

7. McClure Samuel M. Neural Correlates of Behavioral Preference for Culturally Familiar Drinks / Samuel M. McClure, Jian Li, Damon Tomlin, P. Read Montague and other. – 2004. [Electronic resource]. – Mode of access <http://www.cell.com/neuron/abstract/S0896-6273%2804%2900612-9>

8. Чернова М. Нейромаркетинг: мифы, реальные цели и ловушки / М. Чернова. – 2010. [Електронний ресурс]. – Доступний з <http://www.marketing.spb.ru/lib-around/science/neuromarketing.htm?printversion>.

9. Методы нейромаркетинга. – Ч. 2. Eye Tracking, 2011. [Электронный ресурс]. – Доступный с <http://blog.votino.com/?p=1713>.

10. Романюха С. Метаморфная модель Зальтмана ZMET – история и суть методологии / С. Романюха, 2010. [Электронный ресурс]. – Доступный с <http://psyfactor.org/lib/zmet.htm>.

11. Oticon – people first. [Electronic resource]. – Mode of access <http://www.olsonzaltman.com/case-studies/oticon3.htm>.

12. Eisenberg A. The Hearing Aid as Fashion Statement / A. Eisenberg, 2006. [Electronic resource]. – Mode of access http://www.nytimes.com/2006/09/24/business/yourmoney/24novel.html?pagewanted=print&_r=0.

Фигун Н.В., Фигун А.В. Методология нейромаркетинга: суть, классификация, перспективы развития

Рассмотрена сущность нейромаркетинга как науки и сущность нейромаркетинговых исследований. Исследованы перспективы развития нейромаркетинга. Осуществлено разделение методов нейромаркетинговых исследований на две категории: социально-психологические и инструментальные. Освещен ряд преимуществ нейромаркетинговых исследований, в частности, к ключевым отнесены возможность получения специфической информации об особенностях поведенческого поведения потребителей и научное обоснование реакций потребителей на различные стимулы. Приведены также и недостатки подобных исследований. Рассмотрены перспективы развития методов и инструментов нейромаркетинга.

Ключевые слова: нейромаркетинг, нейромаркетинговые исследования, социально-психологические инструменты нейромаркетинга, подсознание, эмоции.

Fihun N.V., Fihun A.V. Methodology of Neuromarketing: its Essence, Classification, and Prospects

The essence of neuromarketing investigations is exposed. The prospects of development of such science as neuromarketing were estimated. A division into two categories of neuromarketing methods such as social and psychological, and instrumental, is developed. A number of advantages of neuromarketing surveys was revealed. Main advantages are supposed to be the possibility of getting a specific information about the features of the purchasing behaviour of consumers and the scientific substantiation of consumer reactions to various stimuli. The prospects of a particular method development of neuromarketing research are analysed.

Key words: neuromarketing, neuromarketing methods, neuromarketing investigations, social and psychological instruments of neuromarketing, subconscious, emotions.

УДК 338.984:330.4

*Доц. М.Т. Краснюк, канд. екон. наук –
Київський НЕУ ім. Вадима Гетьмана*

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО ПІДХОДУ ДЛЯ ВИДІЛЕННЯ РЕНТАБЕЛЬНИХ ПЕРСПЕКТИВНИХ ПЛАСТІВ У НАЯВНОМУ ФОНДІ СВЕРДЛОВИН УКРАЇНСЬКОЇ НАФТОГАЗОВИДОБУВНОЇ КОМПАНІЇ

Запропоновано моделі та технології їх застосування, що забезпечують літологічне розчленування свердловини та виявлення нафто-газонасичених колекторів.

Для вирішення зазначеної вище задачі запропоновано технологію використання штучних нейронних мереж, що вирішить проблему підвищення надійності, об'єктивізації, та підвищення якості інтерпретації нагромаджених геолого-економічних даних та знань вітчизняних нафтогазовидобувних компаній.

Впровадження таких технологій та алгоритмів має істотне значення для швидкого та рентабельного нарощування ресурсної бази, а отже, і капіталізації українських нафтогазових компаній в умовах поточної кризи.

Ключові слова: геолого-економічна оцінка; рентабельність, штучна нейронна мережа, алгоритми навчання; геофізичні методи, нафтогазова свердловина, інтелектуальний аналіз даних, шаблон.

Відновлення і розвиток нафтогазової промисловості будь-якого регіону (країни) світу пов'язані насамперед з обсягами прогнозних ресурсів вуглеводнів, станом розвіданих запасів вуглеводнів і визначаються технологічними, економічними, організаційними, політичними та іншими факторами. Не є виключенням і Україна – одна із найдавніших нафтогазовидобувних держав світу.

Перш ніж почати аналіз, необхідно визначити деякі терміни:

- доведені запаси вуглеводнів – це відомі об'єми вуглеводнів, які можна вилучити з прибутком, використовуючи наявну технологію;
- нерозвідані традиційні ресурси – ресурси нафти та газу, які опощують нафтогазові компанії опрацьованими технологіями і які можна видобути з використанням наявної традиційної практики розробки вуглеводнів;
- нетрадиційні ресурси – ресурси нафти та газу, які існують за межами добре оцінених пасток;
- ресурси, отримані завдяки зростанню родовищ – ресурси, які очікувано додадуться до розвіданих запасів родовища завдяки: фізичному розширенню меж родовища, розробки нових горизонтів, більш ретельному підрахунку та оцінці запасів родовища на основі досвіду видобутку та зміни відношення між ціною та витратами; застосуванню нових технологій і методів пошуку, розробки, видобутку вуглеводнів та оброблення відповідної інформації. Значною мірою перераховані фактори залежать від інновацій, які складно передбачити. Крім того, ці фактори є складними та взаємопов'язаними, і отже складно піддаються індивідуальному аналізу. Таким чином, оцінка можливого майбутнього приросту запасів повинна базуватися на емпіричній проєкції минулих шаблонів, зокрема і на застосуванню нейронних алгоритмів пошуку шаблонів Data Mining.

