

**Ігор Миколайович ПІСТУНОВ**

д.т.н., професор, Національний технічний університет "Дніпровська політехніка"

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9041-8368>

e-mail: [pistunovi@gmail.com](mailto:pistunovi@gmail.com)

**Єлизавета Юрїївна ГОРОБЕЦЬ**

студентка, Національний технічний університет "Дніпровська політехніка"

ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-7651-0620>

e-mail: [horobets.y.u@ntu.one](mailto:horobets.y.u@ntu.one)

## ЕКОНОМІЧНЕ ОБГРУНТУВАННЯ ВИБОРУ РОЗРОБЛЕННЯ РОЗВІДАНОГО НАФТО-ГАЗОВОГО РОДОВИЩА

У статті показано дослідження, що поєднує два методи: кластеризація родовищ за допомогою алгоритмів машинного навчання та побудови регресійної моделі для прогнозування собівартості та економічної ефективності нафто-газового родовища. Кластеризація родовищ є основним завданням дослідження, оскільки включає низку інших фундаментальних завдань, наприклад, визначення кластеру родовища за технічними параметрами. Регресійний аналіз припускає вирішення двох завдань. Перше завдання ґрунтується на виборі незалежних змінних, які значно впливають на залежну величину, і визначення форми рівняння регресії. Це завдання вирішується шляхом аналізу взаємозв'язку, що вивчається. Друге завдання полягає в оцінюванні параметрів: вирішується на основі різних статистичних методів оброблення даних та спостережень. Сферою застосування регресійного аналізу в економіці є вивчення впливів собівартості різних факторів.

**Ключові слова:** кластеризація, класифікація, собівартість, регресія, прогноз

### ВСТУП

Прогнозування економічної ефективності розроблення свердловин є важливим завданням для нафтогазових компаній та інших зацікавлених сторін. Для цього застосовуються різні методи, які оцінюють прибутковість проекту та визначають, чи варто інвестувати в нього [1].

Ось деякі методи прогнозування економічної ефективності розроблення свердловин:

**Аналіз собівартості.** Метод включає розрахунок витрат на всі аспекти розроблення свердловин, включаючи буріння, обладнання, обслуговування і експлуатацію. Витрати порівнюються з очікуваними надходженнями від продажу нафти або газу.

**Чистий сучасний ризикований внутрішній дохід (NPV)** враховує часову вартість грошей і ризику. Розраховується шляхом вирахування всіх витрат і доходів проекту в чистому вигляді на поточний момент часу. Якщо NPV позитивний, то проект вважається економічно вигідним.

**Внутрішній рівень доходу (IRR)** – це внутрішній рівень дисконту, за якого NPV дорівнює нулю. Він вказує на рентабельність проекту і порівнюється з вимогою до прибутковості, встановленою компанією.

**Період окупності (Payback Period).** Метод визначає, за скільки часу проект повертає вкладені кошти. Якщо період окупності менший, ніж прийнятий стандартний строк, проект вважається економічно вигідним.

**Чистий прибуток (Net Income).** Метод розглядає чистий прибуток від проекту, ігноруючи часову вартість грошей. Він допомагає визначити, чи проект генерує прибуток в загальному плані.

**Чутливість і сценарійний аналіз.** Враховуються різні сценарії, параметри та чинники ризику. Аналізуються впливи змін нафтових цін, витрат, обсягу видобутку та інших параметрів на економічну ефективність.

**Моделювання стохастичних процесів.** Застосовуються

стохастичні моделі для врахування випадкових факторів, які можуть вплинути на ефективність розроблення свердловин.

**Методи реалопційного оцінювання** застосовуються для визначення того, які рішення краще застосовувати в умовах невизначеності та змін. Це може включати опції відкладення проекту, продажу активів тощо [1].

Ці методи допомагають визначити, чи є проект рентабельним і чи варто інвестувати в розроблення свердловин. Важливо враховувати різні фактори, включаючи витрати, доходи, ризики та сталість проекту для точного прогнозування економічної ефективності [1].

