

ПІДВИЩЕННЯ РОЗДІЛЬНОЇ ЗДАТНОСТІ МЕТОДІВ ГЕОФІЗИЧНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ СВЕРДЛОВИН ЗА ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

© О.М. Карпенко¹, Г.Л. Башкіров², О.В. Маковець¹, 2010

¹Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ, Україна

²Державне підприємство “Науканафтогаз”, Київ, Україна

It is considered the restriction of use of the natural potential logs SP during the complex pointwise interpretation of well-logging data. The ways of increase of the self-descriptiveness and resolution ability of well-logging by the use of technology of the artificial neuron networks are offered. The results of the synthetic curve SP (alpha-SP) research with the heightened differentiation are given; ways of its application are indicated – the lithologic dismemberment, estimation of clayness during the pointwise interpretation in the terrigenous types of the well profile with the silty micaceous sandstones distribution.

Keywords: well survey, terrigenous strata, geological information value, resolution, artificial neural networks, synthetic log curve.

В останні роки спостерігається підвищений інтерес до штучних нейронних мереж (ШНМ), які успішно використовують під час досліджень у різних галузях науки, і насамперед це пов'язане з можливістю моделювати дуже складні залежності. Зауважимо що ШНМ нелінійні за своєю природою і легко справляються з “прокляттям розмірності”, через яке немає можливості моделювати лінійні зв'язки за великої кількості змінних. Крім того, ШНМ прості у використанні і їх можна вчити на прикладах.

Під час розв'язання задач інтерпретації даних ГДС, як правило, точний тип зв'язку між входами і виходами невідомий. ШНМ дає змогу встановити тип зв'язку в режимі або керованого навчання, або самонавчання. ШНМ можуть розпізнавати значущі змінні, тому до аналізу включають дані, значущість яких сумнівна або невідома їхня інформативність.

Здебільшого нейронну мережу використовують, якщо невідомий точний тип зв'язків між залежними і незалежними змінними, – якби він був відомий, то можна було б моделювати зв'язок безпосередньо й описувати його функціональною залежністю. Інша суттєва особливість нейронних мереж полягає в тому, що залежність між входом і виходом встановлюють і вдосконалюють у процесі навчання мережі. Для навчання нейронних мереж застосовують алгоритми двох типів (різні типи мереж використовують різні типи навчання): кероване (“навчання з вчителем”) і некероване (“без вчителя”). Найчастіше застосовують навчання з вчителем.

Для керованого навчання мережі користувач має підготувати набір навчальних даних. Цими даними є приклади вхідних даних і відповідних їм вихідних. Мережу вчать встановлювати зв'язок

між першими і другими. Потім нейронну мережу вчать за допомогою того або іншого алгоритму керованого навчання (найвідомішим з них є метод зворотного поширення, запропонований Rumelhart et al., 1986), за якого наявні дані використовують для корегування вагових коефіцієнтів і граничних значень мережі так, щоб мінімізувати помилку прогнозу на навчальній множині. Якщо мережа навчена добре, вона набуває здатності моделювати невідому функцію, що пов'язує значення вхідних і вихідних змінних, і згодом таку мережу можна використовувати для прогнозування в ситуації, коли вихідні значення невідомі (відсутні).

ШНМ у цілому стійкі до шумів. Проте у цієї стійкості є межа – викиди, тобто “ураганні” значення деякої змінної, можуть спотворити результат навчання. У таких випадках найліпше постаратися виявити і видалити ці викиди (або видаливши відповідні спостереження, або перетворивши викиди в пропущені допустимі значення). Наприклад, у разі застосування даних геофізичних досліджень свердловин (ГДС) слід виконати попередню фільтрацію сигналів.

На цей час уже можна вважати, що в технологіях обробки та інтерпретації геофізичних даних ШНМ мають все більше і більше прихильників. Прагматичний підхід – отримання якісної корисної інформації якнайшвидше за наявності мінімуму даних у складних геолого-геофізичних умовах – доволі часто суперечить традиційним схемам інтерпретаційного процесу, коли вся послідовність дій обробки даних має ґрунтуватись на теоретичних розрахунках, детерміністських (теоретичних) або стохастичних (рівняння регресії, наприклад) моделях. Якраз тут, за відсутності надійних, стандартних інтерпретаційних моделей, для ШНМ – широке поле застосування. Практично всі великі

закордонні геофізичні компанії, які розробляють власне програмне забезпечення для інтерпретації результатів досліджень, використовують нейронмережеві технології. Найпростіша і тривіальна задача для застосування ШНМ – відновлення геофізичної інформації за іншими даними, коли за певних причин вона не була зареєстрована на ділянці досліджень [1]. У промисловій геофізиці перспективи застосування ШНМ значні, і можна вже навести низку прикладів [2–5].