Економічний аналіз оцінює витрати з трансформації ресурсів у доведені запаси, які технологічно можливо та економічно вигідно вилучити, тобто відображає ціну за пошук, розробку та видобуток певної кількості оцінених ресурсів за поточною технологією та наявним науковим рівнем розуміння. Головною кінцевою метою економічного аналізу геологічних ресурсів є краще розуміння економічної ситуації вищим менеджментом індустрії та урядом.

Хоч наявні історичні дані недостатні, щоб поєднати витрати на приріст запасів завдяки інноваціям, зрозуміло, що в середньому ці витрати нижчі за витрати на розвідку, облаштування та розробку нових родовищ, але вищі за витрати на видобуток із розвіданих та доведених запасів.

Оцінки економічного аналізу в цій сфері базуються на геологічних даних, аналізі ймовірності та ранжуються різною мірою впевненості. Найбільш важливі результати таких оцінок не в абсолютних цифрах, а в тому, що робити з трендами розвідки та видобутку та можливим розташуванням нерозвіданих ресурсів. Іншими словами, *економічні моделі в розвідці нафти та газу застосовуються для визначення головних тенденцій, а не точних передбачень.*

Мабуть, найважливішим висновком економічного аналізу є те, що з врахуванням тенденції зростання родовищ, щоб підтримувати видобуток у країнах із

добре розвіданими надрами (Україна, США й ін.), необхідне використання всіх можливих інновацій у сфері управління розвідкою та видобутком, значне вдосконалення технології розвідки та інтерпретації накопичених даних.

Під час огляду результатів економічного аналізу, чи їх використання для подальших цілей аналітики чи планування, необхідно враховувати часовий контекст, оскільки цей аналіз не залежить від функції часу. Він прогнозує витрати на конвертування (з поточним рівнем технології) нерозвіданих ресурсів у підтвержені запаси та видобуток. Звичайно, буріння свердловин для підтвердження запасів потребує часу, але тоді і технологія, і наукове розуміння продовжують еволюціонувати. Наприклад, під час останніх двох десятиліть багато геологічних, технологічних та інформаційних проривів зроблені в бік значного підвищення ефективності розвідки та розробки нафти та газу.

Специфіка нафтогазовидобувної галузі та сучасні вітчизняні економіко-геологічні умови свідчать про переважання інтенсивного шляху збільшення кількості видобутих в Україні вуглеводнів над екстенсивним. Досвід показує, що початкові оцінки розміру шойно відкритих нафтогазових родовищ звичайно занижені і з роками збільшуються. Термін "ріст запасів" означає типове зростання оцінки максимальної можливої кількості запасів, які можуть бути видобуті з цих родовищ завдяки інноваціям, значну роль в яких сьогодні відіграють інновації у сфері інтелектуальних інформаційних систем і технологій.

За результатами аналізу можна виділити такі поправки в оцінках запасів через введення економічних обмежень: значне зниження частки та кількості нетрадиційних запасів, зниження кількості нерозвіданих запасів, та пов'язане з цим зростання частки розвіданих запасів, зростання частки, і кількості запасів завдяки приросту запасів наявних родовищ. Ці тенденції свідчать про важливість приросту запасів у розвіданих родовищах як важливого фактора економічної стабільності нафтогазової галузі та всієї економіки. Можна підтвердити висновки, що поряд із традиційним збільшенням запасів завдяки розвідці нових родовищ (що потребує значних та довготермінових інвестицій), значну увагу варто приділяти зростанню запасів наявних родовищ завдяки впровадженню інновацій, зокрема у сфері економіко-математичного моделювання та інтелектуального аналізу даних та знань.

Теоретичні засади економіко-математичного моделювання та інтелектуального аналізу даних та знань підприємств з урахуванням зазначених вище умов досліджено в роботах українських вчених: Є.В. Афанасьєва, О.О. Бордіна, В.В. Вітлінського, Г.І. Великоіваненко, М.Н. Жукова, М.І. Євдошука, А.Б. Камінського, Коржнєва, А.В. Матвійчука, Л.М. Кучми, В.С. Міщенко, В.А. Михайлова, С.І. Наконечного, В.Ф. Ситника, О.І. Черняка, О.Д. Шаропова та ін.

Статистика розвитку галузі та аналіз вітчизняних нафтогазових компаній показав, що впровадження інновацій сприяє зростанню обсягів виробництва (приросту запасів газу та конденсату, об'ємів їх видобутку, транспортування і перероблення) та зниженню капітальних і експлуатаційних затрат на одиницю продукції, що обумовлює приріст прибутку та зростання продуктивності праці.

Отож, запропонована технологія застосування нейромережевого підходу для виділення рентабельних перспективних пластів у наявному фонді свердловин української нафтогазовидобувної компанії є актуальним завданням, особливо в умовах поточної макроекономічної та галузевої кризи.

На виході штучної нейромережі (ШНМ) подаються показання геофізичних методів у кожній точці свердловини. На виході фіксується одне із двох значень – 1 (пласт є) і 0 (пласт відсутній). Параметри функції активації, вагові коефіцієнти мережі, число нейронів і число пластів прийmemo за невідомі величини, які підбираються у процесі навчання. Під час дослідження ефективності методу для навчання нейромережі були взяті геофізичні дані із трьох свердловин з відомими розшифруваннями границь пластів. Навчальна вибірка містила більше 2000 точок. Після навчання відсоток розпізнаних точок досяг 81.

Перевірка проводилася на інших свердловинах цієї площі. На рис. 1, 2 зображено розчленовування розрізу на пласти за зазначеною методикою для двох свердловин. Спрогнозовані нейромережею (багатошаровий перцептрон) пласти показані верхніми прямокутниками. Нижні прямокутники відповідають даним розшифрування каротажних діаграм для відповідних свердловин.

