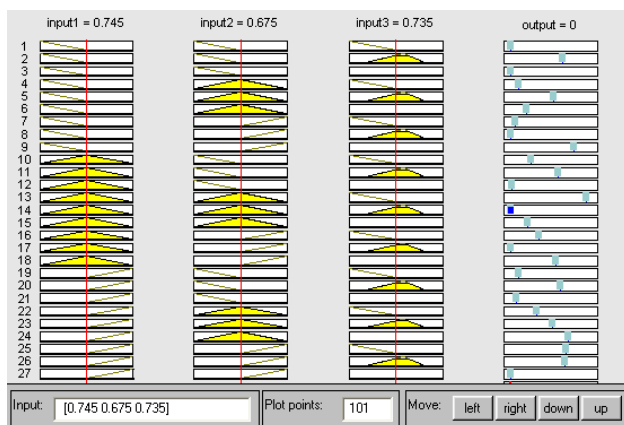


Рис. 5. Графічний інтерфейс перегляду правил згенерованої системи нечіткого висновку в системі MATLAB

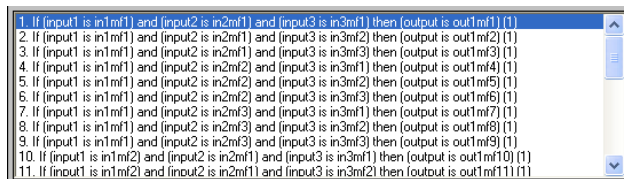


Рис. 6. Фрагмент бази нечітких правил у системі MATLAB

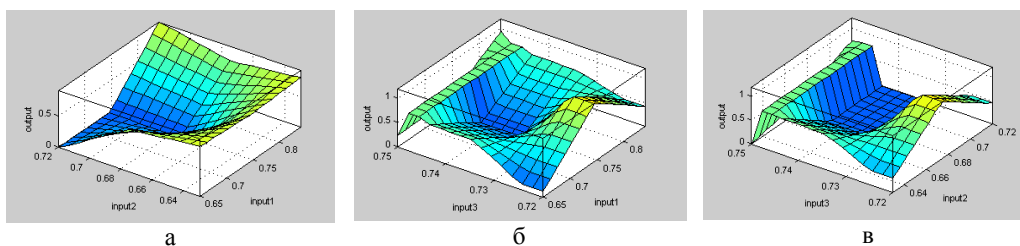


Рис. 7. Поверхня нечіткого висновку вихідної величини *output* (інноваційний потенціал підприємства) від вхідних змінних *input1* і *input2* (а), *input1* та *input3* (б) та *input2* та *input3* (в)

Етапи побудови нейрон-нечіткої моделі в середовищі MATLAB включають наступні кроки:

- 1) завантаження даних щодо навчання в редакторі *anfis* за допомогою команди *Load_Data* (рис. 2)
- 2) візуалізація структури нейронної мережі (рис. 3);
- 3) навчання мережі за допомогою команди *Train_Now* (рис. 4). Як можна побачити з рис. 4, уже за перший цикл навчання похибка навчання дорівнює нулю;
- 4) побудова правил згенерованої системи нечіткого висновку (рис. 5, 6);
- 5) перевірка адекватності даної моделі (рис. 7).

На підставі побудованої моделі можливо оцінити вплив трьох вхідних змінних – складових інноваційного потенціалу на значення комплексного показника інноваційного потенціалу промислового підприємства. Виходячи зі значень вхідних лінгвістичних змінних, які продукуються FIS-редактором, на рис. 7 можна спостерігати змодельовані значення вихідної лінгвістичної змінної.

Перевірка адекватності розробленої моделі проводиться за адекватності реакції моделі на зміну вхідних змінних, зокрема поліпшення вхідних значень: *fismat* = *readfis* ('Sugeno-INNOVATION POTENTIAL+'); *out*=*evalfis* ([0,82 0,73 0,74], *fismat*) по відношенню до попереднього прикладу, що призводить до поліпшення рейтингової оцінки *out* = 0,83.

Висновки. Таким чином, розроблена нейро-нечітка модель оцінки інноваційного потенціалу промислового підприємства. За допомогою даної моделі, маючи динаміку оцінок за певний проміжок часу, можливо прогнозувати оцінку інноваційного потенціалу на деякий момент часу у майбутньому. Отримані результати дають підстави стверджувати про можливість практичного застосування моделі для прогнозування підсумкової оцінки інноваційного потенціалу промислового підприємства.

Подальші дослідження будуть спрямовані на розширення нейро-нечіткої моделі у бік урахування більшої кількості вхідних параметрів – складових інноваційного потенціалу.