Властивість ШНМ відновлювати інформацію за іншими даними можна доволі широко використовувати під час розв'язання прикладних задач промислової геофізики. Далі йтиметься про новий підхід до підвищення роздільної здатності і, навіть, інформативності каротажних кривих звичайних методів ГДС.

Метод спонтанної поляризації (ПС) входить до стандартного й типового комплексів геофізичних досліджень нафтогазових свердловин. Простота запису, численні теоретичні та прикладні розробки щодо інтерпретації даних методу ПС ускладнені чинниками, які заважають його ефективному застосуванню. Один з головних чинників – мала вертикальна роздільна здатність методу, що призводить до суттєвих обмежень стосовно його використання іншими методами ГДС за поточної комплексної інтерпретації. Більшість стандартних методів каротажу мають значно кращі характеристики вертикальної роздільної здатності. Поправки v в покази ПС за обмежену товщину пласта з урахуванням відношення товщини пласта до діаметра свердловини $\frac{h}{d_c}$ розраховані для ідеальних умов – коли товщини порід, що вміщують пласт, прямують до нескінченності, а питомі електричні опори пласта, вмісних порід, і свердловини однакові. На цей час аналітичні розв'язки задач для отримання подібних поправок мають досить обмежене практичне застосування. Розрахункові таблиці або номограми для визначення величини v , що отримані моделюванням різних ситуацій за допомогою електроінтеграторів, також розроблені лише для деяких певних геолого-геофізичних умов конкретних нафтопромислових районів [6]. Крім того, для розрахунків статичних значень амплітуди ПС слід знати пито-

вий електричний опір пласта, інколи – зони проникнення фільтрату промивної рідини в пласт [7]. Таким чином, реальний геологічний розріз уздовж стовбура нафтогазової свердловини практично не дає змоги провести уточнення та корегування зареєстрованої конфігурації кривої методу ПС у будь-якій довільно обраній точці простору.

З теорії методу [8] відомо, що в умовах теригенного розрізу нафтогазових свердловин потенціали ПС переважно формуються за рахунок дифузійно-адсорбційної складової, яку визначають за різницею концентрацій солей у свердловині та пластовій воді, відносною глинистістю породи, співвідношенням питомих електричних опорів пласта і вмісних порід (див. вище), мінеральним складом цементу. Ця спрощена характеристика впливу чинників формує геологічні завдання, які є типовими для застосування вказаного методу, а саме оцінку мінералізації пластової води, визначення коефіцієнтів об'ємної глинистості та пористості.

Розглянемо, як корелюють дані методу ПС з даними інших методів типового комплексу ГДС на прикладі свердловини нафтогазового родовища Субботіна, продуктивні відклади якого складені тонким перешаруванням глинистих і піщано-алевритових пластів і прошарків. Для зіставлення даних різних методів були виконані ретельне ув'язування та попереднє згладжування кривих із вищою роздільною здатністю за способом усереднення у вікні ковзання завширшки 1,2; 2,0 і 2,8 м (рис.1, табл.1). З типового комплексу ГДС вибрано: ГК, кавернометрію, НГК, БК, БМК, АК, мікропотенціал-зонд, 0,45 м градієнт-зонд і 0,5 м потенціал-зонд.

Згідно з даними табл. 1 і рис. 1, помітно поліпшується кореляція між кривою ПС і згладженими кривими інших методів ГДС, притому з підвищенням ступеня згладжування (збільшення ширини вікна осереднення). Це засвідчує істотніший, ніж за даними інших методів, “інтегральний” характер кривої природних потенціалів.