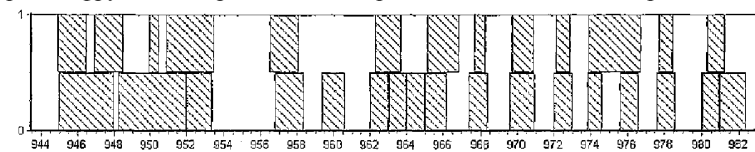


Рис. 1. Розподіл пластів нейромережевим методом. Свердловина 1

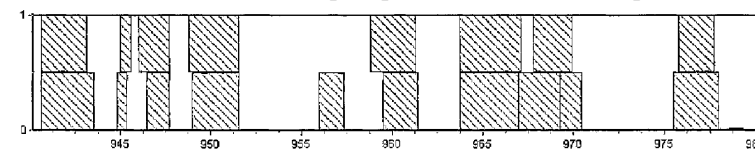


Рис. 2. Розподіл пластів нейромережевим методом. Свердловина 2

Метод виділення пластів геофізичних свердловин на основі нейронної мережі із сигмоїдною функцією активації дав задовільні результати. Перевагою методу є висока швидкість оброблення нових свердловин і незалежність від умов вимірів. Більш високої якості розбивки з обліком того, що границі пластів-колекторів є розмитими, можна добитися за допомогою кодування вихідних сигналів нейронної мережі.

У пласт вписується функція, задана параболою. Нехай колектор перебуває на глибині $h_1 \dots h_2$ ($h_2 > h_1$). Тоді значення функції або виходу мережі на глибині h (у метрах) обчислюється за формулою:

$$f(h) = -\frac{2}{(h_2 - h_1)^2} \left(h - \frac{h_1 + h_2}{2} \right)^2 + 1.$$

Таким чином, у середині пласта-колектора вихідне значення мережі максимальне і дорівнює 1. На рис. 3 показана різниця між вихідними та кодованими сигналами для цього алгоритму.

Деталізуємо розв'язану вище задачу – виділення пластів – у виділення колекторів за геофізичними даними. Для вирішення цієї задачі інтелектуального аналізу даних використовуються такі характерні ознаки колекторів:

- проникність. Для виділення колектора використовуються дані, які отримуються за допомогою методів ефективного опору та опору, що здається;

- низький зміст поверхнево активної пластичної твердої фази. Визначається методами опорів або комплексним аналізом останніх разом із нейронними, ультразвуковими та гамма-методами;
- висока пористість. Для виділення колекторів за цією ознакою використовуються методи ізотопів, потенціалів, магнітометрії та термометрії.

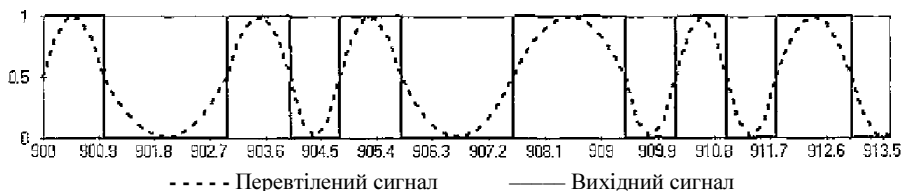


Рис. 3. Кодування вихідного сигналу нейронної мережі

Використовуючи отриману від експерта інформацію про виділені колектори з тестових свердловин, виявлено закономірності між показаннями каротажів і наявністю або відсутністю колектора.

Для задачі виділення колектора за цим способом кодування розглянуто модель радіальної нейронної мережі (RBF). Як вхідні сигнали радіальної мережі взято результати вимірів із декількох свердловин, отриманих вісьмома методами: ВК (бічний каротаж), SP (власні потенціали), PZ (потенціал-зонд), GR (гамма-метод), NGR (нейтронний гамма-метод), DT (ультразвуковий метод), DS (діаметр свердловини) і ІК (індукційний каротаж). Половину отриманої вибірки (X_i, Y_i), $i = 1, K$, $K = 2000$ використано для навчання, іншу половину – для тестування.

Внаслідок численних експериментів було встановлено, що для успішного розв'язання задачі розпізнавання колекторів кількість центрів H радіальної нейронної мережі або кількість базисних функцій не повинна перевищувати 4. Для взятих свердловин найкращі результати мережа показала при $H = 3$, забезпечивши, у середньому, розпізнавання колекторів з ймовірністю 86 %. На рис. 4 показаний результат апроксимації радіальною мережею частини вихідного сигналу, представленого в навчальній свердловині на глибині від 900 до 930 м.

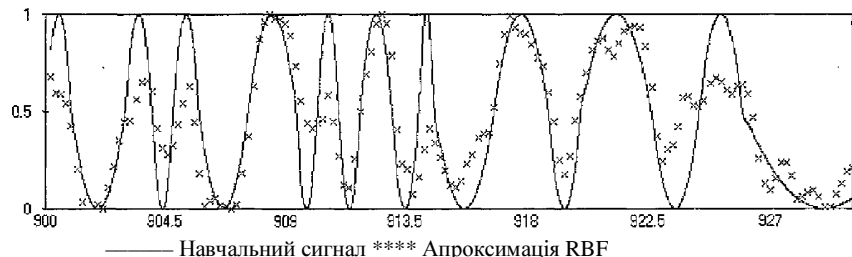


Рис. 4. Результат роботи мережі RBF на свердловині під час виділення колекторів

Метод нейромережевого виділення пластів геофізичних свердловин дав задовільні результати. Перевагою методу є висока швидкість оброблення нових свердловин і незалежність від умов вимірів. Другим кроком досліджень було застосування різних моделей штучних нейронних мереж для визначення коефіцієнтів пористості колекторів у задачі геофізичного дослідження свердловин. Представлені результати експериментів на свердловинах.

Визначення коефіцієнтів пористості й нафтонасичення є наступним етапом у геофізичному дослідженні нафтових свердловин після виділення пластів-колекторів. Під час виконання цієї роботи геофізик-інтерпретатор вбачає невизначеність і суперечливість у геофізичних даних, тому успішне вирішення задачі потребує від нього великого досвіду з розшифрування каротажних діаграм. Застосування штучних нейронних мереж може значно полегшити працю геофізика та прискорити процес інтерпретації нових свердловин.