**МЕТА** статті полягає у вивченні та аналізі технічних параметрів експлуатуючих родовищ, поділ їх на кластери за схожими ознаками, застосовуючи алгоритми машинного навчання. Проведення регресійного аналізу для прогнозування результатів собівартості та економічної ефективності. На основі запропонованої регресійної моделі може бути обрано найбільш оптимальні варіанти розвитку нових родовищ у майбутньому періоді.

### МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ

У дослідженні застосовано алгоритми машинного навчання нейронних мереж та регресійний аналіз для побудови моделі прогнозу собівартості будівництва свердловини та прибутку. Протягом досить тривалого періоду простежується тенденція до підвищення розроблень родовищ, тому підвищення нафтовіддачі родовищ є основним завданням для паливно-енергетичного комплексу. Нині нейронні мережі знаходять все більше застосування в різних галузях. Перевагою нейронних мереж є робота з великою кількістю даних, однак для її роботи має бути достатньо зібраних та підготовлених наборів даних, за рахунок чого й досягається висока точність рішення [2].

У розробленні нафтових і газових родовищ головним

завданням є забезпечення максимального видобутку з економічного та фізичного поглядів. Видобуток нафти на нафтогазових родовищах різняться за обсягами, складністю, умовами експлуатації тощо, тому необхідно знаходити оптимальні умови видобутку для кожного місця народження.

У дослідженні розроблено нейронну мережу прямого поширення, що застосовується для прогнозу вартості розроблення свердловин на нафтогазових родовищах з урахуванням всіх технічних параметрів. Отримана нейронна мережа, сформована на основі алгоритмами вхідних даних, формує вихідні сигнали під час подання на вхід мережі будь-якого набору вхідних сигналів навчальної множини. Одержана нейронна мережа виражає закономірності, присутні у вхідних даних. Ця мережа виявляється функціональним еквівалентом деякої моделі залежностей між змінними.

## РЕЗУЛЬТАТИ

Економічне обґрунтування вибору розроблення розвіданого нафто-газового родовища є критично важливим кроком у стратегічному плануванні розвитку галузі видобутку природних ресурсів. Перед тим як розпочати витрати на інфраструктуру та буріння свердловин, необхідно докладно розглянути різні аспекти, які включають економічну цілеспрямованість, прибутковість та сталий розвиток. Це є обов'язковим для підтримання економічної стійкості і забезпечення максимального користування природними ресурсами.

По-перше, економічне обґрунтування вибору розроблення родовища включає оцінювання вартості розвідки та видобутку нафти і газу. Це оцінювання повинне враховувати фактори, такі як глибина родовища, його розміри, прогнозований видобуток та ціни на нафту та газ на світовому ринку. Інвестори й компанії повинні аналізувати витрати на геологорозвідувальні роботи, буріння свердловин, будівництво і експлуатацію інфраструктури, а також оцінювати ризики, пов'язані з видобутком.

По-друге, економічне обґрунтування повинно включати аналіз потенційних прибутків від родовища. Це означає визначення очікуваних доходів від продажу нафти та газу, враховуючи ціни на ринку та обсяги видобутку. Компанії повинні розраховувати прибуток на основі поточних індикаторів, а також розглядати різні сценарії цін та обсягів продажів, щоб оцінити стійкість проєкту до ринкових змін.

По-третє, сталий розвиток також є важливою частиною економічного обґрунтування. Компанії повинні враховувати соціальні та екологічні наслідки розроблення родовища. Вони повинні розглядати можливі впливи на місцеві спільноти, дотримуватися вимог стандартів з охорони навколишнього середовища та розробляти плани відновлення природних ресурсів після завершення видобутку.

Економічне обґрунтування також повинно враховувати фінансову стійкість компанії та її здатність фінансувати проєкт. Це включає оцінювання доступних фінансових ресурсів, можливість залучення кредитів або інших джерел фінансування та розрахунок прибутку на капітал.