Під час комплексної інтерпретації даних геофізичних досліджень у відкритому стовбурі нафтогазових свердловин звичайно використовують методи з однаковою вертикальною роздільною здатністю за поточкового способу обробки. Якщо

Таблиця 1. Коефіцієнти кореляції r між даними методів ГДС (у тім числі згладжених кривих) і методу ПС, св. 1-Субботіна

Параметр	r	Параметр	r	Параметр	r
ГК	0,455	ГЗ 0,45 м	0,379	БК	-0,233
ГК (ср. 1,2 м)	0,526	ГЗ 0,45 м (ср. 1,2 м)	0,458	БК (ср. 1,2 м)	-0,347
ГК (ср. 2,0 м)	0,561	ГЗ 0,45 м (ср. 2,0 м)	0,503	БК (ср. 2,0 м)	-0,416
ГК (ср. 2,8 м)	0,567	ГЗ 0,45 м (ср. 2,8 м)	0,523	БК (ср. 2,8 м)	-0,459
НГК	-0,535	АК	0,596	БМК	-0,088
НГК (ср. 1,2 м)	-0,619	АК (ср. 1,2 м)	0,624	БМК (ср. 1,2 м)	-0,137
НГК (ср. 2,0 м)	-0,663	АК (ср. 2,0 м)	0,651	БМК (ср. 2,0 м)	-0,171
НГК (ср. 2,8 м)	-0,688	АК (ср. 2,8 м)	0,662	БМК (ср. 2,8 м)	-0,203

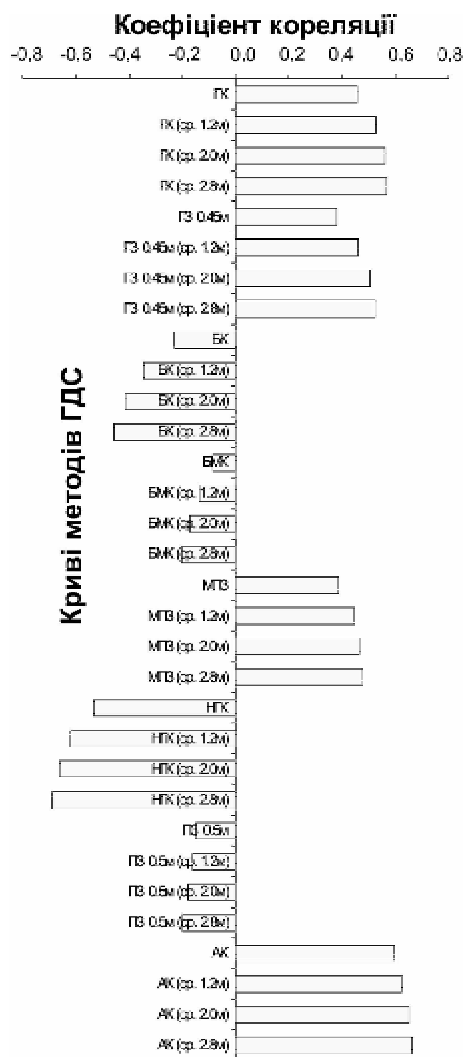


Рис. 1. Розподіл коефіцієнтів парної кореляції між даними методів ГДС (у тім числі згладжених кривих) і методу ПС в інтервалі 2580–2790 м (нафтогазове родовище Субботіна)

криві неоднакові за роздільною здатністю, то найбільш диференційовані з них фільтрують з метою приведення їх вертикальних характеристик до однакового рівня. Метод ПС, на жаль, незважаючи на його геологічну інформативність, рідко використовують під час поточної комплексної інтерпретації, оскільки він призводить до суттєвого погіршення вертикальної роздільної здатності всього комплексу.

На сьогодні завдяки використанню сучасних технологій математичної обробки даних є можливість покращити роздільну здатність методу, крім того, збільшити його геологічну інформа-

тивність. Розглянемо основні пункти такої обробки. Слід зауважити, що в основі способу створення нової, синтетичної, кривої ПС (ПС (диф) або ΔU ПС (диф) – диференційована крива) лежить технологія побудови ШНМ.

Спочатку виконуємо згладжування кривих комплексу методів ГДС з метою уніфікації даних різних методів за їх вертикальною роздільною здатністю. Далі створюємо ШНМ на основі навчання, де залежною змінною є крива ПС або α ПС, а незалежними змінними – криві методів, які визначаються переважно літологічними та ємнісними характеристиками гірських порід і мінімально – типом насичення. Перед проведенням навчання криві перевіряємо на “нормальність”, вилучаємо “ураганні” значення за правилом “трьох сігма”. Якщо розподіл вибіркового даних окремого методу суттєво відрізняється від теоретичного нормального і відповідає іншому, виконуємо процедуру трансформації значень їх логарифмуванням. Зазначимо, що нейронні мережі, як правило, краще “працюють” з нормально розподіленими величинами. В результаті попередньо проведених кореляційного і факторного аналізів вхідних змінних, відібраних для навчання нейронної мережі, були усунуті малоінформативні та дублюючі один одний чинники. До складу незалежних змінних введено параметр глибини, якій, як з’ясувалось, є досить вагомим, особливо, для вибору значних за протяжністю інтервалів розрізу свердловини (до 1 км і більше).

