

ГІБРИДНА ТЕХНОЛОГІЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ НЕТРАДИЦІЙНИХ ПОКЛАДІВ ВУГЛЕВОДНІВ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ ТА ВІЗУАЛІЗАЦІЇ ДАНИХ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ КАПІТАЛІЗАЦІЇ ВІТЧИЗНЯНИХ НАФТОГАЗОВИХ КОМПАНІЙ

КРАСНЮК Максим Тарасович - кандидат економічних наук, доцент кафедри Інформаційних систем в економіці Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана

УДК 338.984:330.4

Нетрадиционные залежи нефти и газа считаются одним из самых перспективных направлений развития минерально-сырьевой базы. Для такого типа залежей не работают стандартные методы выделения коллектора и оценки его параметров.

В статье предложена технология идентификации аномально - залегающих (нетрадиционных) залежей углеводородов в процессе интеллектуального анализа данных геофизики скважин.

Для решения вышеуказанной задачи предложена гибридная технология использования модернизированных алгоритмов кластерного анализа и методов 3D визуализации.

Дополнительное внимание уделено методологии объективизации результатов кластеризации при идентификации аномальных залежей углеводородов и решению задачи построения поверхности, разграничивает идентифицированные объекты (пласты) в многомерном пространстве.

Ключові слова: кластерний аналіз, візуалізація багатомірних даних, інтелектуальний аналіз даних, гібридна технологія, нетрадиційний поклад, вуглеводні.

Основними причинами стагнації обсягів видобутку газу і нафти в Україні слід вважати: виснаження запасів більшості родовищ внаслідок довготривалої їх експлуатації (по нафті виснаженість складає 70%, а по газу на 65%), а нові, які вводяться в експлуатацію, знаходяться на глибинах 3,5-5,0 км з пластовими тисками до 600 атм.; відсутність жод-

ного відкриття за останні 5 років не тільки великого, а хоча б середнього по запасам родовища (10-30 млн. тонн умовного палива), які б могли компенсувати падіння видобутку на старих родовищах; погіршення структури залишкових видобувних запасів.

Зрозуміло, що в першу чергу видобувалися легкі, більш доступні запаси, в зв'язку з чим постійно збільшувалася доля важко видобувних (56,4% запасів нафти та 12,1% газу є важко видобувними ресурсами).

На стагнацію обсягів видобутку звичайно впливають специфічні локальні особливості видобутку вуглеводнів в Україні:

- для свердловин характерні малий дебіт, обводненість, відкладення піщаних і сольових пробок на вибоях;

- вплив на продуктивність тиску у системах збору, транспорту газу, необхідність 2-х ступеневого компресування газу для подачі споживачам;

- врахування специфіки кожного родовища (різний конденсатний фактор, наявність сірководню і вуглекислого газу та інше).

Ситуація ускладнюється і тим, що при постійному погіршенні структури запасів на старих родовищах, щорічне введення в експлуатацію нових, невеликих за запасами родовищ, не може компенсувати природне падіння видобутку на старих родовищах. Світова практика засвідчує, що великі родовища забезпечують 60-80 % всього видобутку.

Враховуючи вищенаведене, та зважаючи на те, що ступінь вивченості нафтогазоносних басейнів України надзвичайно високий – ви-

явлення значних за запасами нових та економічно-обґрунтованих покладів вуглеводнів в цих умовах із затосуванням класичних підходів – надзвичайно складне завдання.

Тому актуальним є застосування гібридних методів інтелектуального аналізу геолого-геофізичних та геолого-економічних даних з метою ідентифікації на попередньо-досліджених потенційних площах (родовищах) нетрадиційних (аномальних) покладів вуглеводнів.

Нетрадиційні поклади нафти і газу вважаються одним з найперспективніших напрямків розвитку мінерально-сировинної бази. Нетрадиційні об'єкти передбачають детекцію магматичної породи (граніт і гранодіорит) із виключно тріщинуватою пористістю. Для даного об'єкта не працюють стандартні методи виділення колектора й оцінки його параметрів. Саме тому актуальною є технологія гібридного застосування тривимірної візуалізації даних та кластеризації для інтелектуального аналізу даних геофізики в свердловинах.

