

Ніколаєва О.Г.,

к. ф.-м. н., доцент,

доцент кафедри економічної кібернетики і прикладної економіки,  
Харківський національний університет імені В.Н. Каразіна

## ПРОГНОЗУВАННЯ ВИДОБУТКУ НАФТИ І ГАЗУ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО МОДЕЛЮВАННЯ І ТРЕНДОВИХ МОДЕЛЕЙ

**Анотація.** У статті розглянуто два підходи до моделювання і прогнозування життєвих циклів нафтовидобувної галузі, а саме застосування дробово-раціональних трендів і нейромережеве моделювання. Проаналізовано сутність, переваги й недоліки цих підходів. Наведено приклади моделювання життєвих циклів видобутку нафти і газу для України, Казахстану, Норвегії.

**Ключові слова:** життєвий цикл, прогнозування, видобуток нафти, дробово-раціональний тренд, штучні нейронні мережі, радіально-базисні нейронні мережі.

**Постановка проблеми.** Енергетичний комплекс будь-якої країни світу є локомотивом її економічного зростання. Історично настання індустріалізації в будь-якому регіоні світу приводило до зростання споживання енергії, зокрема нафти і газу. Оскільки вуглеводороди є вичерпним ресурсом, зараз у світі загострюються енергетичні й паливні проблеми, які супроводжуються зростанням ціни на нафту. Виправдовуються оцінки експертів щодо падіння світового видобутку нафти та вичерпання її запасів в найближчі 40–50 років [1]. Україна є одним з найстаріших виробників нафти, однак внаслідок цього запаси її основних родовищ виснажені на 90–95%. З газом ситуація є ненабагато кращою. Отже, актуальним є завдання продовження життєвого циклу нафтогазових продуктів, для чого необхідне прогнозне моделювання видобутку нафти і газу з використанням сучасних методів і технологій, однією з яких є технологія побудови та використання штучних нейронних мереж. У статті розглянуто також моделювання життєвого циклу видобутку нафти в Україні, Казахстані та Норвегії з використанням дробово-раціональних трендових кривих.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Під час математичного моделювання процесів видобутку нафти та газу найчастіше використовують такі два підходи: підхід, який базується на наближеному інтегруванні систем диференціальних рівнянь, що описують динаміку пласта, і моделі, які використовують ряди спостережень видобутку нафти і газу. В рамках першого підходу динаміку розробки газових родовищ досліджували Г.І. Баренблат, Ю.Г. Бураков, А.Ч. Мирзаджанадзе та інші вчені. Недолік такого підходу полягає в тому, що його можна застосовувати тільки для оперативного та короткострокового прогнозування. В роботі [2] розглянуто синергетичні підходи до моделювання динаміки нафтогазових родовищ, але автори відзначають, що для невеликих свердловин ці моделі можуть бути неадекватними.

Інший напрям моделювання життєвих циклів газовидобувних родовищ пов'язаний з побудовою феноменологічних моделей видобутку. Такі моделі можуть бути отримані як розв'язки систем диференціальних рівнянь, але найчастіше вони є результатом осе-

реднення або статистичної обробки даних часових рядів. Залежності, що описують динаміку видобутку у феноменологічних моделях, є деякими кривими, а саме функціями певних параметрів. Ці моделі дуже подібні до кривих зростання і теж описують тренд показника, але часто не мають строгого математичного обґрунтування. Найпоширеніше використання для моделювання і прогнозування життєвих циклів (ЖЦ) невідновлювальних ресурсів отримали криві, що мають дзвіноподібну форму й описують етапи зростання та спадання видобутку. Подібні моделі, як правило, мають один пік і називаються імпульсними моделями. Найвідомішою з них є модель Хаберта [3]:

$$Y(t) = \frac{2T_{\max}}{1 + ch(\sigma(t - t_0))} + \varepsilon(t), \quad (1)$$

де  $ch(\sigma(t - t_0))$  – гіперболічний косинус;  $t_0$  – абсциса ЖЦ, що відповідає максимуму тренду  $T_{\max}$  траєкторії ЖЦ;  $\varepsilon(t)$  – стохастична компонента спостережень ЖЦ; параметр  $\sigma$  визначає похил кривої видобутку. Саме ґрунтуючись на формі цієї кривої, М. Хаберт у 1956 р. передбачив максимум видобутку нафти в США у 1970 р., а також вивів емпіричний закон, згідно з яким максимум видобутку нафти настає через 20–40 років після максимуму розвіданих запасів нафти.