Отже, створена ШНМ за змістовністю несе інформацію про складні за характером зв’язки між ПС і геофізичними параметрами інших методів, в основі яких лежить спільний вплив чинників геологічного походження. Така мережа дає можливість відновити в межах інтервалу розрізу конкретної чи сусідньої свердловини каротажну криву (у цьому випадку ПС) у разі її відсутності за даними інших методів [1, 5].

Рис. 2 ілюструє дуже високий ступінь кореляції між кривими α ПС, оригінальною та розрахованою синтетичною, у тому самому інтервалі свердловини. Похибка навчання дає змогу з високою точністю відновлювати вихідну криву ПС.

Якщо замість згладжених кривих геофізичних параметрів, які використано для навчання нейронної мережі, задіяти вихідні, оригінальні (тобто не

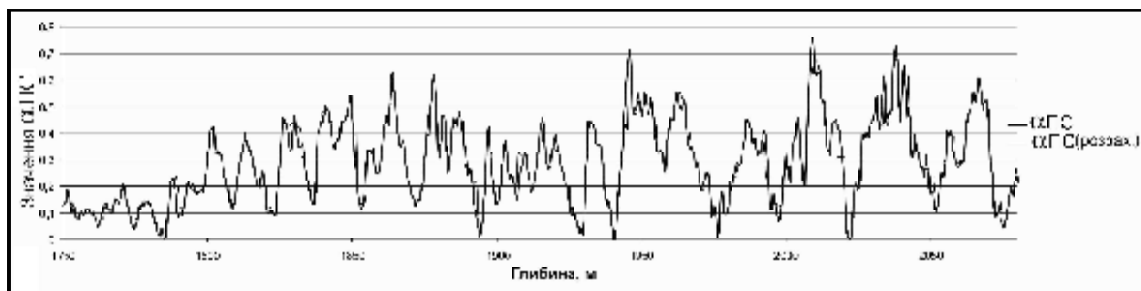


Рис. 2. Діаграми оригінальної та розрахованої синтетичної кривих α ПС на основі використання ШНМ

згладжені), то слід очікувати, що розрахована синтетична крива матиме більш диференційований характер. За морфологією вона відповідатиме сумарній (інтегральній) поведінці інших кривих, чутливіших до мікронеоднорідностей геологічної будови розрізу. Крім того, $\Delta U_{PC}(\text{диф.})$ може бути ефективно задіяна в системах комплексної інтерпретації разом з даними інших методів ГДС завдяки високій геологічній інформативності та суттєво покращеній вертикальній роздільній здатності.

В умовах теригенного розрізу родовища Субботіна у зв'язку зі значним поширенням поліміктових порід-колекторів і, відповідно, слабкою диференціацією піщано-алевритових і глинистих утворень за природною радіоактивністю різко знижується ефективність застосування гамма-каротажу для літологічного розчленування розрізу свердловини та визначення глинистості. Саме отримання кривої $\alpha PC(\text{диф.})$ із підвищеною вертикальною роздільною здатністю в подібних умовах стає одним з основних методів ГДС, який може бути ефективно використаний для вирішення геологічних завдань замість гамма-каротажу.

На рис. 3 зображено фрагмент двох кривих – вихідної αPC та розрахованої $\alpha PC(\text{диф.})$ за да-

ними кількох методів ГДС у розрізі свердловини нафтогазового родовища Субботіна. Ступінь диференціації розрахованої кривої помітно підвищився, хоча загальна конфігурація та поведінка діаграми відносно первинної збереглися (рис. 4).

