

// Макросейсмические и инструментальные исследования сильных землетрясений. Вопросы инженерной сейсмологии. – М.: Наука. – 1985. – вып. 26. – С. 165-171. 14. Штейнберг В.В. Об очаге землетрясения, распределении подвижки и сейсмическом излучении. // Вопросы инженерной сейсмологии. – М.: Наука. – 1984. – Вып. 25. – С. 9-17. 15. Чекунов А.В., Ливанова Л.П., Гейко В.С. Глубинное строение и некоторые особенности тектоники Закарпатского прогиба. // Сов. геология. – 1969. – № 10. 16. Пустовитенко Б.Г., Пантелеева Т.А. Спектральные и очаговые параметры землетрясений Крыма. – Киев: Наук. думка. – 1990. – 250 с. 17. Аранович З.И., Меламуд А.Я., Негребецкий С.А. Метрология, принципы построения и функциональные особенности сейсмометрических регистрирующих систем. // Автоматизация сбора и обработки сейсмологической информации. – М.: Радио и

связь. – 1983. – С. 5-20. 18. Пустовитенко Б.Г., Капитанова С.А. Параметры разрывов в землетрясениях Вранча за период 1974-1993 гг. // Сейсмологический бюллетень Украины за 1993 год. – Симферополь – 1996. – С. 65-68. 19. Пустовитенко Б.Г. Сейсмичные процессы в Черноморском регионе та сейсмічна небезпека Криму. Автореф. дис... доктора фіз.-мат. наук. – Київ, ІГФ. – 2003. – 33 с. 20. Василенко Е.М., Иващук А.И., Бокун А.Н., Костюк О.П., Сомов В.И., Скаржевский В.В. Береговое землетрясение 24 октября 1965 г. и его последствия. / Сейсмичность Украины. – К.: Наук. думка. – 1969. – С. 91-102. 21. Тектоническая карта Украинских Карпат. М-Б 1:200000 / Редакторы Глушко В.В., Круглов С.С. 1986. 22. Шебалин Н.В. Очаги сильных землетрясений на территории СССР. – М.: Наука. – 1974. – 53 с.

УДК 550.344.094.6: 528.087.4: 004.032.26

М.А. Лазаренко, к.т.н., пров. н.с.
О.А. Герасименко, м. н.с.
Н.М. Остапчук, пров. інж.

ВИЯВЛЕННЯ СЕЙСМІЧНОГО СИГНАЛУ З ДОПОМОГОЮ КОНТРОЛЬОВАНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Прямопоточна, багатозарова, контрольована мережа штучних нейронів пропонується для використання в якості класифікатора для розділення сейсмічного потоку в автоматичному режимі на два класи: шум та нешум. Демонструється практичне застосування алгоритму для обробки однокомпонентних сейсмічних записів.

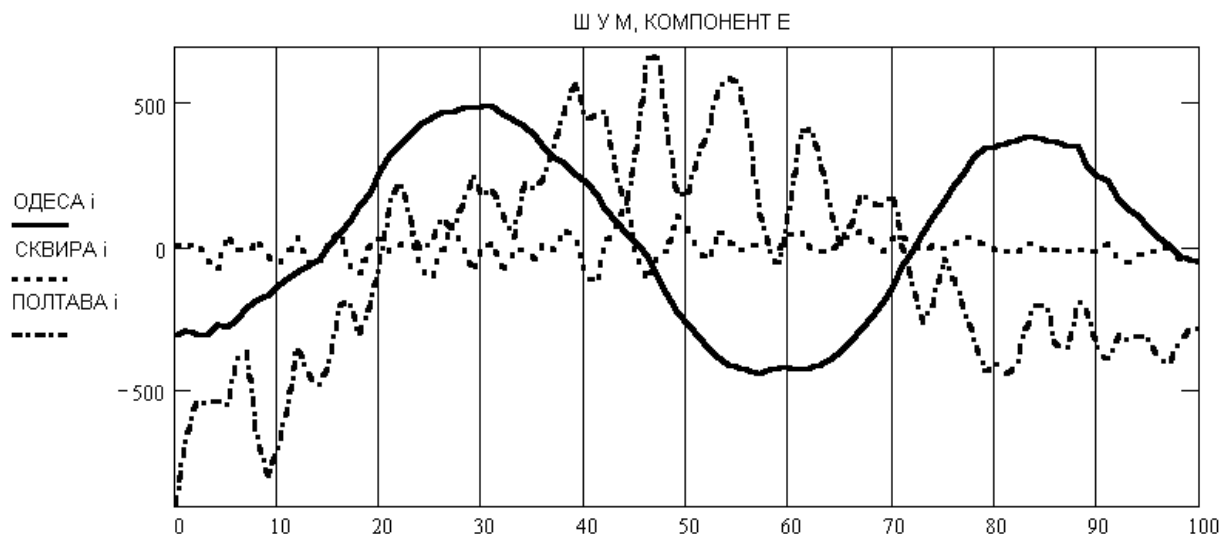
Feedforward, multi-layered, supervised network of artificial neurons is backpropagated to be used as classifier to discriminate automatically the seismic data flow into two classes: noise and not noise. The application of the algorithm to 1D seismic records is illustrated.