У підсумку, економічне обґрунтування вибору розроблення розвіданого нафто-газового родовища вимагає

глибокого аналізу різних факторів, включаючи витрати, прибутковість, ризики та сталий розвиток. Цей аналіз допомагає приймати обґрунтовані рішення з інвестування в родовище та забезпечує успішний та стійкий розвиток галузі видобутку природних ресурсів.

Подане дослідження поєднує два методи: кластеризація родовищ за допомогою алгоритмів машинного навчання та побудови регресійної моделі для прогнозування собівартості та економічної ефективності нафтогазового родовища. Кластеризація родовищ є основним завданням цього дослідження, оскільки включає низку інших фундаментальних завдань, наприклад, визначення кластеру родовища за технічними параметрами.

Кластеризацією можна назвати завдання розміщення вхідних образів за категоріями чи, інакше кажучи, кластерами, так щоб близькі вектори (подібні образи) опинилися в одній категорії. Відмінністю у завданні кластеризації від схожого завдання класифікації у тому, що набір категорій спочатку не заданий, а визначається під час навчання нейронної мережі [3].

Кластеризація застосовується для вирішення багатьох прикладних завдань: від сегментації зображень до економічного прогнозування. Цілі кластеризації можуть бути різними залежно від особливостей конкретного завдання:

Зрозуміти структуру безлічі об'єктів, розбивши його на групи схожих об'єктів. Спростити подальше оброблення даних та прийняття рішень, працюючи з кожним кластером окремо;

Скоротити обсяг даних, що зберігаються у разі надвеликої вибірки, залишивши по одному найбільш типовому представнику від кожного кластера;

Виділити нетипові об'єкти, які не підходять ні до одного з кластерів. Це завдання називають однокласовою класифікацією, виявленням нетиповості або новизни [3].

У першому випадку число кластерів намагаються зробити менше. У другому випадку важливіше забезпечити високий ступінь схожості об'єктів всередині кожного кластера, а кластерів може бути скільки завгодно. У третьому випадку найбільший інтерес становлять окремі об'єкти, які не вписуються в жоден з кластерів.

Об'єкт відноситься до кластера, якщо відстань від об'єкта до центра кластера менша за радіус кластера. Якщо ця умова не виконується для двох та більше кластерів, об'єкт є спірним. Неоднозначність даного завдання може бути усунена експертом або аналітиком [4].

Штучним нейронним мережам (ШНС) з кожним днем знаходять нове застосування. Вони являють собою набори елементарних нейроподібних перетворювачів інформації (нейронів), з'єднаних з іншим каналами обміну інформації для їхньої спільної роботи. Ці мережі здатні обробляти велику кількість даних з високою швидкістю. Для побудови нейронної мережі необхідно підготувати набори даних, які будуть застосовуватися для вирішення поставлених проблем. Після збору даних відбувається навчання нейронної мережі, де уточнюються значення вагових коефіцієнтів для окремих вузлів на основі поступового збільшення обсягу вхідної та вихідної інформації. Навчання відбувається доти, доки помилка не досягне прийнятно низького рівня. Потім проводиться тестування отриманої моделі ШНС на незалежних прикладах [5].

Для створення моделі ШНС застосовано показники із 15 свердловин. Основним завданням моделі є визначення кластеру нового родовища. Умовні позначення:  $x$  – для екзогенних (розвіданих факторів),  $y$  – для фактичних розрахованих даних вартості. Таблиця з вхідними даними ( $x$ ) для навчання нейронної мережі подано на рис. 1.

Вихідним параметром (передбачуваним) постає номер кластеру.

Створення моделі ШНС здійснювалося у програмному забезпеченні STATISTICA. Аналіз результатів показав, що збудована ШНС характеризується високою якістю навчання [4].

За результатами ШНС нові родовища розподілено за кластерами. На собівартість будь-якого родовища впливають деякі фактори. Оцінити результати їх дії можливо методами статистики, основу яких становлять побудова і аналіз відповідної математичної моделі.