Для порівняння на рис. 5 показано результати поплатової комплексної інтерпретації даних ГДС, у тім числі PC , і поточкової інтерпретації з використанням даних синтетичної диференційованої кривої $\alpha PC(\text{диф.})$. Для оцінки глинистості порід розрізу дані гамма-каротажу не використовували внаслідок малої горизонтальної диференціації і суттєвих спотворень кривої $ГК$, пов'язаних із наявністю аркозових пісковиків з підвищеним вмістом калієвих польових шпатів у розрізі. Замість кривої $ГК$ були використані дані методу PC . Мала вертикальна диференціація кривої PC порівняно з іншими методами ГДС не дає змоги виконувати поточкову комплексну інтерпретацію. Була виконана лише інтерпретація осередненої промислово-геофізичної інформації в межах окремих виділених у розрізі пластів. Як видно на рис. 5, поплатові дані (криві 4–6) суттєво відрізняються за геологічною інформативністю від поточкових (криві 7–9). За оригінальною методикою комп-

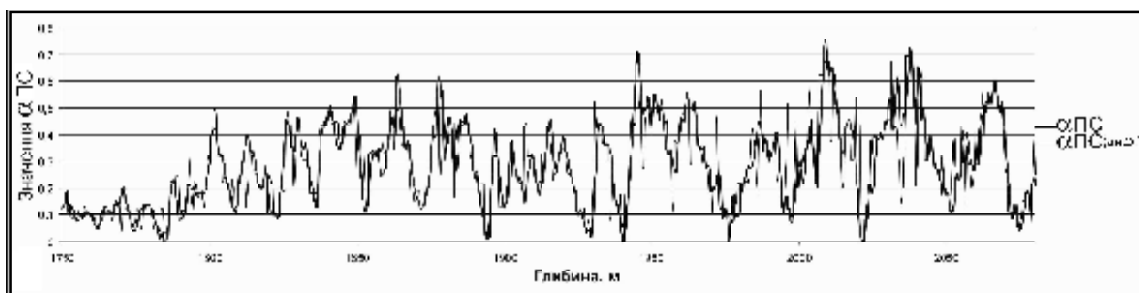


Рис. 3. Діаграми оригінальної та розрахованої диференційованої кривих $\alpha PC(\text{диф.})$ на основі використання ШНМ