Значна частина досліджень, присвячених прогнозуванню видобутку вуглеводородів, спирається на модель Хаберта. Так, наприклад, у праці А.Р. Брандта [4] тестування моделі Хаберта проводиться для різних країн та регіонів. Окрім кривої Хаберта, для апроксимації кривих життєвого циклу нафти і газу використовуються також такі дзвіноподібні залежності, як, зокрема, криві нормального та логнормального розподілу, крива розподілу Коші. У працях [5; 6] запропоновано інструментарій з комбінацій моделей означених трендів ЖЦ з урахуванням п'яти різновидів коливальної компоненти, а також методів їх ідентифікації на основі генетичного алгоритму й моделей авторегресії ковзного середнього (ARMA-моделей). Наведений інструментарій застосовано для прогнозування динаміки видобутку на різних рівнях агрегування, а саме в масштабі однієї країни (для Німеччини, Норвегії, Великобританії, США), для групи країн (країни Євросоюзу та ОЕСР) і на окремому родовищі. Методи показали високу точність, зокрема на коротких вибірках в 10–15 спостережень.

В роботі І.Г. Фадєєвої [7] будуються експоненційні феноменологічні моделі на основі даних про видобуток нафти і газу в Україні. Побудовані моделі мають високі коефіцієнти кореляції і дають змогу прогнозувати доходи нафтогазовидобувних підприємств на декілька місяців уперед.

Деякі дослідники під час моделювання видобутку нафти, а також прогнозування ціни на неї використовують поліноміальні трендові моделі. Так, Т.С. Трофимчук

[8] розглядав тренди видобутку нафти для Башкортостану, які описуються лінійними залежностями та поліномами другого і третього ступенів. Незважаючи на те, що автори відзначають задовільну якість і точність побудованих моделей, поліноміальні тренди мають той недолік, що за межами прогнозного інтервалу можуть значно відхилитися від реальних значень показника.

Відносно новітнім інструментарієм прогнозування та апроксимації кривих ЖЦ є технологія штучних нейронних мереж (ШНМ). Це надзвичайно гнучкий і могутній апарат моделювання, оскільки штучні нейрони, які входять до складу штучних мереж, спроможні відтворювати більшість елементарних функцій біологічного нейрона. Завдяки цьому ШНМ імітують такі властивості людського мислення, як адаптивність, паралелізм обчислень варіантів, здатність до навчання, здатність до абстрагування [9]. Огляд доступної літератури, присвяченої використанню ШНС в задачах моделювання процесів нафто- і газовидобутку, показав, що сферою застосування нейронних мереж були переважно задачі пошуку ефективних режимів функціонування окремих родовищ і свердловин. Так, наприклад, у статті М.Е. Краснюка [10] запропонована технологія застосування нейромережевого підходу до виділення рентабельних перспективних пластів у наявному фонді свердловин української нафтодобувної компанії. В дисертації А.Т. Хусаїнова [11] розроблено нейромережеві моделі для розв'язання задач оперативного прогнозування динаміки режимів роботи свердловин.

**Виділення не вирішених раніше частин загальної проблеми.** Наведені в огляді літературних джерел підходи застосовуються на різних рівнях агрегування і для різних горизонтів прогнозування. Деякі з розглянутих методологій універсальні, але більша частина призначена для оперативного прогнозування на рівні окремих родовищ та свердловин. Слід відзначити, що в цих випадках видобуток нафти залежить від багатьох факторів, зокрема вартісних, технологічних, кон'юнктурних. В умовах енергетичної кризи під час дослідження життєвого циклу невідновлювальних ресурсів, якими є нафта і газ, дослідника цікавлять тривалість життєвого циклу ресурсу, момент досягнення піку, а визначальним стає єдиний фактор – фактор часу. Отже, актуальним є такий вибір моделі для прогнозування, який поєднує простоту розрахунків і відмінні показники точності прогнозування, до яких можна віднести коефіцієнт детермінації, середню похибку апроксимації, коефіцієнт Тейла. На думку автора, такими властивостями володіють моделі дробово-лінійного тренду і нейромережеві моделі.

**Мета статті** полягає у прогнозуванні життєвого циклу видобутку невідновних ресурсів, зокрема, нафти і газу, з використанням дробово-раціональних трендів і нейромережевого підходу, а також порівнянні вибраних методів.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** В роботі [12] показано, що часто доцільним є застосування моделі ЖЦП у вигляді дробово-раціонального тренду з довільною асиметрією:

$$T_k = \frac{F_0 + F_1 k}{1 + H_1 k + H_2 k^2}, Y_k = T_k + \varepsilon_k. \quad (2)$$

При певних значеннях параметрів модель (2) в першій координатній чверті набуває вигляду, що відповідає дзвіноподібній формі життєвого циклу (рис. 1).