Треба відмітити, що задача пошуку аномалій в даних наразі є провідною серед патернів інтелектуального аналізу даних з погляду на швидкість отримання результатів та їх економічний ефект.

Практично всі методи кластеризації характеризуються високою обчислювальною складністю й чутливістю до точності завдання апріорної інформації про кількість кластерів або максимально припустимому розмірі кластера, про передбачувану структуру кластерів. При вирішенні практичних завдань, що включають у себе використання результатів кластеризації, така інформація найчастіше недоступна, а формальних методик подолання апріорної невизначеності з метою визначення параметрів алгоритмів кластеризації на сьогоднішній день недостатньо розроблене.

Це призводить до того, що залежно від обраних алгоритмів і параметрів кластеризації, результати кластерного аналізу можуть суттєво різнитися. Існують дві основні проблеми при рішенні завдань кластеризації: визначення числа кластерів і одержання стійкого результату, що звичайно пов'язане з випадковим характером вибору, як кількості

кластерів, так і початкового розподілу їх центрів. Проміжною метою було одержання більш стійкого результату кластеризації, як відносно кількості кластерів, так і формування множини об'єктів, що належать одному кластеру.

Отже, у використанні кластерного аналізу є деталі, які проявляються в окремих конкретних випадках. Наприклад, роль масштабу ознак може бути мінімальною, а може бути й домінуючою в ряді випадків. У таких випадках необхідно використовувати перетворення змінних.

Серед опублікованих останнім часом робіт із застосування кластерного аналізу найбільший інтерес представляють роботи закордонних авторів, що пропонують модифікації відомих алгоритмів з метою підвищення швидкості роботи й стійкості результатів алгоритмів кластеризації. У роботах Moore A.W., Gray A.G., Pelleg D., Wong W.K. пропонуються алгоритми, налаштовані на роботу з більшим обсягом даних, у роботі Cuevas A., Febrero M., Fraiman R. пропонується новий спосіб оцінки невідомої заздалегідь кількості кластерів.

Для вирішення поставленої задачі апробовано та рекомендуються наступні два алгоритми стійкої кластеризації геофізичних даних: модернізований алгоритм CFF та модернізований алгоритм k-середніх.

Модернізований алгоритм кластеризації CFF – алгоритм, створений для вирішення проблеми кластеризації зашумлених даних (наявність природних та/або штучних завпад при реєстрації даних геофізичних досліджень свердловин) і визначення в процесі кластеризації невідомого заздалегідь числа кластерів складної форми. Алгоритм складається із двох частин.

1. Виконується вибір підмножини даних, розташованих у областях з високою щільністю точок шляхом оцінки щільності розподілу в кожній із точок з використанням ядерних непараметричних оцінок щільності;

2. Виконується безпосередньо процес кластеризації шляхом побудови графа, вершинами якого є відібрані на першому кроці точки X_i , причому, точки X_i і X_j з'єднані разом тільки якщо евклідова відстань між ними не перевищує граничного значення ε .

У ситуації, коли важливо оцінити якість кластеризації (зокрема при прийнятті рішень про інвестування у розробку виявленого продуктивного покладу) та наявністю кластерів складної форми, саме модернізований алгоритм k-середніх дозволяє виконати кластеризацію на оптимальну кількість кластерів. Таким чином, алгоритм вирішує два завдання. Перша – визначення найбільш імовірної кількості кластерів (у заданому діапазоні). Друга – одержання більш стійкого результату кластеризації, тому що багаторазове повторення знижує вплив випадкового розподілу початкових центрів.

Алгоритм складається із двох кроків

1. Обчислюється найбільш імовірна (у частотнім відношенні) кількість кластерів за допомогою модифікації алгоритму K-середніх.