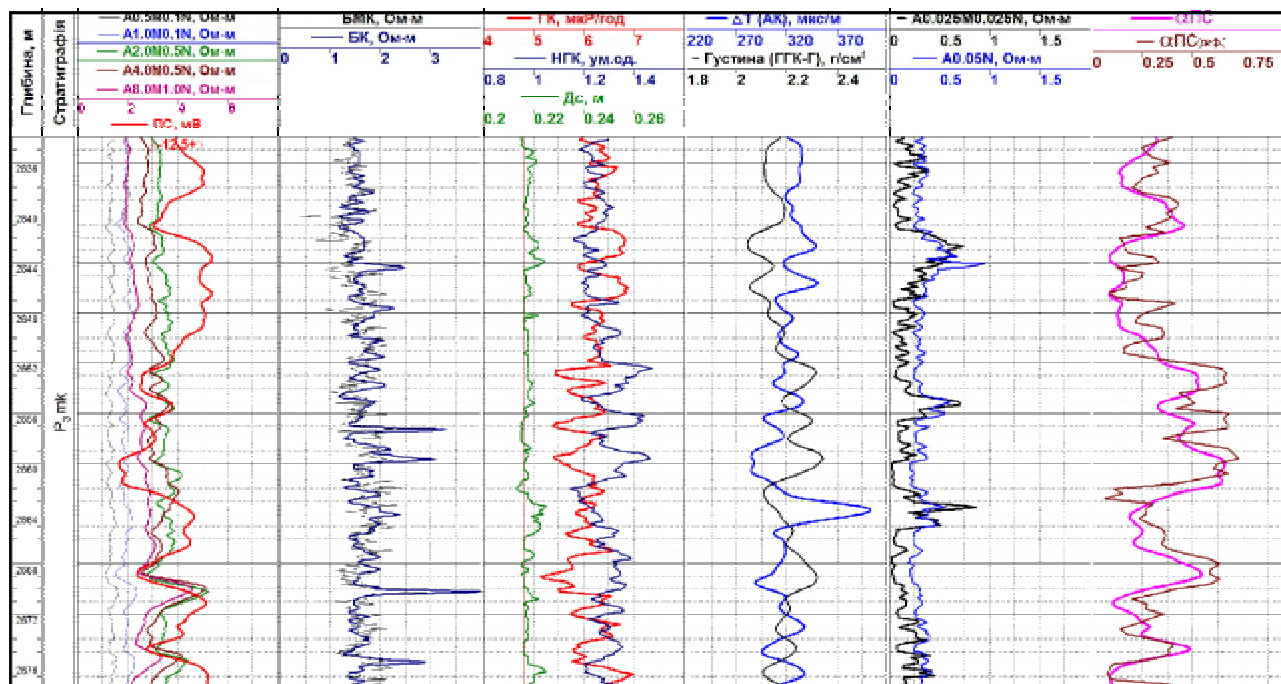


Рис. 4. Планшет каротажних діаграм комплексу ГДС з кривими PC , αPC і $\alpha PC(\text{диф.})$

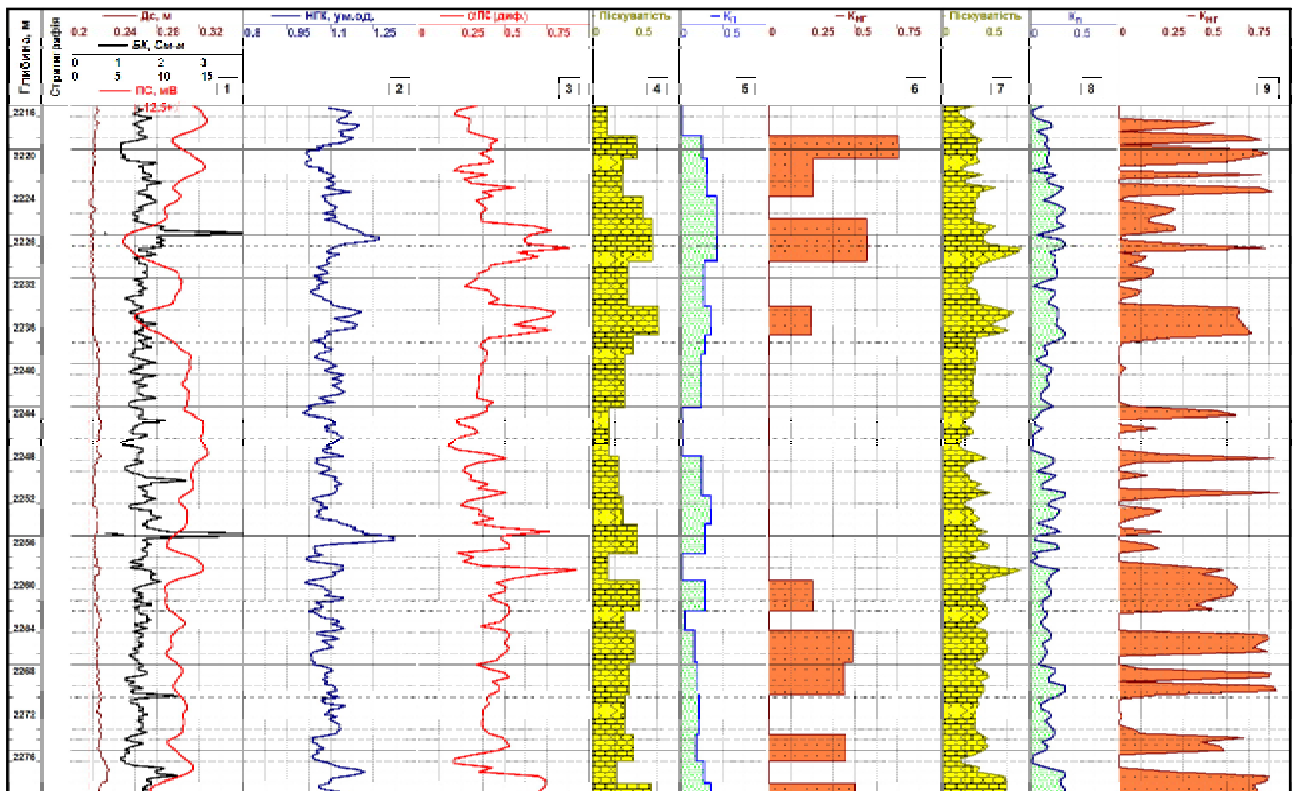


Рис. 5. Планшет діаграм комплексу ГДС і результати попластової та поточкової кількісної інтерпретації даних ГДС з використанням $\alpha\text{ПС}$ і $\alpha\text{ПС(диф.)}$ у продуктивній частині розрізу свердловини: K_p – коефіцієнт пористості; $K_{пг}$ – коефіцієнт нафтогазонасичення піщаних прошарків