Отже, побудуємо регресійну модель та обчислимо такі параметри ( $Y$ ): орієнтовна вартість буд. Свердловини без ПДВ, орієнтовна вартість буд. свердловини з урахуванням ПДВ, прибуток, собівартість будівництва свердловини, вартість 1 м проникнення без ПДВ, вартість 1 м проникнення з урахуванням ПДВ.

У регресійній залежності часто застосовують прості залежності, що не потребують складних розрахунків,

які можна легко економічно інтерпретувати. Практичне застосування регресійного аналізу ґрунтується на тому, що рівняння лінійної регресії висловлює залежність між показниками навіть тоді, коли вони виявляються складнішими і потребують значних розрахунків [4].

Застосування регресійного аналізу дає можливість вирішувати різні завдання в галузі прогнозування. Прогнозні значення розраховуються шляхом підстановки рівняння регресії параметрів значень пояснюючих змінних. Головна мета регресійного аналізу – це ідентифікація рівняння регресії, включаючи статистичну оцінку її параметрів [5].

Отримані дані в результаті побудови регресійної моделі наведено в табл. 1-2.

Виходячи з отриманих розрахунків, можна стверджувати, що обирати треба ту свердловину, для якої відношення прогнозу загальної вартості розроблення до розвіданих запасів є мінімальним.

За навчальною вибіркою, для якої відомо ці показники, перевірено точність прогнозу: похибка не перевищила 5 %. Проведено розрахунки для розвіданих свердловин, але таких, де невідомі економічні показники.

Родовище	Найвища товщина нафтоносних утворень (м)	Найбільша товщина нафтоносних утворень (м)	Газовий фактор (м <sup>3</sup> /м <sup>3</sup> )	Температура пластів (°C)	Пористість %	Проникність	Вміст нафти та газу у пласті	Глибина залягання (м)	Дебіт води (м <sup>3</sup> /сут)	Дебіт нафти (м <sup>3</sup> /сут)	Дебіт газу (м <sup>3</sup> /сут)	Обсяг видобутої нафти (тис. барелів)	Обсяг видобутого газу (тис. м <sup>3</sup> )	Проекційна глибина свердловини (м)
Східно-Чорноморське	40	70	750	90	23	3	2	2000	2400	4000	880	600	5800	6000
Середнеруське	40	65	720	88	22	3	3	1700	2200	3800	880	560	6200	5600
Північне	25	45	550	75	19	2	1	1400	1800	2800	750	410	4000	4000
Північно-Карське	15	40	500	70	16	1	0	1200	1400	2400	600	360	3600	3600
Тимано-Печорське	20	45	560	78	18	2	1	1300	1600	2600	700	390	3900	3900
Південно-Арктичне	20	45	550	75	18	2	2	1400	1800	2800	750	410	4000	4000
Західно-Сибірська	20	50	600	80	18	2	2	1500	2000	3000	800	450	6000	4500
Південний Каспій	30	60	700	85	21	3	2	1800	2200	3500	950	520	5000	5000
Прикаспійське	35	55	600	80	20	2	1	1600	1700	3200	700	470	4800	4800
Південно-Сахалінське	30	55	680	75	22	3	2	1700	1900	3300	800	490	4900	4900
Західне	25	50	620	82	19	2	2	1500	2000	3000	800	450	4500	4500
Камчатско-Курильське	35	60	700	85	21	3	1	1800	2200	3500	950	520	5000	5000
Центрально-Сибірське	30	55	650	80	20	2	2	1600	1900	3200	850	470	5700	4800
Уральське	25	50	600	82	19	2	2	1300	1600	3000	700	450	4100	4500
Східно-Сибірське	35	60	680	85	21	1	2	1500	2100	3500	800	520	5800	5000

