

5. Государственный комитет статистики Украины / Демографическая ситуация // Режим доступа: http://www.ukrstat.gov.ua/operativ/operativ2007/ds/nas_rik/nas_u/nas_rik_u.html

Стаття надійшла до редакції 15.05.2014 р.

УДК 338.984:330.4

Краснюк М. Т., к.е.н., доцент,
Київський національний економічний університет
імені Вадима Гетьмана

ТЕХНОЛОГІЯ ВИКОРИСТАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ОБЧИСЛЕНЬ ДЛЯ АНАЛІЗУ ГЕОЛОГО-ГЕОФІЗИЧНОЇ ІНФОРМАЦІЇ З МЕТОЮ ВИЗНАЧЕННЯ ЕКОНОМІЧНО- ОБГРУНТОВАНИХ ОБ'ЄКТІВ (ПЛАСТІВ) ДЛЯ ПОДАЛЬШОЇ ПРОМИСЛОВОЇ РОЗРОБКИ

АНОТАЦІЯ. У статті запропоновано моделі та технології їх застосування, що забезпечують літологічне розчленовування свердловини та виявлення нафтонасичених колекторів. Для вирішення вищезазначеної задачі запропонована технологія використання алгоритмів машинного навчання без вчителя (метод багатомірного шкалування, самоорганізуючі карти Кохонена, метод виділення головних компонентів). Впровадження таких технологій та алгоритмів має істотне значення як для підвищення ступеня об'єктивізації бізнес-процесу інтерпретації геолого-геофізичної інформації (що складно піддається формалізації), так і для геолого-економічної обгрунтованості результатів.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: геолого-економічна оцінка; алгоритми навчання інтелектуальної системи; метод багатомірного шкалування; карти Кохонена, що самоорганізуються; метод виділення головних компонент; пласт нафтогазової свердловини.

АННОТАЦИЯ. В статье предложены модели и технологии их применения, обеспечивающие литологическое расчленение скважины и выявляющие нафтонасыщенные коллектора. Для решения вышеуказанной задачи предложена технология использования алгоритмов машинного обучения без учителя. Внедрение таких технологий и алгоритмов имеет существенное значение как для повышения степени объективизации бизнес-процесса интерпретации геолого-геофизической информации (который сложно поддается формализации), так и для геолого-экономической обоснованности и зачужести результатов.

ABSTRACT. In the article author proposes the model and the technologies for lithological division and oil&gas reservoirs detection. To solve the above mentioned problem the author proposes to use unsupervised machine-learning algorithms. The implementation of proposed technologies and algorithms is essential to increase the degree of objectivity of the business process of interpretation of geological and geophysical data (which are difficult to formalize) and for geological and economic validity and significance of the results.

Основним завданням діяльності підприємств нафтогазовидобувної галузі є забезпечення видобутку запасів вуглеводнів та їх зростаюче поновлення. Проблема поліпшення якості та кількості балансу запасів має вирішуватись не тільки шляхом відкриття нових родовищ, а й дорозвідкою глибших пластів у розвіданих родовищах, природні особливості яких значною мірою ускладнюють умови реалізації таких проектів розробки.

Розвідка родовищ корисних копалин — це сукупність геологорозвідувальних робіт і пов'язаних з ними досліджень, які проводяться для виявлення і геолого-економічної оцінки запасів мінеральної сировини в надрах. Геологорозвідувальні роботи зводяться до простежування мінералізованих ділянок надр і виявлення контурів родовищ корисних копалин шляхом їхнього вибіркового перетинання розвідницькими свердловинами та гірськими виробленнями (гірничо-бурова розвідка, розвідницьке буріння, розвідницькі гірські виробленнями).

За результатами вивчення і випробування складаються геологічні плани та розрізи, оконтурюються і підраховуються обсяги та вартість запасів корисних копалин. Ці дані використовуються для подальшого економіко-математичного моделювання сценаріїв розробки родовища.

Економічний аналіз у нафтогазовій індустрії оцінює витрати з трансформації ресурсів, які технологічно можна вилучити та економічно вигідно видобувати (за певного рівня ціни) у доведені ресурси вуглеводнів, тобто відображає ціну за пошук, розробку та видобуток певної кількості оцінених ресурсів за поточною технологією та існуючим науковим рівнем розуміння. Економічні моделі у розвідці нафти та газу застосовуються для визначення головних тенденцій, а не конкретних передбачень. Найважливішим висновком економічного аналізу є те, що з врахуванням тенденції зростання родовищ, щоб підтримувати видобуток в країнах з добре розвіданими надрами (зокрема Україна), необхідне значне вдосконалення промислових технологій і використання всіх можливих інновацій, у т.ч. і в сфері інформаційних систем та інформаційних технологій.