Традиційний підхід до пошуку сейсмічного сигналу на сейсмограмі та визначення часу його вступу базується на досвіді оператора, є суб'єктивним і часозатратним. Така практика могла зберігатись за часів аналогової реєстрації, та настання епохи сейсмічного моніторингу з допомогою високо автономних цифрових засобів та вимог швидкого (в коло реальному масштабі часу) визначення координат та магнітуд сейсмічних подій викликають необхідність автоматизації цього процесу. При сучасному рості сейсмічних мереж та формуванні банків даних потреба розпізнавання та виділення сейсмічного сигналу на фоні завад та якомога точнішого визначення моментів вступу різних фаз стає невідкладною.

Не бракує публікацій, котрі присвячені автоматичному виділенню сейсмічного сигналу та вступів фаз хвиль, що використовують як три-, так і однокомпонентні записи; застосовуються алгоритми, що працюють як в часовому, так і в частотному просторах. Але здебільшого це вузькоспеціалізовані підходи, що погано пристосовуються до

різноманіття сейсмологічних умов і звичайно демонструють декларовані можливості на модельних прикладах і обмеженому колі натурних реалізацій. Використовуються практично всі відомі прийоми обробки часових послідовностей, зокрема, техніки хвильового аналізу [1], авторегресії [2], аналізу траєкторій руху частоток у сейсмічній хвилі [3], розпізнавання образів [4], та багато інших, включаючи моделювання окремих етапів алгоритму виділення сигналу на мережах штучних нейронів [5-7].

В сейсмологічній же практиці автоматичного виділення сигналу найчастіше використовується енергетичний підхід, який звичайно здійснюється в алгоритмі слідування за співвідношенням енергій в часових вікнах різної тривалості, що вирізаються з сейсмічної інформації, котра поступає на аналізуючий блок [8]. Якість роботи алгоритму знаходиться у прямій залежності від величини відношення сигнал/шум і в умовах високого рівня шумів (завад) і слабкому (магнітуда, відстань) сейсмічному сигналі дає високий процент пропусків цілі.



ВИБІРКИ З ЧАСТОТОЮ 20 ГЦ

Рис. 1. 5 с запису Е-компоненту сейсмічного шуму, зареєстрованого з частотою вибірки 20 Гц на с/с "Одеса", "Сквира" та "Полтава".

Сейсмоакустична емісія, що реєструється у вигляді фонового сейсмічного запису, складається з суми завад систематичних, випадкових та власного шуму апаратури, котрі для кожної станції індивідуальні. На рис. 1 наведено запис 5 с шуму, виконаний в один і той же час на трьох сейсмостанціях, обладнаних ідентичними як цифровими 24 розрядними регістраторами, так і довгоперіодними сейсмографами моделі SL 210 та SL 220.

Але не тільки фоновим шумом відрізняється характер запису на різних сейсмічних станціях. На Рис.2 наведено вступну частину *E*-компонента одного і того ж сейсмічного сигналу, зареєстрованого на станціях "Одеса", "Сквира" та "Полтава", розташованих у вузькому азимутальному секторі від джерела Вранча на середніх епіцентральных відстанях 350, 500 та 700 км відповідно. Як видно з рисунку,

навіть на такій обмеженій ділянці геологічного середовища (від найближчої до найдавшої с/с) сейсмічний сигнал зазнає значних спотворень, що робить надію на використання певних загальних формальних засад для його виявлення в довільних умовах досить ефемерною. Про це свідчить той факт, що при наявності великого різноманіття підходів до розв'язання цієї проблеми, універсальної сейсмічної "виділялки" наразі не існує, і що з цією задачею найкраще упорається озброєне лупою око оператора, якість роботи якого залежить від практичних навичок, стажу та об'єму обробленого матеріалу. Тому ідея використання мережі штучних нейронів як моделі роботи тваринного мозку, здатного навчатись для вироблення адекватної реакції на зовнішні подразнення, видається нам достатньо привабливою.