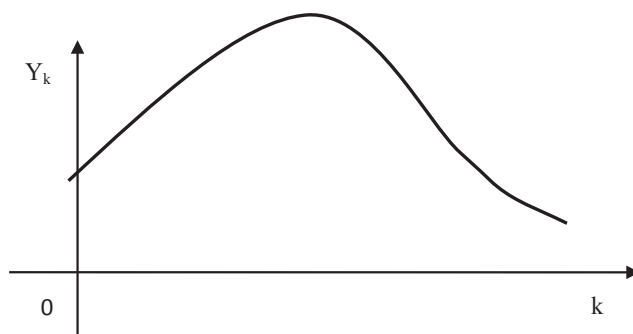


Рис. 1. Крива життєвого циклу дзвіноподібної форми

Для того щоб графік кривої (2) був подібним до зображеного на рис. 1, значення параметрів  $F_1, H_2$  повинні бути додатними, а  $H_1$  – від'ємним. Крім того, функція (2) має бути нерозривною, тобто її знаменник не повинен обертатися в нуль:

$$1 + H_1 k + H_2 k^2 \neq 0,$$

що відповідає обмеженню на параметри  $H_1^2 < 4H_2$ .

Під час дослідження життєвого циклу продукту або ресурсу важливо знати координати точки максимуму, асимптотику кривої, а також оцінювати вплив параметрів тренду на форму життєвого циклу. Для спрощення цих досліджень у роботі [12] пропонується альтернативний запис моделі (2).

$$T_k = \frac{\alpha A (k - B) + C}{1 + A (k - B)^2}. \quad (3)$$

Параметри  $\alpha, A, B, C$  моделі (2) однозначно пов'язані з  $F_0, F_1, H_1, H_2$ :

$$F_0 = \frac{C - \alpha AB}{1 + AB^2}, P_1 = \frac{\alpha A}{1 + AB^2}, H_1 = \frac{-2AB}{1 + AB^2}, H_2 = \frac{A}{1 + AB^2}.$$

Параметр  $\alpha$  впливає на симетричність життєвого циклу. При  $\alpha = 0$  крива симетрична відносно точки максимуму, при  $\alpha > 0$  зростання відбувається швидше спаду, при  $\alpha < 0$  спад йде швидше, ніж зростання, тобто модель має довільну (змінну) асиметрію, яка визначається параметром  $\alpha$ .

Тренд (3) має єдиний максимум, а в разі асиметрії – єдиний мінімум. Положення точки максимуму може бути розраховане за формулами:

$$B - \frac{C}{\alpha A} + \sqrt{\left(\frac{C}{\alpha A}\right)^2 + \frac{1}{A}} \quad \text{при } \alpha \geq 0; \quad (4)$$

$$B - \frac{C}{\alpha A} - \sqrt{\left(\frac{C}{\alpha A}\right)^2 + \frac{1}{A}} \quad \text{при } \alpha < 0. \quad (5)$$

Точки перегину можна знайти шляхом прирівнювання до нуля другої похідної функції (3), тобто шляхом розв'язання алгебраїчного рівняння третього ступеня.

У нескінченності функція (3) прямує до нуля:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} T_k = \lim_{k \rightarrow -\infty} T_k = 0,$$

що передбачає поступове вичерпання ресурсу.

Параметри моделі (2) можна знайти як шляхом розв'язання системи нормальних рівнянь для нелінійного МНК, так і за допомогою лінеаризації (множення на знаменник) і реалізації зваженого МНК для забезпечення гомоскедастичності стохастичної компоненти.

Для порівняння результатів моделювання життєвих циклів видобутку нафти і газу використовувався апарат нейронних

мереж, який в разі задовільного навчання штучної нейронної мережі може успішно відтворювати динамічну поведінку досліджуваного показника.

Основний елемент ШНМ, а саме стандартний штучний нейрон, складається з набору синапсів, кожний з яких характеризується своєю вагою  $w_j$ ; вхідного суматора  $n_k = \sum_{j=1}^m w_{kj}x_j$ , де  $x_j$  – вхідний вектор з номером  $j$ ; нелінійного перетворювача  $\varphi(n_k)$ , що обмежує амплітуду вихідного сигналу. Зазвичай нелінійний перетворювач називають функцією активації.

Як вже відзначалось, однією з найважливіших властивостей штучних нейронних мереж є їх здатність до навчання. В процесі навчання відбувається налагодження архітектури мережі і ваг синапсів для виконання завдання, поставленого дослідником. В цьому разі таким завданням є прогнозування. Зазвичай нейронна мережа повинна налагоджувати ваги синапсів за наявною навчальною вибіркою. Існують три види навчання ШНМ, а саме з учителем, без учителя і змішане. Якщо процес навчання завершено успішно, відбувається імітація роботи мережі на тестовій вибірці.

Моделювання за допомогою ШНМ складається з таких етапів, як підготовка вхідних даних, вибір архітектури мережі, алгоритму навчання та його параметрів. Ці етапи можуть виконуватись ітераційним чином, оскільки кінцевою метою є вибір оптимальної конфігурації мережі з урахуванням необхідних значень критеріїв якості навчання.