2. Проводиться процес багаторазового повторення кластеризації по алгоритму K-середніх для одержання стійкого результату розбивки вихідної множини об'єктів на оптимальне число кластерів шляхом оцінки ймовірності розподілу. Після завершення процесу для кожного спостереження обчислюється найбільш імовірний кластер, тобто кластер, у який дане спостереження було віднесено найбільше число раз. Таким чином, у результаті виходить не тільки поділ на кластери, але й характеристика кластеризації – ймовірність віднесення кожного об'єкта (спостереження) до свого кластера. Поряд з візуалізацією поділу на кластери може бути представлена візуалізація ймовірностей віднесення до кластерів.

Враховуючи специфіку предметної області, необхідно приділити велику увагу оцінці результатів кластеризації при видаленні аномальних покладів вуглеводнів.

Етап аналізу результатів кластеризації передбачав одержання відповіді на такі питання:

- чи не є отримана розбивка на кластери випадковою?
- чи є розбивка на кластери надійною і стабільною на підвиборках даних?
- чи існує взаємозв'язок між результатами кластеризації й змінними, які не брали участь у процесі кластеризації?
- чи можна інтерпретувати отримані результати кластеризації?

Оцінка якості кластеризації може бути проведена на основі наступних процедур:

- ручна перевірка;
- аналіз результатів кластеризації, отриманих на певних вибірках набору даних;
- поведінка кластеризації при видаленні деяких спостережень;
- поведінка кластеризації при зміні порядку спостережень у наборі даних;
- кросперевірка;
- створення й порівняння кластерів з використанням різних методів. Різні методи кластеризації можуть створювати різні кластери, і це є нормальним явищем. Однак створення схожих кластерів різними методами може вказувати на більшу ймовірність самостійного існування ідентифікованих структур.

Важливо помітити, що вкрай бажано передбачити в процедурі кластеризації імовірнісний елемент, тобто вказати довірчі ймовірності й довірчі інтервали для числа кластерів залежно від числа ознак (атрибутів).

Існує множина індексів кількісної оцінки якості кластеризації, наприклад, індекси Bezdek, Dunn, Xie-Beni, Davies-Bouldin, Gath-Geva. Більшість цих індексів звичайно неявно допускають, що точки даних мають постійну щільність у кластерах. Однак, це не притаманно предметній області даного дослідження.

Незважаючи на те, що кластерний аналіз є ефективним і зручним інструментом класифікації, а також досить розповсюджений у практичних дослідженнях, актуальним завданням є дослідження можливості гібридного його використання в інтелектуальному аналізі даних нафтогазових компаній в ускладнених геолого-геофізичних та геолого-економічних умовах України для вирішення прикладної задачі – ідентифікація нетрадиційних покладів вуглеводнів на перспективних площах та родовищах.

Тому, поряд з розробкою математичного апарата кластеризації, важливе значення мають засоби представлення результатів кластерного аналізу й оцінки вірогідності цих результатів. Сучасні програмні пакети, надають широкий спектр графічних інструментів для аналізу результатів кластерного аналізу. На практиці, найбільш наочним, є представлен-

ня отриманих кластерів в осях спеціальних змінних, у яких «вдалість» отриманої класифікації можна оцінити візуально.

Під візуалізацією даних ми розуміємо такий спосіб представлення багатомірного розподілу даних, при якому, принаймні, якісно відображені основні закономірності, властиві вихідному розподілу – його кластерна структура, топологічні особливості, внутрішні залежності між ознаками, інформація про розташування даних у вихідному просторі. У якості основних застосувань методів візуалізації можна назвати наступні:

- наочне представлення геометричної метаморфози даних;
- лаконічний опис внутрішніх закономірностей, укладених у наборі даних;
- стиснення інформації, укладеної в даних;
- відновлення пробілів у даних;
- вирішення завдання прогнозу й побудови регресійних залежностей між ознаками.

Візуалізація є одним з ключових алгоритмів в інтелектуальному аналізі та комплексній інтерпретації накопичених даних геофізики. Для вирішення поставленої задачі ідентифікації аномальних покладів виникає потреба графічного представлення даних значно більш високої роздільної здатності.