Отже, на ключових фінансово- та фондоемних етапах прийняття управлінських інвестиційних рішень надто актуальним постає питання об'єктивної класифікації пластів нафтогазових свердловин.

У світовій практиці слід відзначити наукові роботи в напрямку геолого-економічного та геолого-геофізичного моделювання та аналізу, що виконані Д. Кампбелом, Д. Козоліно, Я. Ларче, Д. Мак Кеєм, Р. Меджілом, П. Невендорпом, Р. Роузом, Д. Уайтом, Д. Шуйлером, М. Д. Беланіном, В. І. Проскуріном, М. Ю. Стерніном і ін.

Теоретичним засадам геолого-економічного та геолого-геофізичного моделювання та інтелектуального аналізу в діяльності нафтогазорозвідувальних підприємств присвячені роботи українських учених Афанасьєва Є. В., Бордіна О. О., Жукова М. Н., Євдошука М. І., Камінського А. Б., Коржнева М. М., Кучми Л. М., Міщенко В. С., Михайлова В. А.

Нижче наведено кілька запропонованих автором та апробованих на виробництві підходів до вирішення поставленої задачі.

Для кластеризації нафтогазових об'єктів звичайно використовувались методи сферичної кластеризації та встановлення границь між класами. Недоліки даних методів розпізнавання пов'язані з недостатньою статистичною вибіркою даних.

Крім методу нечіткого логічного висновку, розглянемо можливість застосування алгоритмів багатомірного шкалювання до задачі розпізнавання образів при поділі пластів на нафтоносні та водоносні. Ці алгоритми є менш вимогливими до обсягу даних.

Показання геофізичних методів утворюють вектор ознак $X = (x_1, \dots, x_m)$. Будемо використовувати результати вимірів, отримані електрометричним, акустичним і радіометричними методами.

Розглянемо метод багатомірного шкалювання, заснований на застосуванні матриць відмінності. Нехай є n об'єктів, що характеризуються m властивостями x_i^k , $i = \overline{1, n}$, $k = \overline{1, m}$. Обчислимо для них матрицю відмінності — відстаней між об'єктами

$\Delta_{ij}^2 = \sum_{k=1}^m (x_i^k - x_j^k)^2$. Ознаки об'єктів у просторі шкалювання розмірності q позначимо u_i^r , $i = \overline{1, n}$, $r = \overline{1, q}$. Матриця відстаней між

об'єктами в цьому просторі $\delta_{ij}^2 = \sum_{k=1}^q (u_i^k - u_j^k)^2$, де u_i^r , $i = \overline{1, n}$,

$r = \overline{1, q}$ є невідомими. Для їхнього знаходження будується наступна цільова функція, мінімізація якої забезпечує максимальна подібність матриць $\|\Delta_y\|$, $\|\delta_y\|$:

$$F = \sum_{i=1}^n \sum_{j>i}^n [f(\Delta_{ij}) - a - bf(\delta_{ij})]^2 \Rightarrow \min, \quad (1)$$

де f — деяка функція (лінійна, квадратична, логарифмічна); a , b — невідомі коефіцієнти, що визначають масштаб.

Мінімізація функції (1) зводиться до рішення нелінійної системи рівнянь:

$$\frac{\partial F}{\partial a} = \varphi_1(a, b, u_i^k) = 0;$$

$$\frac{\partial F}{\partial b} = \varphi_2(a, b, u_i^k) = 0;$$

$$\frac{\partial F}{\partial u_i^k} = \varphi_j(a, b, u_i^k) = 0,$$

$$k = \overline{1, q}; \quad i = \overline{1, m}; \quad j = \overline{3, qm + 2} \quad \text{або} \quad \varphi_i(z) = 0,$$

де $z = [z_j]$ — вектор невідомих коефіцієнтів a, b, u_i^k ; $k = \overline{1, q}$, $i, j = \overline{1, qm + 2}$.