Для оцінювання точності моделювання та прогнозування як у разі побудови трендових моделей, так і під час застосування нейромережевого підходу використовувалися такі критерії, як середня відносна похибка апроксимації MAPE і другий коефіцієнт Тейла  $T_2$ :

$$MAPE = \frac{1}{l} \sum_{k=n+1}^{n+l} \left| \frac{Y_k - \hat{Y}_k}{Y_k} \right| \cdot 100\%, \quad (6)$$

$$T_2 = \sqrt{\frac{\sum_{k=n+1}^{n+l} (\hat{Y}_k - Y_k)^2}{\sum_{k=n+1}^{n+l} \hat{Y}_k^2 + \sum_{k=n+1}^{n+l} Y_k^2}} \quad (7)$$

У формулах (6, 7)  $l$  – довжина періоду прогнозування,  $Y_k$  – фактичне значення  $k$ -го рівня ряду показників, що прогнозуються,  $\hat{Y}_k$  – модельне значення показника. Прогноз вважається точним, якщо MAPE і  $T_2$  не більше 10–15%.

Для перевірки адекватності трендової моделі також використовувались коефіцієнт детермінації ( $R^2$ ) та критерій Фішера (F).

Розглянемо життєвий цикл видобутку нафти в Україні. Динаміку видобутку за 1940–2000 рр. відображено на рис. 2 [13].

Оцінимо коефіцієнти дробово-раціонального тренду (2) для наведених спостережень рівнів видобутку. Після проведення лінеаризації моделі шляхом множення на знаменник отримані такі коефіцієнти:  $F_0 = -0,005$ ,  $F_1 = 2,58E-5$ ,  $H_1 = -0,01$ ,  $H_2 = 2,57E-7$ . В табл. 1 наведено реальні значення для видобутку нафти в Україні ( $Y$ ) і значення, отримані за регресійним рівнянням ( $Y_{mod}$ ). Реальні значення видобутку нафти вибиралися з джерел [13–15].

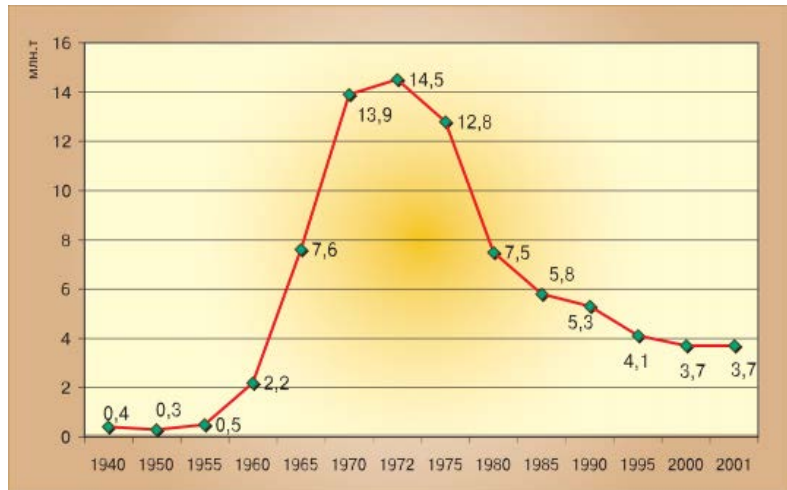


Рис. 2. Видобуток нафти в Україні, млн. т [13]

Таблиця 1

Порівняння вихідних і модельних значень видобутку нафти (Y) в Україні

Рік	Видобуток нафти, включаючи газовий конденсат, Y, млн. т	Y <sub>mod</sub> , млн. т
1950	0,3	0,293
1955	0,5	0,531
1960	2,2	2,159
1965	7,6	7,58
1970	13,9	13,909
1975	12,8	12,77
1980	7,5	7,499
1985	5,8	5,848
1990	5,3	5,3
1995	4,1	4,1
2000	3,7	3,655
2005	4,398	4,398
2010	3,546	3,546

Експрес-аналіз моделі регресії показує, що модель має відмінні характеристики якості: коефіцієнт детермінації  $R^2$  дорівнює 0,999, мала стандартна похибка, великі t-статистики, коефіцієнт Фішера. Модельні значення, розраховані в точках заданого інтервалу років, майже співпадають з вихідними. Середня похибка апроксимації складає 0,003%.

Для визначення характерних точок графіку за формулами (4, 5) розрахуємо параметри моделі A, B, C, a. Вони становлять 0,0069, 0,53, 0,0004 та 0,0037 відповідно. Знаходимо, коли добуток нафти в Україні був максимальним, використовуючи формулу (4). Модель показала, що це було у 1973 р., а реальне значення максимуму було досягнуто у 1972 р.

Побудовано прогноз видобутку на 2015 і 2020 рр., який склав 2,713 та 2,416 млн. т нафти відповідно. При цьому для 2015 р. точкова відносна похибка апроксимації дорівнювала 10%.

Для того щоби порівняти результати моделювання, отримані за допомогою дробово-раціонального тренду і з використанням нейромережевого підходу, слід вибрати інший шаг дискретизації та більшу довжину вибірки, оскільки попередньо розглянута замала для побудови нейронних мереж. Отже, взяті значення видобутку нафти за 1985–2014 рр. Відомі значення



видобутку за 2015, 2016, 2017 рр. вибиралися для контролю модельних прогнозних значень. Результати моделювання, критерії якості моделі й точності прогнозу наведені в табл. 2.