Вітчизняні нафтогазовидобувні компанії застосовують наступні методи реєстрації даних геофізики в свердловинах з метою виділення класичних (структурних) покладів вуглеводнів: Кавернометрія, Інтегральні і спектрометричні ГК, Нейтронний каротаж, Літогустинний каротаж ГГКП і ФЕП, Акустичний каротаж АК, Питомий електричний опір БК.

Зазначемо, що головними методами, які дозволяють виділяти аномальні зони – це КПКПТ і ГГКП. Високі значення пористості (більш 0.04) і низькі щільності (менше 2.4) дозволяють виявляти зони розущільнення. ФЕП допомагає виявляти зони, піддані вторинній мінералізації, заповнені важкими металами. ГК, SGK прямо не вирішують поставленого завдання, допомагають при поділі порід петротипи. БК малоінформативний для детального аналізу, дозволяє виявляти тільки великомасштабні аномальні зони. АК дозволяє визначати структуру великих порушених зон.

Позадачний інтелектуальний аналіз даних методів геофізики не дозволяє виділяти нові перспективні інтервали в умовах відсутності структурної будови (пастки), однак, сукупність методів та гібридизація алгоритмів ІАД дозволяє нам виділити аномальні зони з високою ймовірністю.

Отже, ставиться завдання виділення перспективних інтервалів з комплексу даних комплексування методів геофізики в свердловинах. Перспективними є аномальні зони (зони дроблення, розлами, тріщинні зони, зони брекчій і т.д.), що характеризуються підвищеною пористістю й зниженою щільністю. Одночасно вони характеризуються підвищеною величиною інтервального часу пробігу поздовжньої хвилі, зниженим опором, зниженими значеннями фотоелектричного параметра (ФЕП). Вони можуть бути частково заповнені вторинними мінералами (глинами, цеолітами), що не знижують загальну проникність. Аномальні зони можуть бути заповнені кварцом, польовими шпатами й іншими вторинними мінералами й бути непроникними. Ця обставина виділяється підвищеними значеннями ФЕП (якщо такий каротаж проведений). Тоді вони не є перспективними.

На підставі попереднього аналізу первинних даних, відомо, що апертура (розкриття) продуктивних тріщин не перевищує 1 мм. При різниці тисків 2-3МПа така тріщина може давати 50-100м³ нафти в добу. У той же час, така тріщина жодним зі стандартних каротажних методів не виділяється. Застосування візуалізації та кластеризації до сукупності даних всіх проведених методів каротажу виділяють аномальні інтервали (зони дроблення, розлами, тріщинні зони, порушення, зони брекчій і т.д.), у яких можуть перебувати проникні зони. На рис. 1 наведені приклади каротажних діаграм (кавернограма, діаграми вимірів пористості, щільності, акустичного каротажу, електричного каротажу, ГК) для однієї зі свердловин.

Запропоновані підходи до тривимірної візуалізації показують, що аномальні по пористості об'єкти, які й уміщують породи (граніти) розділяються (принаймні, частково) у тривимірному просторі. На рис. 2 представлений тривимірний кросплат, на осях від-