лексної інтерпретації, розробленою для умов тонкошаруватих розрізів свердловин [9], кількісно оцінено ємнісні характеристики піщано-алевритових прошарків у складі шаруватих пачок порід. Поточкові дані щодо кондиційних значень коефіцієнта нафтогазонасичення піщаних прошарків, більших за 0,6–0,7 (крива 9 на рис. 5), збігаються з результатами випробувань в інтервалі розрізу, де було отримано значні припливи нафти. Водночас осереднені по пластах значення розрахованого коефіцієнта нафтогазонасичення (з використанням недиференційованої кривої ПС) переважно нижчі за граничні (кондиційні) для піщано-алевритових порід, що може дати загальну неправильну інформацію про безперспективність у нафтогазовому відношенні досліджуваних відкладів.

Висновки. Для аналізу було вибрано залишкову криву – $\Delta\alpha\text{ПС}$, яку отримано як різницю між $\alpha\text{ПС}$ і $\alpha\text{ПС(диф.)}$. Нова крива ускладнена високочастотними шумами, які, найімовірніше, частково складаються з корисної інформації, а частково зумовлені шумами внаслідок недостатньо коректного ув'язування вихідних кривих по глибинах у тонкошаруватому розрізі свердловини.

Вихідна крива $\alpha\text{ПС(диф.)}$ кластеризована в результаті застосування нейронних мереж (реалізація методу головних компонент) з метою редукції даних та переведення загальної мінливості параметра у меншу кількість інформативних факторів.

Аналіз розподілу 5 кластерів, на які поділено криву $\Delta\alpha\text{ПС}$ по розрізу нижнього майкопу, вже

дає сподівання на доцільність використання диференційованої кривої ПС в умовах літофасіального розчленування складних геологічних розрізів.

Застосування факторного аналізу $\Delta\alpha\text{ПС}$ разом з вихідними незгладженими кривими інших методів ГДС та визначеними колекторськими характеристиками гірських порід товщі до і після процедури Варімакс – обертання факторних осей, виявило особливості поведінки та інформативного навантаження кривої нового параметра:

- перший фактор-чинник (несе 25 % загальної мінливості) має позитивні значущі навантаження на коефіцієнти інтегральної пористості шаруватих пачок, піскуватості, пористості піщано-алевритової складової, на коефіцієнт нафтогазонасичення і негативне навантаження на коефіцієнт глинистості; цей чинник інтерпретуємо як чинник “корисності” стосовно колекторських властивостей і насичення вуглеводнів, який відбиває загальний розподіл ємнісно-фільтраційних властивостей порід розрізу;
- другий фактор-чинник (несе 23 % мінливості) має позитивні навантаження на покази 0,45 м градієнт-зонда, мікроградієнт-зонда, мікропотенціал-зонда, $\Delta\alpha\text{ПС}$ і від’ємне навантаження на НГК; цей чинник можна інтерпретувати як чинник, що описує неоднорідність (шаруватість) розрізу;
- третій фактор-чинник (20,5 % мінливості) можна вважати чинником, що пов’язує властивості густини порід з їх електричними ха-

раактеристиками (пов'язує частково покази АК, БК і потенціал-зонда);

- четвертий чинник (6,5 %) має одне значуще позитивне навантаження на опір піщано-алевритових прошарків.

Після проведення низки статистичних досліджень та аналізів було вирішено поставлені завдання та отримано відповіді на запитання про доцільність та сфери застосування синтетичної кривої α ПС(диф.).

1. Крива α ПС(диф.), відображаючи загальну поведінку початкової кривої α ПС, несе в собі додаткову інформативну компоненту, яка зумовлена доповненням у синтетичну криву інформації, властивої методам, що засновані на інших фізичних ефектах, на основі яких синтезовано нову криву.
2. Різницева крива $\Delta\alpha$ ПС загалом відображає узагальнену будову досліджуваної товщі, на її основі можна проводити диференціацію розрізу на ділянки, які можна вважати витриманими в контексті однорідності геофізичних полів та однорідними з погляду поведінки шаруватості розрізу. Головний чинник, що виявляється у кривій $\Delta\alpha$ ПС, – це чинник шаруватості.
3. Використання технології створення та застосування ШНМ дає змогу ефективно залучати методи комплексу ГДС, високочутливі до геолого-геофізичних неоднорідностей розрізу свердловини, для створення синтетичних, із підвищеною роздільною здатністю кривих традиційних каротажних методів, зокрема ПС.