Для визначення коефіцієнта пористості використовують результати вимірів, отриманих методами опорів, потенціалів власної поляризації, нейтронними, неуважного гамма-випромінювання та ультразвуковим. У більшості випадків пористість розраховують за методами опорів; нейтронні методи застосовують у тих випадках, коли пористий простір породи заповнений водою, нафтою або газом з відомим водневим еквівалентом.

Розглянуто можливість прогнозування коефіцієнта пористості виділеного пласта-колектора багатошаровим перцептроном. На вхід мережі подаються показання геофізичних методів виділених пластів-колекторів, вихідний сигнал відповідає значенню пористості для всього пласта. В експерименті брало участь 8 розвідницьких свердловин, до яких додавалися розшифрування геофізиків-інтерпретаторів із вказівкою глибин свердловин, відповідних до колекторів, коефіцієнта загальної пористості і типу насичення. Для нафтонасичених колекторів додатково вказувався коефіцієнт нафтонасичення. На вхід мережі подавалися показання 7 методів: ВК (бічний каротаж), SP (власні потенціали), PZ (потенціал-зонд), GR (гамма-метод), NGR (нейтронний гамма-метод), DT (ультразвуковий метод), ІК (індукційний каротаж). Загальна кількість навчальних прикладів становила 200, половина з яких використовувалася для навчання, інші – для тестування нейронної мережі. Використовувалися такі параметри генетичного алгоритму, призначеного для синтезу архітектури і навчання багатошарової нейронної мережі: кількість хромосом у популяції – 50; ймовірність кросовера – 0,90; мутації – 0,05. Застосовувалися стандартний двохточковий оператор схрещування і стратегія елітизму. Внаслідок після 200-300 епох алгоритму досягається мінімум функції помилки, у середньому дорівнює 0,0050 для обох множин – робочого та тестового. Кількість запропонованих генетичним алгоритмом внутрішніх шарів нейронної мережі – 1, нейронів у пласті – 5. На рис. 5 зображені графіки залежностей коефіцієнта, виданого нейронною мережею від еталонного коефіцієнта пористості для такого ж прикладу для навчальної і тестової вибірок. Видно, що описана вище модель багатошарового перцептрона задовільно справляється із прогнозуванням пористості за даними комплексу геофізичних методів. Така ж методика може бути застосована для оцінки інших видів пористості, наприклад динамічної пористості колекторів.

Нечітка нейронна мережа TSK показує кращі результати на тестових функціях, порівняно з багатошаровим перцептроном. Тому доцільно розглянути її застосування для прогнозування коефіцієнта пористості. Результати навчання мережі TSK і тестування представлені на рис. 6. З порівняння рис. 5 і 6 випливає, що задача визначення коефіцієнта пористості краще вирішується мережею TSK. Середньоквадратична помилка прогнозування на тестовій множині даних для багатошарового перцептрона $\sigma = 1, 9 \%$, для мережі – TSK $\sigma = 1, 6 \%$.

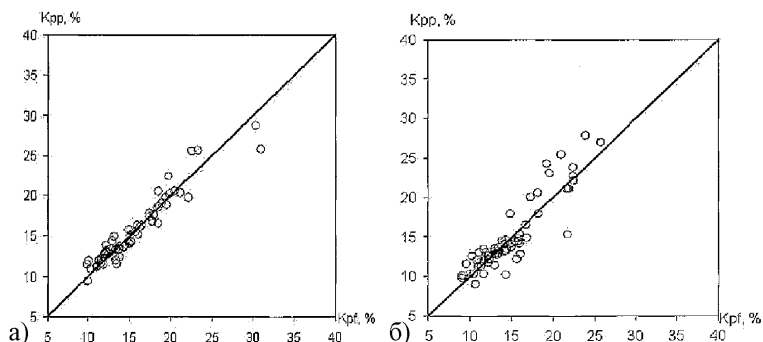


Рис. 5. Графік виходів нейронної мережі (багатопластовий перцептрон), який визначає пористість: а) навчальна множина б) тестова множина

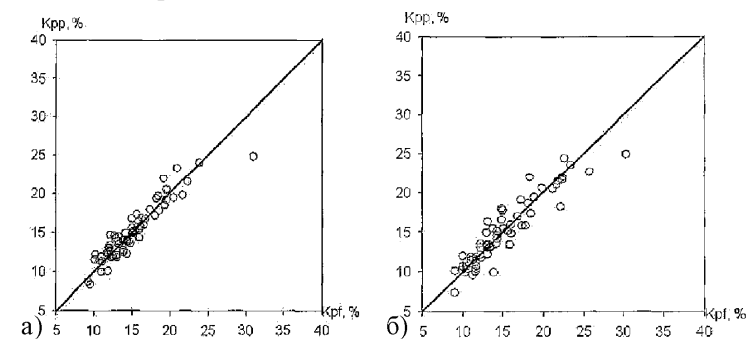


Рис. 6. Графік виходів нейронної мережі TSK, що визначає пористість: а) навчальна множина б) тестова множина

Розглянуто результати дослідження якості ідентифікації перспективних пластів, залежно від масштабу та повноти даних. Як вихідні дані для проведення обчислювального експерименту були взяті наявні оцифровані результати каротажних досліджень свердловин. Перед обробкою дані нормувалися. Залежно від експерименту кількість використовуваних кривих змінювалася.

В експерименті брало участь 400 інтерпретованих свердловин, які розділялися на навчальну (30 %) і тестову (70 %) множини. Оскільки наявні в розпорядженні висновки зі свердловин містили в собі лише дані щодо колекторів і характеру насичення, усі експерименти були спрямовані на пошук колекторів і виявлення типу флюїду.

Метою роботи була перевірка застосовності штучної нейронної мережі для літологічного розчленування розрізу свердловини та оцінка якості інтерпретації.

Для одержання даних, використовуваних для навчання ШНМ, було обрано таку сукупність методів каротажу: бічний каротаж (БК), діаметр свердловини (DS), акустичний каротаж (DT), гамма-каротаж (GR), нейтрон-гамма-каротаж (NGR). Це пояснюється тим, що ці методи представлені на всіх свердловинах у наявному наборі даних. При поділі вихідних даних за окремими методами для розпізнавання літологічного пласта будується ШНМ на кожному каротажний метод окремо.