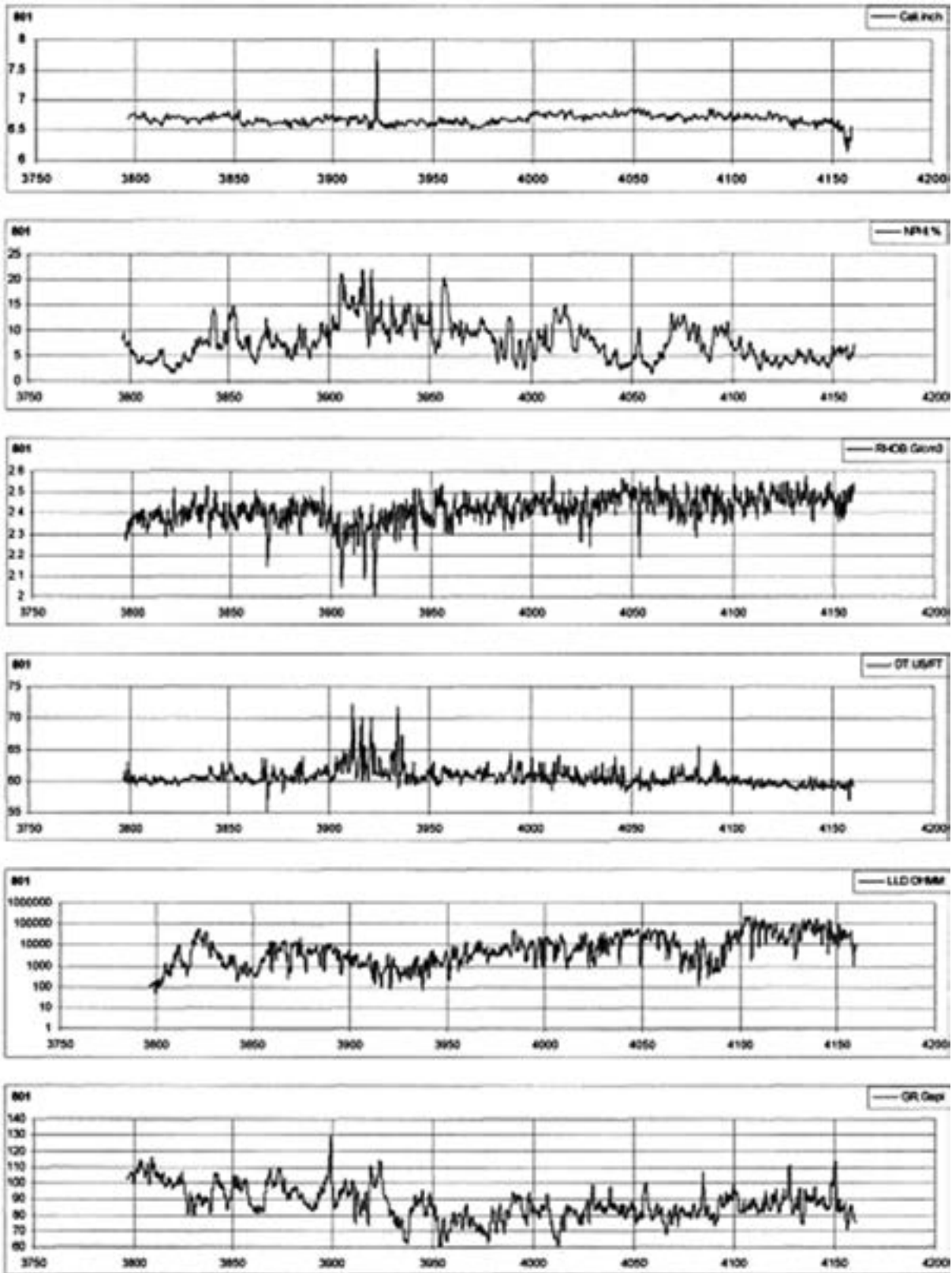


Рис. 1. Приклад каротажних діаграм

значені наступні параметри: ФЕП, щільність, пористість (синім кольором виділена вміщуюча порода, червоним – аномальний об'єкт).

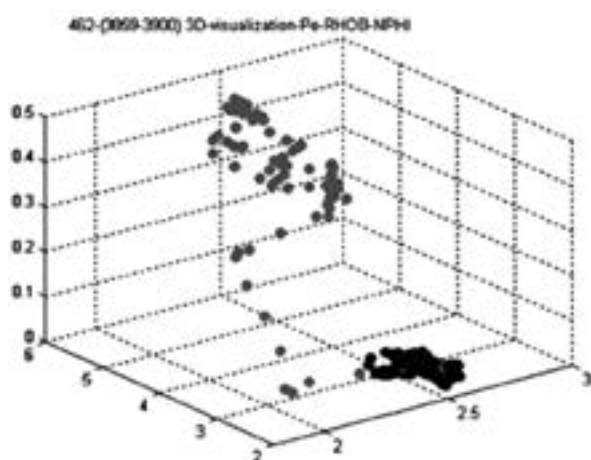


Рис. 2. Тривимірна візуалізація аномального інтервалу (синім кольором виділена вміщуюча порода, червоним – аномальний об'єкт).