Список використаних джерел:

1. Санжапов Х. Классификация методов оценки инновационного потенциала предприятия / Х. Санжапов, А. Копылов, Д. Копылов // Интернет-вестник ВолгГАСУ. Серия «Строительная информатика». – 2012. – Вып. 7(21). – С. 1–9.
2. Kasa R. Approximating innovation potential with neurofuzzy robust model / Richard Kasa // Investigaciones Europeas de Dirección y Economía de la Empresa. – 2015. – № 21. – P. 35–46.
3. Rolik Y. A. A Complex Approach To Evaluating the Innovation Strategy of A Company to Determine its Investment Attractiveness / Yurii A. Rolik // Procedia – Social and Behavioral Sciences. – 2013. – № 99. – P. 562–571.
4. М'ячин В.Г. Методи оцінки інноваційного потенціалу машинобудівного підприємства / В.Г. М'ячин // Сучасні міжнародні відносини: проблеми та розвиток : збірник тез наукових праць учасників Міжнародної науково-практичної конференції (Одеса, 16–17 жовтня 2015 р.). – О. : ЦЕДР, 2015. – С. 73–76.
5. Павлова В.А. Оценка инновационного потенциала машиностроительного предприятия методом нечётких множеств / В.А. Павлова, В.Г. Мячин, А.Г. Жукова // Бюлетень Міжнародного Нобелівського економічного форуму «Світова економіка XXI століття: цикли та кризи». – 2013. – № 1(6). – С. 257–266.
6. М'ячин В.Г. Оцінка фінансової складової інноваційного потенціалу машинобудівних підприємств за допомогою нечітких множин / В.Г. М'ячин // Економічний простір. – 2015. – № 100. – С. 148–160.
7. М'ячин В.Г. Алгоритм побудови когнітивної карти формування інноваційного потенціалу машинобудівного підприємства / В.Г. М'ячин // Науковий вісник Херсонського державного університету. Серія «Економічні науки». – 2014. – Вип. 9. – С. 91–95.
8. М'ячин В.Г. Динамічне моделювання інноваційного потенціалу машинобудівного підприємства / В.Г. М'ячин // Науковий вісник Херсонського державного університету. Серія «Економічні науки». – 2014. – Вип. 9. – С. 96–99.
9. Круглов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В.В. Круглов, В.В. Борисов. – М. : Радио и связь, 2000. – 382 с.
10. Заенцев И.В. Нейронные сети: основные модели : [учеб. пособ.] / И.В. Заенцев. – Воронеж, 1999. – 76 с.
11. Короткий С. Нейронные сети: основные положения / С. Короткий. – М. : Мир, 2002. – 134 с.
12. Ежов А.А. Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и би знесе : [курс лекций] / А.А. Ежов, С.А. Шумский. – М. : МИФИ, 1998. – 216 с.
13. Мосин О.О. Определение конкурентоспособности инновационного потенциала предприятий отрасли тяжелого машиностроения Украины / О.О. Мосин // Азимут научных исследований: экономика и управление. – 2014. – № 2. – С. 43–47.
14. Манасян Н.С., Чернов В.Г. Рейтинговая оценка инновационного развития региона на основе нечёткой нейронной сети / Н.С. Манасян, В.Г. Чернов // Журнал ВАК: управление экономическими системами. – 2013. – № 3 [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <http://uecs.ru/uecs51-512013/item/2013-2013-03-05-07-57-30>.
15. Дьяконов В.П. Математические пакеты расширения MATLAB. Специальный справочник / В.П. Дьяконов, В.В. Круглов. – СПб. : Питер, 2001. – 480 с.

Аннотация. В работе рассмотрены научно-методические подходы к определению инновационного потенциала промышленных предприятий как движущей силы их стратегического развития. Особую важность имеет не только оценка текущего состояния инновационного потенциала, но и прогнозирование его значений на будущее. Существующие в настоящий момент основные методы оценки инновационного потенциала – статистический метод и метод экспертных оценок – популярны благодаря относительной простоте реализации, но имеют существенные недостатки, основными из которых являются неполнота используемых данных и субъективность оценок экспертов. Исходя из этого существует потребность в развитии методов оценки и прогнозирования инновационного потенциала промышленных предприятий, основанных на использовании возможностей гибридных интеллектуальных систем. Гибридный подход, сочетающий в себе структурную и эволюционную методики проектирования систем искусственного интеллекта, является наиболее перспективным в способности не только выбирать лучшие, но и улучшать уже имеющиеся архитектуры. Структурная методика данного подхода представлена нейросетевым подходом, результаты его реализации для оценки инновационного потенциала промышленных предприятий в среде MATLAB приведены в настоящей работе.

Ключевые слова: инновационный потенциал, промышленное предприятие, искусственные нейронные сети, гибридные интеллектуальные системы.

Summary. The paper discusses the scientific and methodological approaches to the definition of innovative potential of industrial enterprises as the driving force of their strategic development. Therefore, special importance not only to assess the current state of innovation potential, and forecasting its future values. Existing at present time, the main methods of innovative potential estimation – a statistical method and expert estimates – are popular because of its relative ease of implementation, but have significant drawbacks, the main ones being used by incomplete data and subjective experts' assessments. Accordingly, a need exists for the methods development for assessing and innovative potential forecasting of industrial enterprises, based on the use of intelligent features hybrid System Works. The hybrid approach combines structural and evolutionary design techniques of artificial intelligence, is the most promising in the ability to not only choose the best, but also to improve the already existing architecture. Structural methodology of this approach is represented by the neural network approach the results of its implementation to assess the innovative potential of industrial enterprises in MATLAB are shown in this paper.

Key words: innovative potential, industrial enterprises, artificial neural ET works, hybrid intelligent systems.