Рис. 1. Вхідні дані ( $x$ ) для навчання нейронної мережі

Таблиця 1 – Приклад оцінювання економічних показників свердловини

Південно-Уральське	Факт	Прогноз	Відхилення	%
Орієнтовна вартість буд. свердловини без ПДВ (тис. дол.)	750	867,62	-117,62	15,68
Орієнтовна вартість буд. свердловини з урахуванням ПДВ (тис. дол.)	880	1056,796	-176,796	20,09
Прибуток (тис. дол.)	180	193,69	-13,69	7,61
Собівартість будівництва свердловини (тис. дол.)	720	970,15	-250,15	34,74
Вартість 1 м проникнення без ПДВ (дол.)	780	1054,615	-274,615	35,21
Вартість 1 м проникнення з урахуванням ПДВ (дол.)	1100	1080,5019	19,4981	-1,77

Таблиця 2 – Приклад визначення економічних показників

Родовище 2	Факт	Прогноз	Відхилення	%
Орієнтовна вартість буд. свердловини без ПДВ (тис. дол.)	800	917,51	-117,51	14,69
Орієнтовна вартість буд. свердловини з урахуванням ПДВ (тис.)	950	1097,406	-147,406	15,52
Прибуток (тис. дол.)	200	253,8	-53,8	26,90
Собівартість будівництва свердловини (тис. дол.)	780	910,106	-130,106	16,68
Вартість 1 м проникнення без ПДВ (дол.)	850	985,6	-135,6	15,95
Вартість 1 м проникнення з урахуванням ПДВ (дол.)	1200	1280,9066	-80,9066	6,74

За розрахованими значеннями вартості розроблення свердловини розраховано фактор ефективності як часткове відділення прогнозованої вартості розроблення на розвідані запаси. За формулою:

$$\Phi_e = \frac{\sum_{i=1}^n \left( \frac{x_i}{(V_n + V_r)} \right)}{n}$$

де  $x_i$  – параметр вартості розроблення;  $V_n$  – обсяг видобутої нафти;  $V_r$  – обсяг видобутого газу;  $n$  – загальна кількість параметрів.

У дослідженні проведено класифікацію родовищ на основі нейронної мережі та побудовано моделі для розрахунку параметрів вартості розроблення, застосовуючи метод регресії. Результати дослідження наведено у табл. 3.

За результатами значення фактору ефективності рекомендовано до розроблення те розвідане родо-

вище, в якого цей показник виявився найменшим. В нашому випадку, доцільно починати розроблення з родовища 3.

### ВИСНОВКИ

Проведене дослідження показало, що:

Кластерний аналіз дає змогу розподілити нафтогазові родовища в однорідні групи.

Регресійний аналіз залежностей економічних показників розроблення родовища від технічних розвіданих параметрів родовища із застосуванням нейронних мереж забезпечує високу точність апроксимації.

Поєднання кластеризації з регресійним аналізом дає можливість наперед визначити найбільш економічно ефективно родовище за критерієм відношення прогнозованої вартості розроблення до розвіданих запасів.

Таблиця 3 – Розрахунок економічних показників для розвіданих родовищ

Параметри вартості розроблення	Родовище 1	Родовище 2	Родовище 3
Орієнтовна вартість буд. свердловини без ПДВ (тис. дол.)	3469,99	3692,54	3665,77
Орієнтовна вартість буд. свердловини з урахуванням ПДВ (тис. дол.)	4385,326	4670,126	4631,086
Прибуток (тис. дол.)	1120,7	1203,99	1208,93
Собівартість будівництва свердловини (тис. дол.)	5032,8	5437,046	5448,99
Вартість 1 м проникнення без ПДВ (дол.)	5254,65	5663,115	5660,55
Вартість 1 м проникнення з урахуванням ПДВ (дол.)	1982,874	2098,125	2180,6165
Обсяг видобутої нафти ( $V_n$ )	400	450	500
Обсяг видобутого газу ( $V_r$ )	5000	5500	6000
<b>Фактор ефективності (<math>\Phi_e</math>)</b>	<b>0,66</b>	<b>0,64</b>	<b>0,58</b>