Така 3D візуалізація наводить на думку, що можна використовувати математичний апарат кластеризації для коректного розмежування цих об'єктів.

На рис. 3 представлені дані каротажу по одній зі свердловин родовища. Побудований тривимірний кросплат у середовищі MATLAB, координатами якого є щільність, пористість і ФЕП: зеленим відзначена пуста порода, червоним виділений аномальний інтервал.

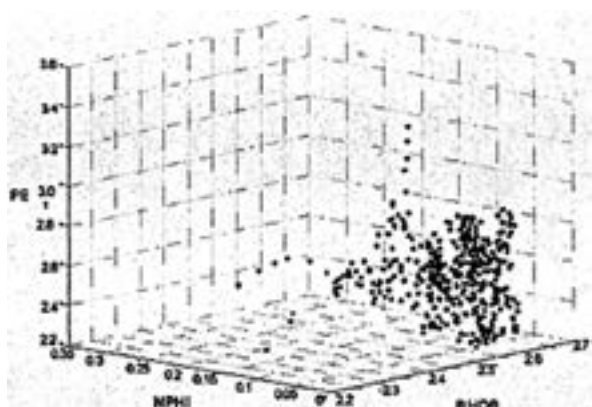


Рис. 3. Тривимірний кросплат: візуалізація аномального інтервалу

Наступним кроком є вирішення завдання знайти поверхню, яка розмежує об'єкти в багатомірному просторі.

Математично завдання поділу двох множин точок у просторі трьох і більшого числа вимірів можна виконати декількома способами: застосування методології розпізнавання образів або затосуванням дискримінантної поверхні.

Перший варіант полягає в застосуванні ідеології розпізнавання об'єктів. Рішення завдання розпізнавання образів – визначення приналежності об'єкта або їх набору до однієї із заданих груп. У геометричній інтерпретації під групою (образом) розуміється область в 3-х вимірному просторі, уздовж координатних осей якого відкладені значення ознак. Об'єкт — точка в 3-х вимірному просторі. Еталонний об'єкт – це точка, про яку заздалегідь відомо до якої групи вона належить. Враховуючи зроблені визначення, завдання розпізнавання образів можна розуміти як зіставлення деякого об'єкта, щодо якого невідомо, до якої групи він відноситься, з еталонними. У цьому випадку об'єкт зрівнюється з еталонними об'єктами кожної групи й відноситься до тієї або іншої групи на основі заздалегідь обраного критерію відповідності або подоби.

Ідея другого методу – застосування дискримінуючої поверхні – полягає в побудові поверхні (площини, симплексу), відображувани об'єкти на типи. В задачі аналізу та інтерпретації даних геофізики свердловин така площина повинна бути побудована, таким чином, щоб нижче її перебували б пласти з водоносних інтервалів, а вище – нафтогазоносних. Існують різні метрики, які ми прагли б використовувати для коректного вирішення геофізичного завдання розмежування пластів: Центроїдна відстань, Медіанна відстань, Відстань, що обчислюється за принципом «далекого сусіда», Середнє арифметичне відстаней, обчислених за принципом «далекого сусіда» і за принципом «найближчого сусіда», Відстань, що обчислюється між «центром ваги» однієї множини й найбільш віддаленою від нього точкою іншої множини, Відстань, що обчислюється між «центром ваги» однієї множини й найближчої до нього точкою іншої множини. З огляду на результати тестів, впливає, що деякі метрики для вирішення поставленої задачі аналізу є не ефективними (наприклад, відстань, що об-

числюється за принципом далекого сусіда, або максимальна відстань). Результати доліжень показали, що застосування наступних метрик для аналізу даних геофізики свердловин є результативним: відстань між центрами ваги двох об'єктів або медіанна відстань.