Таблиця 2

**Результати моделювання та прогнозування видобутку нафти на основі дробово-раціонального тренду для України за 1985–2014 рр.**

Коефіцієнти моделі	F <sub>0</sub>	F <sub>1</sub>	H <sub>1</sub>	H <sub>2</sub>
	-0,075	3,74E-05	-0,001	2,54E-07
t-статистики	5,5	1009	-504,6	-5,47
R <sup>2</sup>	0,999	F-критерій	15 480 862 220	
Роки	2015	2016	2017	
Реальні значення видобутку нафти, млн. т	2,462	2,2	2,098	
Прогнозні значення видобутку нафти, млн. т	2,851	2,789	2,731	
MAPE	24%	T <sub>2</sub>	0,15	

Під час використання нейромережевого підходу до побудови прогнозної моделі проводилися числові експерименти з підбору конфігурації та типу ШНМ. Розглянуті лінійні мережі, радіально-базисні мережі (RBF), а також узагальнено-регресійні мережі (GRNN), які були реалізовані в програмній системі Matlab.

Найкращі результати прогнозування отримані під час застосування радіально-базисної мережі. Її архітектуру зображено на рис. 3. З рис. 3 видно, що така мережа має два шари нейронів, а саме прихований радіально-базисний шар (його нейрони позначені на рисунку колами) і вихідний лінійний шар. Стрілками позначені вхідні сигнали. Налаштування ваг прихованого шару залежить від близькості вхідного вектору до центра RBF-функції відповідного нейрона. Вихід RBF буде тим вище, чим менше буде відстань між вхідним вектором і центром. Для того, щоб більше вхідних векторів опинилося в зонах дії нейронів радіального шару, використовується параметр впливу SPREAD. Крім того, процес навчання радіально-базисної мережі включає автоматичний вибір кількості нейронів прихованого шару. Число нейронів збільшується до того моменту, коли сума квадратів помилок не стає менше заданого значення.

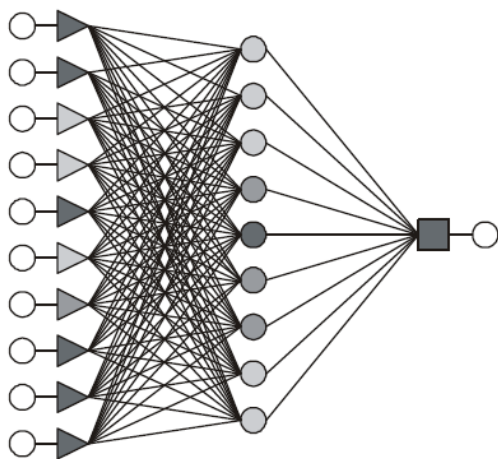


Рис. 3. Архітектура радіально-базисної ШНМ

Результати прогнозування видобутку нафти за допомогою RBF-мережі наведені в табл. 3 і представлені на рис. 4.

Таблиця 3

**Прогнозування видобутку нафти в Україні із застосуванням RBF-мереж**

Роки	2015	2016	2017
Реальні значення видобутку нафти, млн. т	2,462	2,2	2,098
Прогнозні значення видобутку нафти, млн. т	2,73	2,44	2,17
MAPE	8,4%	T <sub>2</sub>	0,0635
Кількість нейронів на прихованому шарі	3	Значення SPREAD	0,3

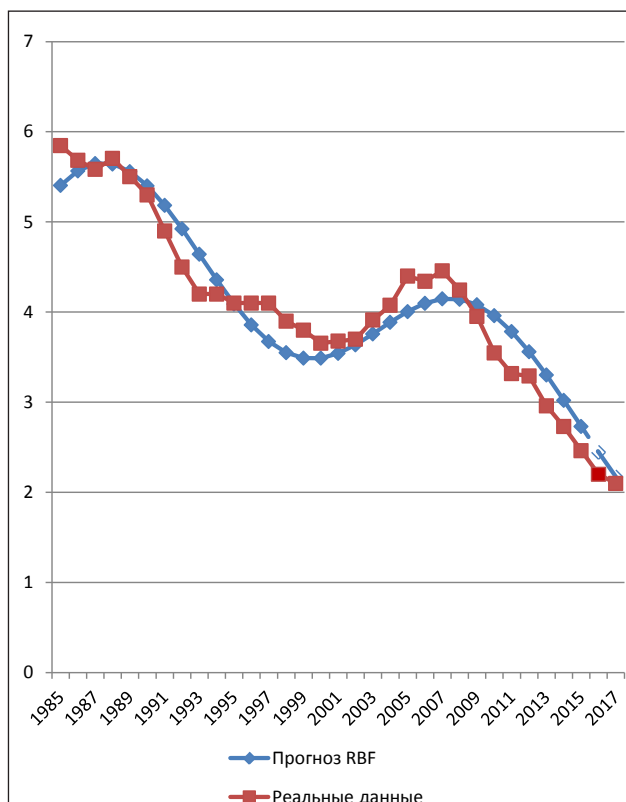


Рис. 4. Прогноз видобутку нафти в Україні за 1985–2014 рр., зроблений засобами нейронних мереж