Розв'язати дану систему рівнянь можна або методом Гауса, вирішуючи на кожній ітерації t систему лінійних рівнянь:

$$\sum \frac{\partial \varphi_i(z^t)}{\partial z_j} (z_j^{t+1} - z_j^t) + \varphi_i(z^t) = 0, \quad t = 0, 1, 2, \dots,$$

або методом BGAVM. Розрахунки показали, що при виборі функції $f(\delta) = \delta$, $f(\Delta) = \Delta$ застосування методу Гауса не приводить до проблеми завдання близького початкового наближення.

Для випадку двомірного шкалування маємо відображення багатомірного простору ознак на площину в системі вимірів u_1, u_2 . На рис. 1 показано дане відображення пластів, що характеризуються чотирма змінними, які входять у дві свердловини. Результати інтерпретації для них відомі.

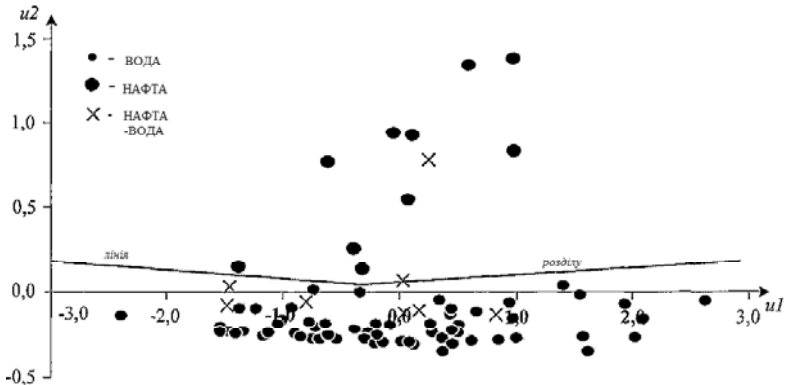


Рис. 1. Результати двомірного шкалування

Із рис. 1 випливає, що всі пласти розташувалися двома компактними групами. Одна група займає область $u_2 > 0$ і відповідає продуктивним пластам.

Іншу групу $u_2 < 0$ утворюють водоносні пласти. Змішані пласти займають проміжне положення.

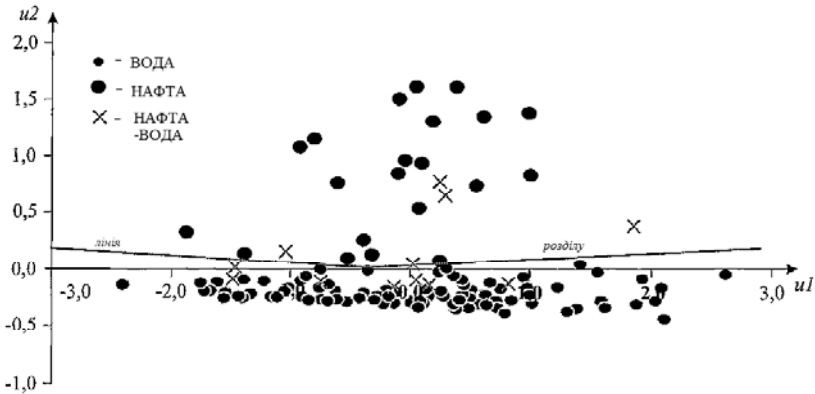


Рис. 2. Двомірне шкакування для групи пластів з невідомими літологічними характеристиками

Додамо тепер до розглянутих об'єктів групу пластів ще для трьох свердловин з невідомими заздалегідь літологічними властивостями. Як видно з рис. 2, усі продуктивні пласти виявилися вище лінії поділу, а всі водоносні — нижче. Таким чином, поділ на продуктивні та непродуктивні пласти по методу багатомірного шкакування є стовідсотковим.

Розглянемо можливість застосування алгоритмів навчання без вчителя для нейронних мереж з метою рішення зазначеної вище задачі класифікації. Ці алгоритми є менш вимогливими до об'єму даних.