Важливо зауважити, що усі побудови передбачають однорідність од. виміру величин по осях. Однак реально всі величини є геофізичними параметрами й мають різну роздільну здатність. Отже, математично точна побудова вимагає спочатку приведення всіх геофізичних параметрів до безрозмірного виду (наприклад, нормувати на максимальну величину), а потім введення міри (наприклад, евклідової). Ця процедура є математично вірною, але отримана побудова майже повністю втрачає геофізичну наочність та непридатна для подальшої інтерпретації.

Відповідно до вищевикладеного обчислений центр мас аномального об'єкта, обчислений центр ваги іншого об'єкта (що вміщує породи). Проведений відрізок, що з'єднує центри мас, через середину відрізка перпендикулярно йому проведена дискримінуюча площина (рис. 4). На осях відзначені наступні параметри: щільність, пористість і ФЕП (зеленим кольором виділена вміщуюча порода, червоним – аномальний об'єкт).

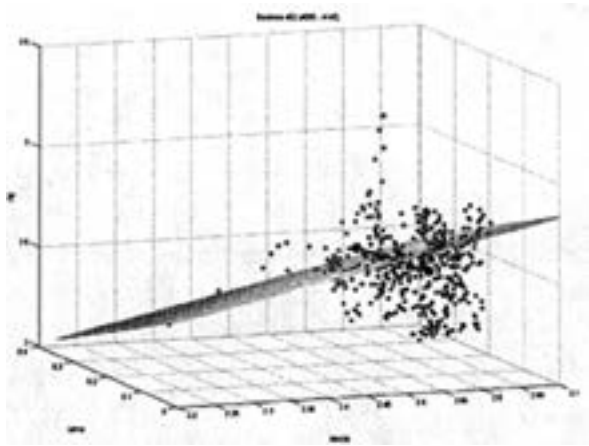


Рис. 4. Тривимірний кросспліт: візуалізація аномального інтервалу. Поділ площиною геофізичних даних

Здається, що площина не перпендикулярна відрізку, але цей ефект пов'язаний з обраною проекцією. У цьому випадку видно, що об'єкти частково перетинаються. Виходить, розділити ці об'єкти можна лише з

деякою ймовірністю правильного поділу. У цьому випадку ймовірність правильно поділу становить близько 70%.

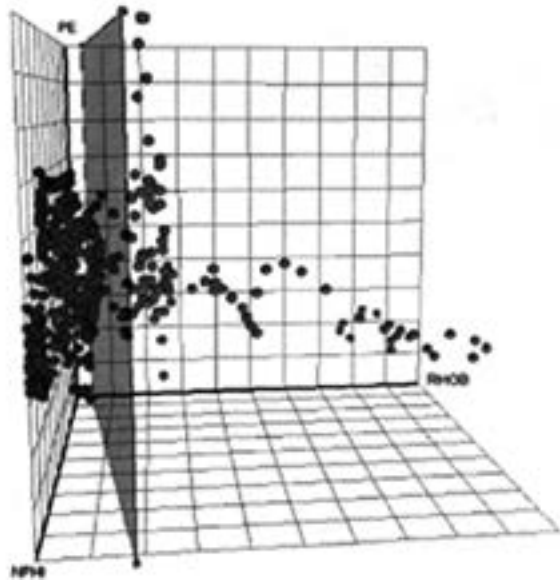


Рис. 5. Тривимірний кросспліт: візуалізація аномального

На рис. 5 представлений результат інтерпретації інтервалу однієї зі свердловин родовища згідно розробленої методики комплексної візуалізації даних каротажу. На осях відзначені наступні параметри: щільність, пористість і ФЕП. Проведена кластеризація даних каротажу – поділ даних на два кластери (аномальний інтервал вміщуючої породи).