Під час експерименту було побудовано та навчене по декілька ШНМ на кожний варіант формалізації задачі, а потім з отриманої множини було обрано одну, що найбільш точно будує задане відображення. Нейронні мережі, що використовуються для виділення колекторів, містять один нейрон у вихідному шарі. При визначенні типу насичення використовувався результуючий вектор ШНМ такого вигляду:

$$C_i = (s_i^1, s_i^2, s_i^3),$$

де: s_i^1 – ступінь водонасиченості пласта на відліку глибини i ; s_i^2 – ступінь нафто-насиченості пласта на відліку глибини i ; s_i^3 – ступінь нафто-водонасиченості пласта на відліку глибини i .

Розмірність вихідного пласта ШНМ у цьому випадку становить 3 нейрони. Застосування алгоритму без вікна даних за групою методів мається на увазі використання вхідного вектора даних такого вигляду:

$$U_i = u_i^1, u_i^2, u_i^3, u_i^4, u_i^5,$$

де: u_i^1 – значення ВК на глибині i ; u_i^2 – значення DS на глибині i ; u_i^3 – значення DT на глибині i ; u_i^4 – значення GR на глибині i ; u_i^5 – значення NGR на глибині i .

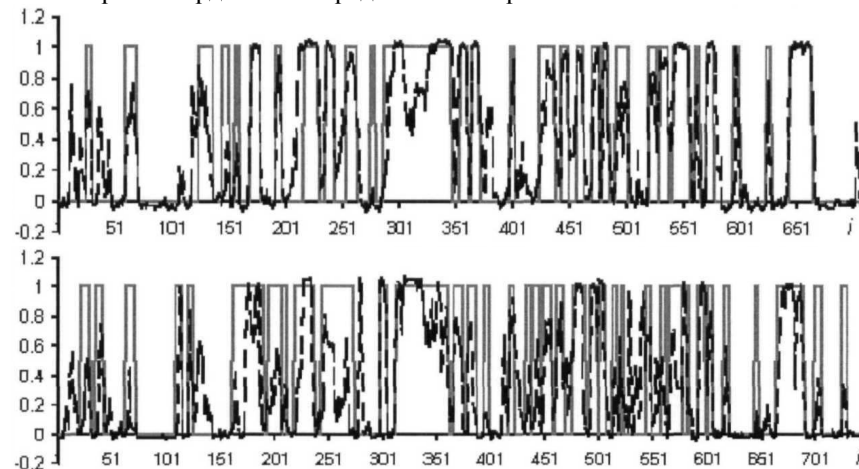
Використання вікна даних дає змогу ШНМ аналізувати не тільки поточне значення каротажних методів, але й s характер поведінки кривої в околиці оцінюваної глибини. Під час експерименту застосовувалися вікна розмірністю в 3 і 5 відліків глибини. Таким чином, вхідні вектори виглядають у такий спосіб:

$$U_i = u_{i-1}^1, u_i^1, u_{i+1}^1, u_{i-1}^2, u_i^2, u_{i+1}^2, u_{i-1}^3, u_i^3, u_{i+1}^3, u_{i-1}^4, u_i^4, u_{i+1}^4, u_{i-1}^5, u_i^5, u_{i+1}^5,$$

$$U_i = (u_{i-2}^1, \dots, u_{i+2}^1, u_{i-2}^2, \dots, u_{i+2}^2, u_{i-2}^3, \dots, u_{i+2}^3, u_{i-2}^4, \dots, u_{i+2}^4, u_{i-2}^5, \dots, u_{i+2}^5),$$

де: u_i^1 – значення ВК на глибині i ; u_i^2 – значення DS на глибині i ; u_i^3 – значення DT на глибині i ; u_i^4 – значення GR на глибині i ; u_i^5 – значення NGR на глибині i .

Результати експерименту за виділення пластів колекторів за допомогою ШНМ на трьох свердловинах представлені на рис. 7.



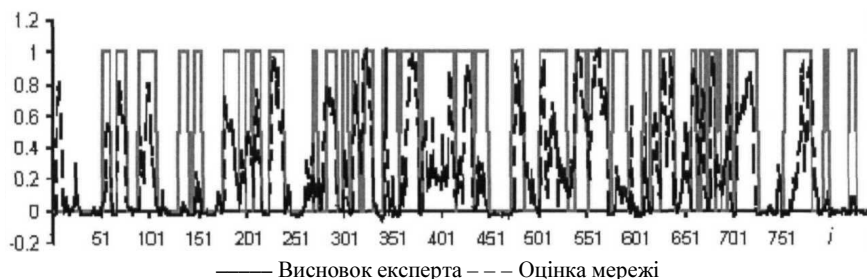


Рис. 7. Результати навчання мережі з виділення пластів-колекторів без вікна даних на трьох свердловинах

Оцінки якості розпізнавання наведено в порівняльній табл. 1.

Табл. 1. Оцінки якості виділення пластів-колекторів ШНМ без вікна даних і з вікном даних у п'яти глибинах

№ свердловини	Середньоквадратичне відхилення		Коефіцієнт взаємної кореляції	
	1 відл.	5 відл.	1 відл.	5 відл.
1	0,018	0,010	0,58	0,81
2	0,015	0,012	0,62	0,73
3	0,015	0,012	0,64	0,70
4	0,014	0,011	0,70	0,76
5	0,015	0,012	0,65	0,72
6	0,015	0,012	0,55	0,73
7	0,016	0,012	0,60	0,75
8	0,015	0,010	0,64	0,79
9	0,014	0,011	0,67	0,77
10	0,017	0,012	0,56	0,70

Як видно з табл. 1, якість розпізнавання пластів-колекторів під час використання вікна даних зростає. Але одночасно із цим зростає розмірність інтерпретуючої ШНМ і, як наслідок, час її навчання. Результати експерименту з визначення характеру насичення пластів на трьох свердловинах наведені на рис. 8.

Оцінки якості розпізнавання наведено в порівняльній табл. 2.