1. *Saggaf M.M., Nebrija Ed.L.* Estimation of missing logs by regularized neural networks // *AAPG Bull.* – 2003. – **87**, № 8. – P. 1377–1389.
2. *Rogers S.J., Fang J.H., Karr C.L., Stanley D.A.* Determination of lithology from well logs using a neural network // *Ibid.* – 1992. – **76**. – P. 731–739.
3. *Baldwin J.L., Bateman R.M., Wheatley C.L.* Application of a neural network to the problem of mineral identification from well logs // *The Log Analyst.* – 1990. – **3**. – P. 279–293.
4. *Kapur L., Lake L., Sepehrnoori K. et al.* Facies prediction from core and log data using artificial neural network technology // *Transactions of the 39th Society of Professional Well Log Analysts Ann. Logging Symposium.* – 1998. – P. 11.
5. *Карпенко О.М., Булмасов О.В.* Застосування нейромережових технологій при інтерпретації даних геофізичних досліджень свердловин // *Геоінформатика.* – 2005. – № 1. – С. 71–79.
6. *Дахнов В.Н.* Геофизические методы определения коллекторских свойств и нефтегазонасыщения горных пород. – М.: Недра, 1975. – 344 с.
7. *Геофизические методы исследования скважин.* Справочник геофизика / Под ред. В.М. Запорожца. – М.: Недра, 1983. – 591 с.
8. *Вендельштейн Б.Ю.* Исследование разрезов нефтяных и газовых скважин методом собственных потенциалов. – М.: Недра, 1966. – 206 с.
9. *Карпенко О.М., Федоришин Д.Д.* Статистична модель тонкошаруватого розрізу свердловини за даними ГДС // *Розвідка та розробка нафтових і газових родовищ.* – Івано-Франківськ: ІФНТУНГ, 2003. – № 2(7). – С. 44–49.

Надійшла до редакції 18.03.2009 р.

О.М. Карпенко, Г.Л. Башкіров, О.В. Маковець

ПІДВИЩЕННЯ РОЗДІЛЬНОЇ ЗДАТНОСТІ МЕТОДІВ ГЕОФІЗИЧНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ СВЕРДЛОВИН ЗА ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Наведено обмеження використання кривої природних потенціалів спонтанної поляризації (ПС) під час проведення комплексної поточної інтерпретації даних геофізичних досліджень свердловин. Запропоновано способи підвищення інформативності та вертикальної роздільної здатності методу завдяки використанню технології створення штучних нейронних мереж. Наведено результати дослідження отриманої синтетичної кривої ПС (α ПС) з підвищеною диференціацією, вказано напрями її застосування – літологічне розчленування, оцінка глинистості у поточковому режимі інтерпретації в теригенних типах розрізів свердловин з поширенням поліміктових піщано-алевритових порід.

Ключові слова: геофізичні дослідження свердловин, теригенний розріз, геологічна інформативність, роздільна здатність, штучні нейронні мережі, синтетична крива.

А.Н. Карпенко, Г.Л. Башкіров, О.В. Маковець

ПОВЫШЕНИЕ РАЗРЕШАЮЩЕЙ СПОСОБНОСТИ МЕТОДОВ ГЕОФИЗИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЙ СКВАЖИН ПУТЕМ ПРИМЕНЕНИЯ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Рассмотрены ограничения использования кривой естественных потенциалов спонтанной поляризации (ПС) при проведении комплексной поточечной интерпретации данных геофизических исследований скважин. Предложены способы повышения информативности и вертикальной разрешающей способности метода при использовании технологии создания искусственных нейронных сетей. Приведены результаты исследования полученной синтетической кривой ПС (α ПС) с повышенной дифференциацией, указаны направления ее применения – литологическое расчленение, оценка глинистости в поточечном режиме интерпретации в терригенных типах разрезов скважин с распространением полимиктовых песчано-алевритовых пород.

Ключевые слова: геофизические исследования скважин, терригенный разрез, геологическая информативность, разрешающая способность, искусственные нейронные сети, синтетическая кривая.