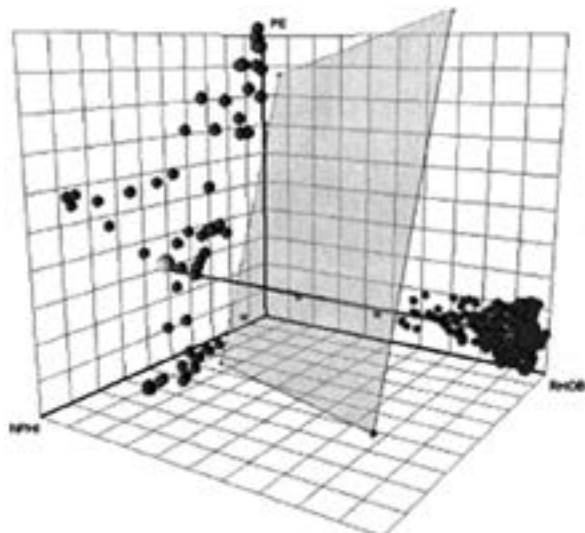


Рис. 6. Тривимірний кросспліт: візуалізація відповідного аномального інтервалу в програмі Cross3D

На рис. 6 представлений випадок, що досить рідко реалізовується на практиці: об'єкти, що представляють аномальну зону, що й уміщує породу, майже не перетинаються. На осях відзначені наступні параметри: щільність, пористість і ФЕП. Зелений кластер – вміщуюча порода, червоний кластер — аномальний об'єкт.

Завдання виділення перспективних інтервалів на тестовій перспективній площі досліджень було виконано для значні кількості пошукових та розвідувальних свердловин (для аналізу було використано дані з 20 свердловин).

Висновки

Забезпечення вітчизняних нафтогазових компаній ресурсною базою є стратегічним завданням національної економіки. Враховуючи значну вивченість території нафтогазових басейнів – резерви до нарощування ресурсного потенціалу полягають виключно через пошук нетрадиційних покладів вуглеводнів. Саме для задачу ефективного пошуку аномально-залягаючих (нетрадиційних) покладів вуглеводнів в процесі інтелектуального аналізу накопичених даних нафтогазової компанії і вирішують запропоновані та апробовані автором технології та алгоритми.

Для вирішення вищезазначеної задачі і запропонована гібридна технологія використання модернізованих алгоритмів кластерного аналізу та методів 3D візуалізації.

Вирішена супутня задача дослідження – розроблена методологія об'єктивізації результатів кластеризації при видаленні аномальних покладів вуглеводнів та вирішенню задачі побудови поверхні, яка розмежовує ідентифіковані об'єкти (пласти) в багатомірному просторі.

Література

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

2.Гафич О. І. Науково-методичні засади побудови системи динамічного аналізу невідзначеностей і ризиків нафтогазовидобувних проектів і підтримки прийняття рішень з їх

реалізації. (с. 166 – 173) НАУКОВИЙ ЖУРНАЛ «БІЗНЕС ІНФОРМ» № 8 '2013 г. (427).

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 Всеукраїнської 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 гірничо-

АНОТАЦІЯ

Нетрадиційні поклади нафти і газу вважаються одним з найперспективніших напрямків розвитку мінерально-сировинної бази. Для такого типу покладів не працюють стандартні методи виділення колектора й оцінки його параметрів.

У статті запропоновано технологію ідентифікації аномально-залегаючих (нетрадиційних) покладів вуглеводнів в процесі інтелектуального аналізу даних геофізики свердловин.

Для вирішення вищезазначеної задачі запропонована гібридна технологія використання модернізованих алгоритмів кластерного аналізу та методів 3D візуалізації.

Додаткова увага приділена методології об'єктивізації результатів кластеризації при виділенні аномальних покладів вуглеводнів та вирішенню задачі побудови поверхні, яка розмежовує ідентифіковані об'єкти (пласти) в багатомірному просторі.

SUMMARY

In the article author proposals technology for identification of abnormally - lying deposits of hydrocarbons during data mining of logging data.

For solving above-mentioned task the author present hybrid methodology of upgraded algorithms of cluster analysis and 3D visualization methods.

Additional attention is aimed to methodology for objectivization of results of clusterization during identification of of abnormally - lying deposits of hydrocarbons and to solve problem of creating surface for separating deposits in multiparameter space.

го 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.