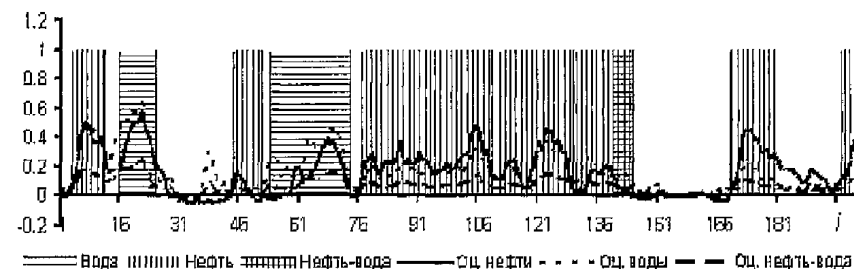
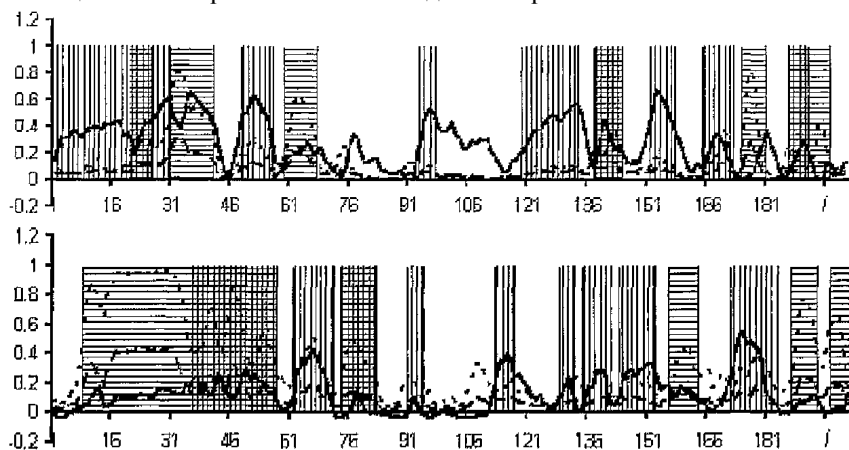


Рис. 8. Результати навчання мережі з визначення характеру насичення без вікна даних на трьох свердловинах

Результати експерименту з виділення пластів-колекторів на трьох свердловинах із використанням вікон даних представлені на рис. 9 для вікна в 5 інтервалів глибин.

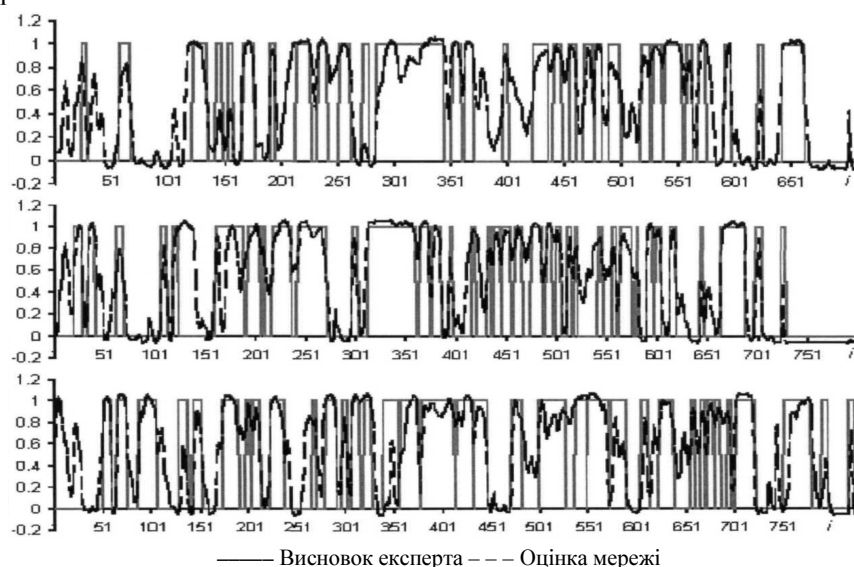


Рис. 9. Результати навчання мережі визначенню пластів-колекторів на трьох свердловинах з вікном даних у 5 інтервалах

Середньоквадратичне відхилення і коефіцієнт взаємної кореляції по 10 свердловинах навчальної вибірки при розпізнаванні нафтонасичених, водонасичених, нафто-водонасичених пластів наведені в табл. 2.

Результати експерименту з визначення характеру насичення на трьох свердловинах з вікном даних у 5 інтервалів наведені на рис. 10.

У цьому випадку, аналогічно розпізнаванню пластів колекторів видно, що чим більша розмірність використовуваного вікна даних, тим вища якість інтерпретації. Мережі, навчені по групі каротажних методів, дають досить достовірні оцінки наявності пластів-колекторів, нафто- і водонасичених пластів. Оцінки наявності нафто-водонасичених пластів трохи гірші, порівняно з попередніми.

Табл. 2. Оцінки якості визначення характеру насичення пластів без вікна даних і з вікном даних у 5 інтервалів

№ свердловини	Середньоквадратичне відхилення		Коефіцієнт взаємної кореляції	
	1	5	1	5
13089 нафта	0,015	0,012	0,58	0,64
13089 вода	0,008	0,008	0,54	0,68
13089 нафта-вода	0,007	0,007	0,27	0,38
13090 нафта	0,015	0,011	0,55	0,76
13090 вода	0,009	0,007	0,66	0,76
13090 нафта-вода	0,009	0,007	0,25	0,59
13091 нафта	0,016	0,010	0,50	0,67
13091 вода	0,010	0,009	0,51	0,58
13091 нафта-вода	0,009	0,009	0,18	0,20
13092 нафта	0,012	0,011	0,60	0,72
13092 вода	0,009	0,008	0,57	0,62
13092 нафта-вода	0,008	0,006	0,24	0,35
13093 нафта	0,014	0,013	0,57	0,62
13093 вода	0,008	0,008	0,52	0,60
13093 нафта-вода	0,009	0,009	0,20	0,22
13107 нафта	0,015	0,014	0,52	0,58
13107 вода	0,008	0,007	0,44	0,52
13107 нафта-вода	0,008	0,007	0,19	0,21
13108 нафта	0,016	0,014	0,51	0,61
13108 вода	0,007	0,007	0,50	0,56
13108 нафта-вода	0,008	0,008	0,36	0,38
13109 нафта	0,012	0,012	0,61	0,65
13109 вода	0,009	0,009	0,59	0,65
13109 нафта-вода	0,010	0,010	0,24	0,30
13110 нафта	0,018	0,012	0,45	0,68
13110 вода	0,009	0,008	0,46	0,64
13110 нафта-вода	0,007	0,007	0,27	0,33
13115 нафта	0,017	0,012	0,47	0,62
13115 вода	0,008	0,006	0,45	0,53
13115 нафта-вода	0,007	0,007	0,19	0,23