Будемо використовувати нейромережі, якими можна навчитися за правилом Кохонена — самоорганізуючі карти. Розмірність вхідного пласту нейронів визначається розмірністю вектора ознак $X = (x_1, \dots, x_m)$. Число вихідних нейронів дорівнює числу передбачуваних класів n . Алгоритм Кохонена передбачає коректування вагових коефіцієнтів зв'язків між нейронами на підставі їх значень від попередньої ітерації:

$$w_{ij}^t = w_{ij}^{t-1} + \alpha \cdot [y_i^{k-1} - w_{ij}^{t-1}] \quad (2)$$

де y_i^{k-1} — вихід нейрона i , з'єднаного з нейроном j зв'язком з вагою w_{ij} ; a — коефіцієнт швидкості навчання; k, t — номер ітерації та пласту, відповідно.

Навчання полягає в мінімізації різниці між вхідними сигналами нейрона, що надходять із виходів нейронів попереднього пласту y_i^{k-1} , та його ваговими коефіцієнтами. Корекція вагових коефіцієнтів (2) проводиться для нейрона-переможця, а саме для нейрона, максимально схожого на вхідний образ. Вибір такого нейрона здійснюється або по максимуму скалярного добутку вектора вагових коефіцієнтів і вектора вхідних значень, або по міні-

муму відстані між ними $D_j = \sqrt{\sum_{i=1}^m (y_i^{k-1} - w_{ij})^2}$.

При використанні навчання по алгоритму Кохонена вхідні образи нормалізуються так само, як і початкові значення вагових коефіцієнтів:

$$x_{ni} = \frac{x_i}{\sqrt{\sum_{j=1}^m x_j^2}}, \quad w_o = \frac{1}{\sqrt{n}}.$$

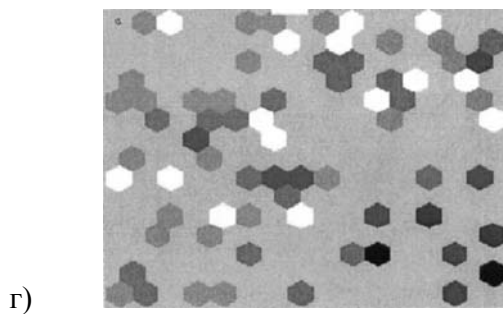
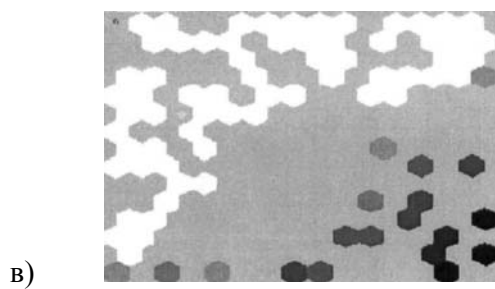
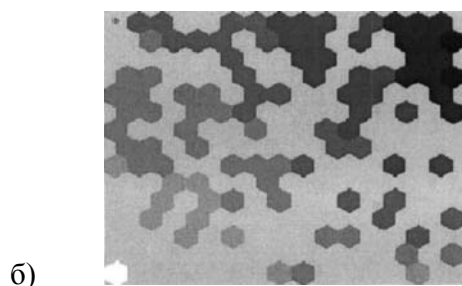
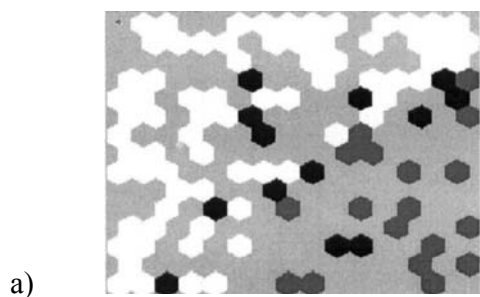
У випадку використання самоорганізуючих карт після вибору із пласта k нейрона j з мінімальною відстанню D_j по формулі (2) навчається не тільки даний нейрон, але і його сусіди, розташовані в околиці R . Значення R на перших ітераціях велике, так що навчаються всі нейрони, але із часом воно зменшується до нуля. Таким чином, чим ближче кінець навчання, тим точніше визначається група нейронів, що відповідають кожному класу образів. Якщо позначити через T задане число ітерацій, то

$$R = R_0 - \Delta R \frac{t}{T}, \quad \alpha = \alpha_0 + \Delta \alpha \frac{t}{T},$$

де $\Delta R, \Delta \alpha$ — коефіцієнти, що регулюють зміну радіуса та швидкості навчання.

Даний алгоритм називається навчанням без вчителя і дозволяє виділити класи об'єктів зі схожими властивостями.