### Список використаних джерел

1. Грабовецький Б.Е. Економічне прогнозування і планування. Київ, 2003.
2. Субботін С.О. Нейронні мережі : теорія та практика. Житомир, 2020. 184 с.
3. Пістунів І.М., Антонюк О.П., Турчанінова І.Ю. Кластерний аналіз в економіці. Дніпропетровськ, 2008. 84 с.
4. Пістунів І.М. Нейронні сітки та їх застосування. Дніпро, 2024. 28 с.
5. Пістунів І.М., Антонюк О.П. Нейромережеві технології економіки та фінансах з розрахунками на комп'ютері. Дніпро, 2014. 125 с.

### References

1. Hrabovetskyi B.E. Economic forecasting and planning. Kyiv, 2003. (in Ukrainian).
2. Subbotin S.O. Neural networks: theory and practice. Zhytomyr, 2020. 184 p. (in Ukrainian).
3. Pistunov I.M., Antoniuk O.P., Turchaninova I.Yu. Cluster analysis in economics. Dnipropetrovsk, 2008. 84 p. (in Ukrainian).
4. Pistunov I.M. Neural networks and their application. Dnipro, 2024. 28 p. (in Ukrainian).
5. Pistunov I.M., Antoniuk O.P. Neural network technologies for economics and finance with computer calculations. Dnipro, 2014. 125 p. (in Ukrainian).

**Ihor PISTUNOV**

Doctor of Engineering, Professor, Dnipro University of Technology

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9041-8368>

e-mail: [pistunovi@gmail.com](mailto:pistunovi@gmail.com)

**Yelyzaveta HOROBETS**

student, Dnipro University of Technology

ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-7651-0620>

e-mail: [horobets.y.y@nmu.one](mailto:horobets.y.y@nmu.one)

## ECONOMIC JUSTIFICATION OF THE CHOICE OF DEVELOPMENT OF AN EXPLORED OIL AND GAS FIELD

The paper presents a study that combines two methods: clustering of fields using machine learning algorithms and building a regression model for forecasting the cost and economic efficiency of an oil and gas field. In the course of this study, a neural network of direct propagation was developed, which is used to forecast the cost of developing wells in oil and gas fields, taking into account all technical parameters. The resulting neural network, formed on the basis of algorithms of input data, forms output signals when any set of input signals of the training set is applied to the input of the network. The resulting neural network expresses patterns that are present in the input data. This network turns out to be the functional equivalent of some model of dependencies between variables. Indicators of 15 wells were used to create the ANN model. The main task of the model is to determine the cluster of a new deposit. Conventional designations ( $x$  - for exogenous (explored factors and  $y$  - for actual calculated cost data). Input data ( $x$ ) for neural network training were: The smallest thickness of oil-bearing formations; The largest thickness of oil-bearing formations; Gas factor; Reservoir temperature; Porosity; Permeability; Oil and gas content in the formation; Occurrence depth; Water flow rate; Oil flow rate; Gas flow rate; Volume of extracted oil; Volume of extracted gas; Design depth of the well. After dividing the educational sample into classes, a model of the dependence of the following factors on the input was created for each cluster: Approximate cost of well construction without VAT (thousands of dollars); Estimated cost of well construction including VAT (thousands of dollars); Profit (thousands of dollars); Cost of well construction (thousands of dollars); The cost of 1 m of penetration without VAT (dollars); The cost of 1 m of penetration including VAT (dollars). Data, on the training sample for which these indicators were known, the accuracy of the forecast was checked. The error did not exceed 5%. Then, calculations were made for explored wells, but those where the economic indicators are unknown. Based on the calculated well development cost values, the efficiency factor was calculated as a fraction of the predicted development cost divided by the explored reserves. And it is recommended for development that explored field, which has the lowest indicator.

**Keywords:** clustering, classification, cost, regression, forecast