Порівнюючи інформацію, наведену в табл. 2 і 3, можемо зробити висновок, що нейромережевий підхід дає змогу отримати прогнози кращої якості, оскільки значення MAPE для трендової моделі є незадовільним. З іншого боку, завищені прогнози порівняно з фактичними даними, що надаються дробово-раціональним трендом, можуть бути викликані тим, що в підсумки статистичних даних за ці роки не включені Крим і Донецщина з Луганщиною. Якщо порівнювати отримані значення з прогнозами експертів, то можна побачити, що з 2005 р. видобуток нафти і газового конденсату спадає, але ж експерти прогнозували [18, с. 8], що він мав зростати приблизно до 5,2–5,4 млн. т на рік, а з 2010 р. – стабілізуватися на рівні 5,3 млн. т на рік. Отже, прогнози провідних спеціалістів нафтогазової галузі України, що були зроблені приблизно 10 років тому, зараз не виправдовуються.

Для того щоби продемонструвати застосування дробово-раціонального тренду для прогнозування динаміки невідновних ресурсів, проведені розрахунки для видобутку газу в Україні за 2000–2017 рр., видобутку сирої нафти в Казахстані – за 1996–2015 рр., видобутку нафти в Норвегії – за 1973–2010 рр. В останньому випадку побудовано також нейромережвий прогноз. Результати побудови трендових моделей і прогнозів за ними наведені в табл. 4, 5, 6.

Таблиця 4

**Результати моделювання і прогнозування видобутку сирої нафти на основі дробово-раціонального тренду для Казахстану за 1996–2015 рр.**

Коефіцієнти моделі	F <sub>0</sub>	F <sub>1</sub>	H <sub>1</sub>	H <sub>2</sub>
	-0,07	3,74E-05	-0,0001	2,47E-07
t-статистики	1,469	3231,682	-1605,654	-1,436
R <sup>2</sup>	1	F-критерій	2,52E+11	

Побудовано точковий прогноз на 2017 р. Він склав 61,86 млн. тон, причому реальний видобуток нафти був 66,52 млн. т. Відносна похибка апроксимації в цьому випадку дорівнює 7%. Максимальний видобуток нафти за моделлю отримано у 2011 р., але справді максимум видобутку був у 2015 р. Джерелом даних для розрахунку був сайт державної статистики Казахстану [17].

Таблиця 5

**Результати моделювання і прогнозування видобутку газу на основі дробово-раціонального тренду для України за 1985–2014 рр.**

Коефіцієнти моделі	F <sub>0</sub>	F <sub>1</sub>	H <sub>1</sub>	H <sub>2</sub>
	0,58	-0,0003	-0,0001	2,40E-07
t-статистики	3,86	-3,84	260,21	-127,78
R <sup>2</sup>	0,999	F-критерій	15 80 672 437	
Роки	2018	2019	2020	
Прогнозні значення видобутку газу, млрд. м <sup>3</sup>	25,41	25,80	26,28	
Прогнозні значення видобутку газу, що надаються Концепцією розвитку газовидобувної галузі України [18], млрд. м <sup>3</sup>	22,5	25,2	27,6	

Прогнозні значення видобутку побудовані «уперед», отже, спираючись на фактичні дані, не можемо обчислити коефіцієнт Тейла і MAPE, але якщо у формули (6, 7) замість Y<sub>t</sub> підставити прогнозні дані, що надаються Концепцією розвитку газовидобувної галузі України [18], то значення відносної похибки апроксимації буде дорівнювати 6,7%, а T<sub>2</sub> – 0,13. Отримані величини критеріїв свідчать про гарну узгодженість і точність порівнюваних прогнозів.

Для прогнозування поведінки життєвого циклу видобутку нафти в Норвегії використовувався також нейромережвий підхід. Як і в разі України, розглядалися лінійні, радіально-базисні та узагальнено-регресійні мережі. І знову найкращі за точністю результати прогнозування були досягнуті під час застосування

радіально-базисних ШНМ. Основні результати прогнозування і критерії точності моделі наведені в табл. 7. Дані для розрахунків, наведених у табл. 6 і 7, бралися з джерела [19].