На рис. 3 показано результат застосування розглянутого методу класифікації для кількох свердловин. Рис. 3а відповідає поділу множини об'єктів-пластів за ознаками нафта, нафта-вода, вода. Видно, що нафтові та водяні пласти згрупувалися в стійкі структури-класи.



- НАФТА-ВОДА



- НАФТА



- ВОДА

Рис. 3. Отримана самоорганізуюча карта Кохонена для пластів-колекторів

Пласти, що містять нафту та воду, займають прикордонну між ними область. Визначальною властивістю для поділу пластів на нафтоносні та водоносні є значення електроопору (рис. 3в). Максимальний ступінь чорності відповідає максимальному значенню сигналу. Рис. 3б характеризує розподіл часу поширення звукової хвилі. Рис. 3г відповідає нейтронному гама методу.

Для задачі класифікації пластів застосуємо метод виділення головних компонентів, що дозволяє понизити розмірність вхідного вектора та зробити висновок про корельованість компонент вектора ознак. Для розглянутої вище вибірки отримані наступні значення власних чисел кореляційної матриці: 1,3237; 0,052; 0,0091; 0,0048. Це означає, що перші дві головні компоненти описують 98,9 % дисперсії вихідних даних. На рис. 4. показано розташування точок у просторі двох головних компонентів y_1 , y_2 .

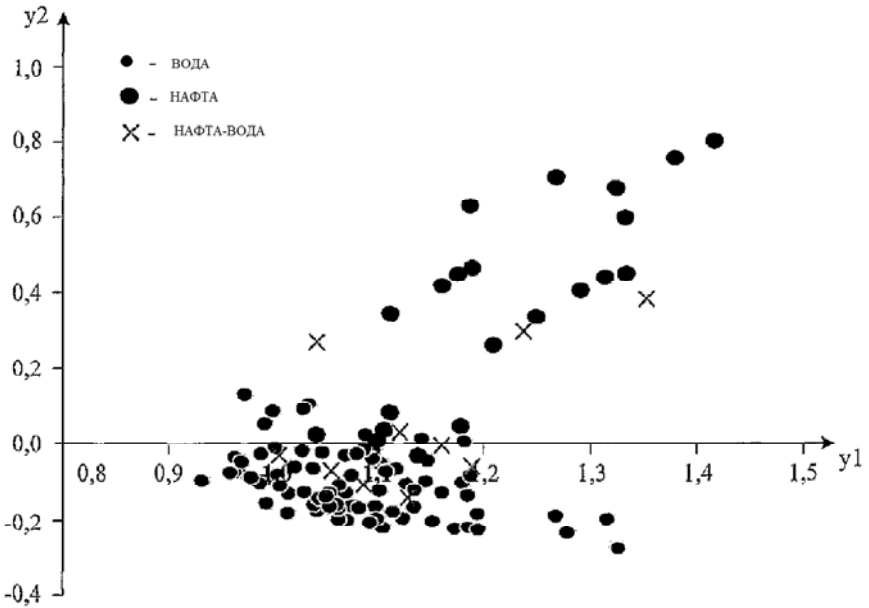


Рис. 4. Розташування вихідних точок у просторі головних компонентів

З рис. 4 випливає, що нафтові та водяні пласти розділені на дві групи. Змішані пласти займають проміжне положення.

З отриманих результатів випливає, що розглянуті методи класифікації добре справляються із задачею поділу пластів по продуктивності. Об'єднання результатів класифікації по різних методах підвищує вірогідність розпізнавання.

Висновки. У статті запропоновано науково-обґрунтовані моделі та технології їх застосування, що забезпечують літологічне розчленовування свердловини та виявлення нафтонасичених колекторів, впровадження яких має істотне значення як для підвищення ступеня об'єктивізації важко формалізуемого бізнес-процесу інтерпретації геолого-геофізичної інформації, так і для геолого-економічної обґрунтованості результатів.

Для вирішення вищезазначених задач класифікації пластів нафтових свердловин запропонована технологія використання алгоритмів навчання без вчителя (метод багатомірного шкалювання, самоорганізуючі карти Кохонена, метод виділення головних компонентів).

Література

1. Довідник з нафтогазової справи / За заг. ред. докторів технічних наук В. С. Бойка, Р. М. Кондратюка, Р. С. Яремійчука. — К. : Львів, 1996. — 620 с.