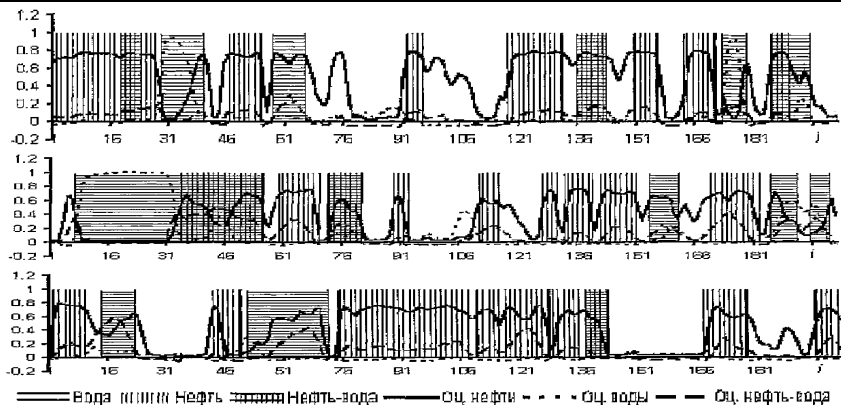


Рис. 10. Результати навчання мережі на трьох свердловинах з вікном даних 5 відліків

Недоліком використання подібних ШНМ є неможливість поліпшення оцінок за рахунок додаткових каротажних методів без попереднього перенавчання мережі, а також неможливість проведення інтерпретації у випадках, коли хоча б один використаний під час навчання каротажний метод відсутній.

У цьому випадку, пропонується розв'язувати задачу через навчання нейромереж виділенню пластів-колекторів за даними певних методів дослідження свердловини. Обрані вагові коефіцієнти з виділення колекторів, необхідні для роботи ШНМ у такому режимі, наведені в табл. 3.

Табл. 3. Вагові коефіцієнти для виділення колекторів

Метод	Ваговий коефіцієнт
BK	0,5
DS	0,2
DT	0,1
GR	0,5
NGR	0,8
IK	0,2
PZ	0,2
SP	0,1

Нижче, у табл. 4, наведені результати дослідження можливості розпізнавання продуктивних інтервалів по скороченій вибірці (зокрема і задля зменшення собівартості необхідного комплексу робіт з геофізичного дослідження свердловини).

Табл. 4. Оцінки якості виділення колекторів за групами із 8 і 4 методів

Свердловина	Середньоквадратичне відхилення		Взаємна кореляція	
	4 методи	8 методів	4 методи	8 методів
13106-1 відлік	0,018	0,018	0,55	0,55
13106-5 відліків	0,017	0,017	0,58	0,59
13111-1 відлік	0,017	0,017	0,56	0,56
13111-5 відліків	0,016	0,016	0,60	0,61
13118-1 відлік	0,017	0,017	0,58	0,58
13118-5 відліків	0,016	0,016	0,61	0,65
13119-1 відлік	0,017	0,017	0,57	0,58
13119-5 відліків	0,015	0,014	0,62	0,68
13120-1 відлік	0,018	0,017	0,55	0,59
13120-5 відліків	0,015	0,014	0,61	0,64

Методика поділу каротажних методів при якісній інтерпретації даних ГДС в окремих випадках дає змогу використовувати тільки частину діаграм для одержання оцінок місця розташування літологічних пластів у розрізі свердловини.

Висновки. Основним завданням діяльності підприємств нафтогазовидобувного комплексу є забезпечення видобутку та зростаюче поновлення запасів вуглеводнів. В умовах поточної макроекономічної та галузевої кризи найбільш швидко та рентабельно отримати приріст запасів завдяки зростанню наявних родовищ і покладів.

Ресурси отримані завдяки зростанню родовищ – ресурси, які очікувано додадуться до розвіданих запасів родовища завдяки: фізичному розширенню меж родовища, розробки нових горизонтів, більш ретельному підрахунку та оцінки

запасів родовища на основі досвіду видобутку та зміни відношення між ціною та витратами; застосування нових технологій і методів пошуку, розробки, видобутку вуглеводнів та оброблення відповідної інформації. Значною мірою перераховані фактори залежать від інновацій, зокрема застосування нейронечітких алгоритмів пошуку шаблонів Data Mining в накопичених геолого-економічних та геолого-геофізичних корпоративних даних.

Отже, запропоновано моделі та технології їх застосування, що забезпечують літологічне розчленовування свердловини та виявлення нафто-газонасичених колекторів.

Для розв'язання зазначеної вище задачі запропоновано технологію використання штучних нейронних мереж, що вирішить проблему підвищення надійності, об'єктивності, та підвищення якості інтерпретації накопичених геолого-економічних даних та знань вітчизняних нафтогазовидобувних компаній.

Внаслідок аналізу застосовності ШНМ для розпізнавання літологічної структури свердловини доведено можливість застосування апарата ШНМ для якісної інтерпретації даних, що дає змогу автоматизувати якісну інтерпретацію безпосередньо на свердловині з досить високим ступенем надійності.

Розроблені правила формалізації вхідних і вихідних даних під час розв'язання задачі, за допомогою яких можливий аналіз як певної постійної групи методів, так і змінної, розмір якої може бути скорочений аж до одного методу.