Таблиця 6

**Результати моделювання і прогнозування видобутку нафти на основі дробово-раціонального тренду для Норвегії за 1973–2010 рр.**

Коефіцієнти моделі	F <sub>0</sub>	F <sub>1</sub>	H <sub>1</sub>	H <sub>2</sub>
	-341,97	0,173	-0,001	2,50E-07
t-статистики	-11,26	11,33	7034	3505,97
R <sup>2</sup>	1	F-критерій	4,03E11	
Роки	2011	2012	2013	
Реальні значення видобутку нафти, м <sup>3</sup>	97 513	89 198	84 950	
Прогнозні значення видобутку нафти, м <sup>3</sup>	98 841,45	92 538,63	86 746,29	
MAPE	2,4%	T <sub>2</sub>	0,01	
Реальний рік досягнення максимуму видобутку	2000			
Рік досягнення максимуму видобутку, отриманий за моделлю	1999			

Таблиця 7

**Прогнозування видобутку нафти в Норвегії за допомогою RBF-мереж**

Роки	2011	2012	2013
Реальні значення видобутку нафти, м <sup>3</sup> [19]	97 513	89 198	84 950
Прогнозні значення видобутку нафти, м <sup>3</sup>	101 691,3	91 022,43	80 317,69
MAPE	3%	T <sub>2</sub>	0,029
Кількість нейронів на прихованому шарі	2	Значення SPREAD	0,3

Отже, на статистичному матеріалі видобутку нафти в Норвегії як трендовий, так і нейромережвий підходи продемонстрували відмінну точність і якість моделювання.

**Висновки.** В проведеному дослідженні застосовані дві методології моделювання життєвого циклу невідновних ресурсів, такі як побудова трендової моделі, що має вигляд дробово-раціональної залежності від часу, і методи штучного інтелекту, зокрема нейронні мережі. Порівнюючи ці два підходи, проаналізуємо переваги та недоліки кожного з них.

Моделі на основі дробово-раціонального тренду (2) на розглянутих прикладах її застосування показали відмінні характеристики якості, тільки в одному випадку спостерігався вихід MAPE за межі задовільних 10–15%. В цьому полягає загальна хибність трендових моделей, адже за границями інтервалу апроксимації вони дають гірший результат прогнозу, ніж в тих точках, що обчислюються всередині інтервалу. Але до позитивних рис дробово-раціонального тренду відносяться простота, гнучкість, мала кількість параметрів, можливість описувати множини різновидів життєвого циклу. Модель враховує неметричний характер деяких кривих життєвого циклу і може бути побудована з будь-якої його стадії.

Обговорюючи переваги та недоліки нейромережевого підходу, підкреслюємо, що це надзвичайно потужний засіб комп'ютерної імітації, який дає змогу відтворювати досить складні нелінійні залежності між показниками досліджуваних явищ. Більшість науковців відзначає такі переваги нейронних мереж, як адаптивність, здатність вирішувати неформалізовані завдання, висока швидкість навчання та отримання розв'язків, надійність функціонування. З огляду на розглянуті у статті приклади застосування нейронних мереж, можемо зробити висновок, що й точність отриманих в нейромережевих моделях прогнозів вище, ніж в трендових. Але при цьому слід взяти до уваги те, що наведені у статті результати були найкращими з десятків виконаних обчислювальних експериментів, а в моделях з використанням тренду вони були отримані одразу. Другий недолік нейронних мереж полягає в тому, що для отримання якісних результатів треба мати досить довгу навчальну вибірку. Відповідно до наведеного в роботі [20] евристичного правила кількість навчальних векторів (за навчання без вчителя), пар векторів (за навчання з вчителем) має бути в 10 разів більше числа зв'язків у мережі. Ось чому порівняння двох методик моделювання вдалося провести лише в двох випадках з п'яти.

Незважаючи на наведені зауваження, автор вважає обидва підходи надзвичайно ефективними для дослідження та моделювання життєвих циклів ресурсів і продуктів як окремо, так і в поєднанні один з одним. В останньому випадку модель дробно-раціонального тренду можна використовувати на етапі предпрогнозного моделювання, а нейромережеві підходи – для уточнення отриманих результатів.

#### Література:

1. Основные тенденции развития глобальных рынков развития нефти и газа до 2030 года // ОАО «ЛУКОЙЛ». URL: <http://www.lukoil.ru>.
2. Соколов В.А., Смирнов А.И., Рочев А.Н. Мягкая эволюционная синергетическая трехмерная модель для расчета сценариев воздействия на пласт. Азербайджанское нефтяное хозяйство. 2003. № 1. С. 1–7.
3. Hubbert M.K. Nuclear Energy and the Fossil Fuels, Amer. Petrol. Inst. Drilling & Production Practice. Proc. Spring Meeting, San Antonio, Texas, 1956. P. 7–25.
4. Brandt A.R. Testing Hubber. Energy Policy. 2007. Vol. 35(5). P. 3074–3088.
5. Non-renewable Recourses Life Cycles Modeling Aspects / V.K. Semenichev, E.I. Kurkin, E.V. Semenichev, A.A. Danilova, G.A. Fisun, E.I. Kasatkina. International Conference on Communications, management, and Information technology (ICCMIT'2015). 2015. Vol. 65. P. 872–879. DOI: 10.1016/j.procs.2015.09.046.
6. Semenychev V.K., Kurkin E.I., Semenychev E.V. Modelling and forecasting the trends of life cycle curves in the production of non-renewable resources. Energy. 2014. Vol. 75. P. 244–251.
7. Фадеева І.Г. Методологічні засади моделювання і прогнозування діяльності та фінансово-економічних показників об'єктів управління НГК. Ефективна економіка. 2015. № 1 URL: <http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=3713>.
8. Трофимчук Т.С. Моделирование тенденций добычи нефти, цен и их взаимосвязей с факторами. Проблемы экономики и управления нефтегазовым комплексом. 2013. № 2. С. 45–49.
9. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / пер. с англ. 2-е изд. Москва: ООО «И.Д. Вильямс», 2017. 1104 с.
10. Краснюк М.Т. Застосування нейромережевого підходу для виділення рентабельних перспективних пластів у наявному фонді