2. *Євдошук М. І., Євдошук С. П., Пінчук О. Й., Сініцин В. Я.* Геолого-методичні принципи оцінювання запасів (ресурсів) вуглеводнів у надрах // Нафтова і газова промисловість. — 2001. — № 1. — С. 11–14.

3. *Карамішев О. С., Романюк В. А.* Значення геолого-економічної оцінки геологорозвідувальних робіт в ринкових умовах надрокористування // Нафтова і газова промисловість. — 1998. — № 6. — С. 3–5.

4. *Краснюк М. Т.* Нечіткі орієнтовані на знання засоби підтримки прийняття інвестиційних рішень нафтогазовидобувної компанії // Економіка та підприємництво: Зб. наук. праць молодих учених та аспірантів. — Вип. 9. / Відп. ред. С. І. Дем'яненко. — К. : КНЕУ, 2002. — 200 с.

5. *Краснюк М. Т.* Технології штучного інтелекту та гібридний підхід в орієнтованих на знання СППР (на прикладі нафтогазовидобувної компанії) // Моделювання та інформаційні системи в економіці: Міжвідом. наук. зб. Вип. 68 / Відп. ред. М. Г. Твердохліб. — К. : КНЕУ, 2002. — 190 с.

6. *Краснюк М. Т., Гафич О. І.* Особливості розвитку геолого-економічних інформаційних технологій у галузі розвідки і розробки нафтогазових родовищ на Україні // Моделювання та інформаційні системи в економіці. — К.: КНЕУ. — 2006. — № 74. — С. 182–192.

7. *Краснюк М. Т.* Управління економічним ризиком інвестування у газовидобувну галузь // Зб. наук. пр. за матеріалами Першої Всеук-

раїнської науково-практичної конференції «Проблеми економічного ризику: аналіз та управління». — К. : КНЕУ. — 1998. — С. 36–37.

8. *Краснюк М. Т., Гафич О. І.* Розробка ефективної методики геолого-економічного моделювання і оцінки ризиків нафтогазовидобувних проектів // Моделювання та інформаційні системи в економіці. — К. : КНЕУ. — 2007. — № 75.

9. *Краснюк М. Т., Гафич О. І.* Систематизація, моделювання та оцінка галузевих ризиків при техніко- та геолого-економічному обґрунтуванні інвестиційних проектів нафтогазовидобутку // Моделювання та інформаційні системи в економіці. — К. : КНЕУ. — 2007. — № 76. — С. 95–106.

10. *Краснюк М. Т., Гафич О. І.* Моделювання ризику участі компанії-інвестора в проектах пошуку і розвідки нафти і газу // Економічний вісник Національного гірничого університету . — 2010. — № 1. — С. 102–111.

11. *Нафта і газ України / Під. ред. М. П. Ковалко та ін.* — К. : Наукова думка, 1997. — 380 с.

12. *Ротштейн А. П., Кательников Д. И.* Идентификация нелинейных объектов нечеткими базами знаний // Кибернетика и системный анализ. — 1998. — № 5. — С. 53–61.

13. *Ротштейн А. П., Митюшкин Ю. И.* Идентификация нелинейных зависимостей нейронными сетями // Проблемы бионики. — 1998. — № 49. — С. 168–174.

14. *Ситник В. Ф., Краснюк М. Т.* Проблеми підтримки прийняття ризикових рішень засобами СППР, орієнтованих на знання (на прикладі нафтогазовидобувної галузі України) // Зб. наук. пр. за матеріалами міжнародної науково-практичної конференції «Ризикологія в економіці та підприємстві». — К. : КНЕУ, 2001. — С. 369–370.

15. *Юрчишин В. М.* Економіко-екологічні аспекти інформаційного моделювання нафтогазових об'єктів // Нафтова і газова промисловість. — 2001. — № 4. — С. 54–56.

16. *Bojadziev G., Bojadziev M.* Fuzzy Logic for Business, Finance and Management // Advances in fuzzy systems. — 1997. — Vol 12. World Scientific. — 232 p.

17. *Kacprzyk J.* Multistage Fuzzy Control: A model-based approach to fuzzy control and decision making. — John Willey&Sons, 1997. — 327 p.

18. *Nie J.* Nonlinear time series forecasting: A fuzzy neural approach // Neurocomputing. — 1997. — Vol 16. — № 1. — P. 63–76.

Стаття надійшла до редакції 20.05.2014 р.