Розроблені ефективні методики попередньої та постоброблення каротажних діаграм з метою підвищення точності мережі та апробовані методи оцінки якості розпізнавання.

Проведено комплексний експеримент із навчання ШНМ, що полягає у виділенні пластів-колекторів і нафтонасичених, водонасичених, нафто-водонасичених пластів. Отримано експериментальні залежності між правилами формалізації задачі та кінцевими результатами розпізнавання літологічної структури розрізу свердловини за допомогою апарата ШНМ.

Література

1. Євдошук М.І. Геолого-методичні принципи оцінювання запасів (ресурсів) вуглеводнів у надрах / М.І. Євдошук, С.П. Євдошук, О.І. Пінчук, В.Я. Сініцин // Нафтова і газова промисловість. – 2001. – № 1. – С. 11-14.
2. Гафич О.І. Науково-методичні засади побудови системи динамічного аналізу невизначеностей і ризиків нафтогазовидобувних проектів і підтримки прийняття рішень з їх реалізації / О.І. Гафич // Бізнес інформ : науков. журнал. – 2013. – № 8 (427). – С. 166-173.
3. Карамішев О.С. Значення геолого-економічної оцінки геологорозвідувальних робіт в ринкових умовах надрокористування / О.С. Карамішев, В.А. Романюк // Нафтова і газова промисловість. – 1998. – № 6. – С. 3-5.
4. Краснюк М.Т. Нечіткі орієнтовані на знання засоби підтримки прийняття інвестиційних рішень нафтогазовидобувної компанії / М.Т. Краснюк // Економіка та підприємництво : зб. наук. праць молодих учених та аспірантів / відп. ред. С.І. Дем'яненко. – К. : Вид-во КНЕУ, 2002. – Вип. 9. – 200 с.
5. Краснюк М.Т. Технології штучного інтелекту та гібридний підхід в орієнтованих на знання СППР (на прикладі нафтогазовидобувної компанії) / М.Т. Краснюк // Моделювання та інформаційні системи в економіці : Міжвідом. наук. зб. / Відп. ред. М.Г. Твердохліб. – К. : Вид-во КНЕУ, 2002. – Вип. 68. – 190 с.
6. Краснюк М.Т. Особливості розвитку геолого-економічних інформаційних технологій у галузі розвідки і розробки нафтогазових родовищ на Україні / М.Т. Краснюк, О.І. Гафич // Моделювання та інформаційні системи в економіці. – К. : Вид-во КНЕУ. – 2006. – № 74. – С. 182-192.

7. Краснюк М.Т. Управління економічним ризиком інвестування у газовидобувну галузь / М.Т. Краснюк // Проблеми економічного ризику: аналіз та управління : зб. наук. праць за матер. Першої Всеукраїнської наук.-практ. конф. – К. : Вид-во КНЕУ. – 1998. – С. 36-37.

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

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

10. Краснюк М.Т. Моделювання ризику участі компанії-інвестора в проектах пошуку і розвідки нафти і газу / М.Т. Краснюк, О.І. Гафич // Економічний вісник Національного гірничого університету : наук.-екон. журнал. – Дніпропетровськ : Вид-во НГУ. – 2010. – № 1. – С. 102-111.

11. Нафта і газ України / за ред. М.П. Ковалко та ін. – К. : Вид-во "Наук. думка", 1997. – 380 с.

12. Ротштейн А.П. Идентификация нелинейных объектов нечеткими базами знаний / А.П. Ротштейн, Д.И. Кательников // Кибернетика и системный анализ : Міжнар. наук.-теорет. журнал. – К. : Вид-во ІК ім. В.М. Глушкова НАН України. – 1998. – № 5. – С. 53-61.

13. Ротштейн А.П. Идентификация нелинейных зависимостей нейронными сетями / А.П. Ротштейн, Ю.И. Митюшкин // Проблемы бионики : всеукр. межведомств. науч.-техн. сборник, Харьков. – 1998. – № 49. – С. 168-174.

14. Ситник В.Ф. Проблеми підтримки прийняття ризикових рішень засобами СППР, орієнтованих на знання (на прикладі нафтогазовидобувної галузі України) / В.Ф. Ситник, М.Т. Краснюк // Ризикологія в економіці та підприємстві : зб. наук. праць за матер. Міжнар. наук.-практ. конф. – К. : Вид-во КНЕУ. – 2001. – С. 369-370.

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

Краснюк М.Т. Применение нейросетевого подхода для выделения рентабельных перспективных пластов в имеющемся фонде скважин украинской нефтегазодобывающей компании

Предложены модели и технологии их применения, обеспечивающих литологическое расчленение скважины и выявления нефте-газонасыщенных коллекторов.

Для решения вышеуказанной задачи предложена технология использования искусственных нейронных сетей, которая решит проблему повышения надежности, объективизации и повышения качества интерпретации накопленных геолого-экономических данных и знаний отечественных нефтегазодобывающих компаний. Внедрение таких технологий и алгоритмов имеет существенное значение для быстрого и рентабельного наращивания ресурсной базы, а следовательно, и капитализации украинских нефтегазовых компаний в условиях текущего кризиса.

Ключевые слова: геолого-экономическая оценка; рентабельность, искусственная нейронная сеть, алгоритмы учебы; геофизические методы, нефтегазовая скважина, интеллектуальный анализ данных, шаблон.

Krasniuk M.T. The Use of Neuronetworks for Selecting Cost-Effective Long-Term Layers in Existing Well Stock of Ukrainian Oil and Gas Company

The model and the technologies for lithological division and oil and gas reservoirs detection is proposed. Artificial neuronetworks are suggested using in order to solve the problem mentioned. This will solve the problem of objectivity, quality and validity of stored data and knowledge bases of Ukrainian oil and gas production companies. 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 is studied. The implementation of proposed technologies and algorithms is essential for rapid and cost-effective growth of the resource base, and in the hence of recapitalization Ukrainian oil and gas production companies in current crisis conditions.

Key words: geological and economic evaluation, cost effectiveness, artificial neuronetwork, geophysical method, oil and gas well.