свердловин української нафтогазовидобувної компанії. Науковий вісник ЛНТУ України. 2014. Вип. 24(5). С. 372–383.

11. Хусаинов А.Т. Оперативное прогнозирование показателей добычи нефти методом нейросетевого моделирования: дисс. ... канд. техн. наук: спец. 25.00.17; ТюмГНГУ. Тюмень, 2013. 127 с.
12. Семенычев В.К., Коробецкая А.А. Модель жизненного цикла продукта на основе дробно-рационального тренда с произвольной асимметрией. Экономика и математические методы. 2012. № 3. С. 106–112.
13. Энергетика: история, настоящее и будущее. Книга 1. От воды и огня к электричеству. URL: <http://energetika.in.ua/ru/books/book-1/part-2/section-8/8-6>.
14. Гожи П.Ф., Крижанівський Є.І. Резерви видобутку нафти і газу. Вісник НАН України. 2006. № 2. С. 59–63.
15. Энергетична галузь України: підсумки 2016 року. Київ: Заповіт, 2017. 164 с. URL: [http://razumkov.org.ua/uploads/article/2017\\_ENERGY-FINAL.pdf](http://razumkov.org.ua/uploads/article/2017_ENERGY-FINAL.pdf).
16. Основні напрямки розвитку нафтової і газової промисловості України / С.М. Бакулін, В.І. Шелудченко, Д.О. Єгер, Ю.О. Зарубін, В.І. Горбунов. Розвідка та розробка нафтових і газових родовищ. 2007. № 4(25). С. 5–13.
17. Сайт Комітету зі статистики Міністерства національної економіки Республіки Казахстан. URL: [http://stat.gov.kz/faces/wcnav\\_externalId/homeNumbersIndustry?\\_afzLoop=151985186981438#%40%3F\\_afzLoop%3D151985186981438%26\\_adf.ctrl-state%3D1p9uw48hb\\_77](http://stat.gov.kz/faces/wcnav_externalId/homeNumbersIndustry?_afzLoop=151985186981438#%40%3F_afzLoop%3D151985186981438%26_adf.ctrl-state%3D1p9uw48hb_77).
18. Про схвалення Концепції розвитку газовидобувної галузі України: Розпорядження Кабінету Міністрів України від 28 грудня 2016 р. № 1079-р. URL: <http://zakon2.rada.gov.ua/laws/show/1079-2016-%D1%80>.
19. Офіційний сайт Центрального статистичного бюро Норвегії: 09320: Net petroleum production (1000 Sm3 о.е) (closed series) 1971M07 – 2014M09. URL: <https://www.ssb.no/en/statbank/table/09320/?rxid=d416451b-da3b-44a7-89ea-ddae07a1dbf7>.
20. Кизим Н.А., Ястремская Е.Н., Сенчуков В.Ф. Нейронные сети: теория и практика применения: монография. Харьков: ИНЖЭК, 2006. 234 с.

#### Николаева Е.Г. Прогнозирование добычи нефти и газа с помощью нейросетевого моделирования и трендовых моделей

**Аннотация.** В статье рассмотрены два подхода к моделированию и прогнозированию жизненных циклов нефтедобывающей отрасли, а именно использование дробно-рациональных трендов и нейросетевое моделирование. Проанализированы сущность, достоинства и недостатки этих подходов. Приведены примеры моделирования жизненных циклов добычи нефти и газа для Украины, Казахстана, Норвегии.

**Ключевые слова:** жизненный цикл, прогнозирование, добыча нефти, дробно-рациональный тренд, искусственные нейронные сети, радиально-базисные нейронные сети.

#### Nikolayeva O.H. Forecasting oil and gas production using neural network modeling and trend models

**Summary.** Two approaches to modeling and forecasting the life cycles of the oil industry are considered: the use of fractional-rational trends and neural network modeling. The essence, advantages and disadvantages of these approaches are analyzed. Examples of modeling life cycles of oil and gas production for Ukraine, Kazakhstan, and Norway are given.

**Keywords:** life cycle, forecasting, oil production, fractional-rational trend, artificial neural networks, radial-basis neural networks.