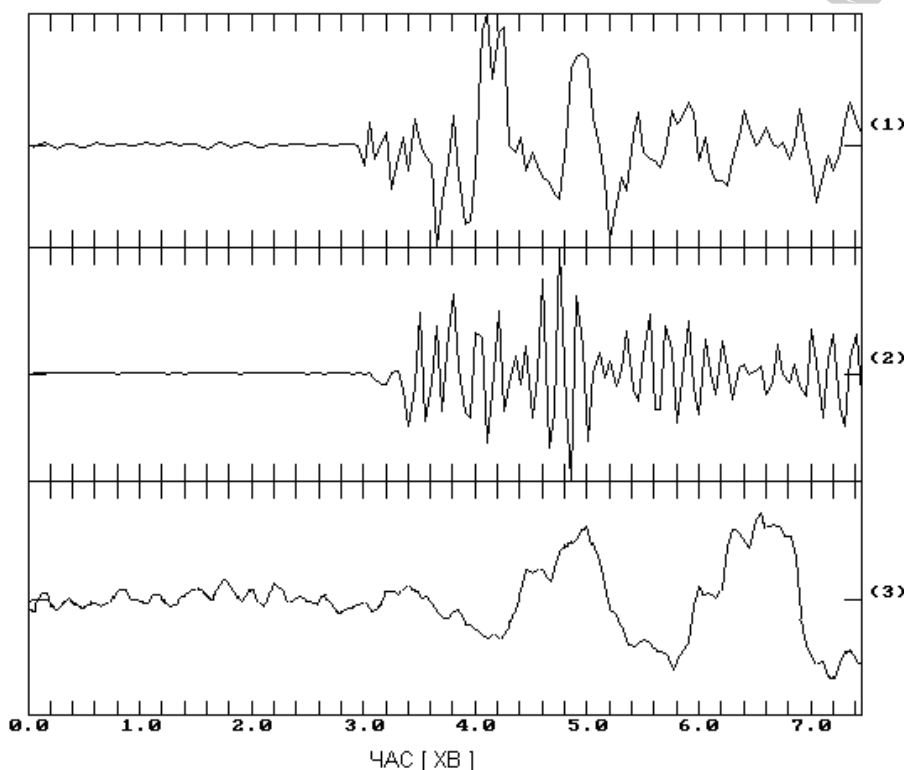


Рис. 2. Початкова частина *E*-компонента сигналу Вранча, 18/06/05, $M=4.8$, $h=138$ км, зареєстрованого на сейсмостанціях: 1) "Одеса", 2) "Сквира" та 3) "Полтава"

В рамках національної програми сейсмічного моніторингу розглядались альтернативні підходи до обслуговування останнього. Виходячи з перспектив використання подібної служби в Україні, один з варіантів її функціонування видається найбільш раціональним: з усієї мережі обирається група (≥ 3) сейсмічних станцій, забезпечених оперативним зв'язком з обчислювальним центром, та решти станцій, обладнаних зв'язком з центром, що може комутуватись; вони зберігають інформацію на довготривалих носіях та функціонують у режимі очікування. При виявленні сейсмічного сигналу обчислювальним центром по даним "онлайн" станцій часове вікно, що містить цей сигнал, може бути викликане з буферу потрібної станції. Якщо зареєстрована подія не вимагає негайної реакції оператора, то запис в протоколі обміну станція – центр часових координат такого вікна суттєво полегшить роботу адміністрації банку даних.

Згідно з нашою практикою, досвідчений оператор, "гортаючи" трьохкомпонентний сейсмічний запис (перегнаний на HD) 2–3 хвилинними "сторінками" в пошуках корисного сигналу, для перегляду 24-х годинного запису однієї станції з частотою оцифровки 20 Гц не вкладається у во-

сьмигодинний робочий день. Тому зрозуміло, до якої економії часу і коштів призведе перехід до перегляду лише кількох десятків детермінованих ділянок добового запису.

Функціонування мережі сейсмічних станцій в такому режимі передбачає дещо пом'якшені вимоги до пошуку та виявлення сейсмічного сигналу: важливим є сам факт його існування в деякому визначеному інтервалі запису, а час вступу може оцінюватись з точністю до десятків секунд. Основними вимогами є мінімізація умов пропуску цілі. Ці міркування дозволяють пропонувати підхід, що базується на використанні деякого оператора, що використовується для класифікації векторів даних – відрізків сейсмічного запису на два класи: сигнали і несигнали.

Таким оператором може бути мережа штучних нейронів. Остання після навчання, що забезпечується ітеративним процесом корекцій ваг міжвузлових (синапсних) зв'язків, і ґрунтується на мінімізації похибки, пов'язаної з різницею між реакцією мережі на збудження множиною сигналів, що характеризують досліджуваний процес, і очікуваною (бажаною) реакцією [9], в операційному режимі може бути використана як класифікатор.

Здатність мережі штучних нейронів функціонувати в оперативному режимі, тобто узагальнювати дані, що не брали участі в навчанні, визначається з одного боку точністю найкращої апроксимації, прямо пропорційній кількості вузлів схованих шарів, а для досягнення достатнього рівня узагальнення – значного перевищення потужності навчаючої вибірки над кількістю елементів мережі, що можуть модифікуватись, тобто ваг синаптичних зв'язків нейронів схованих шарів. Оптимальна величина такого перевищення дорівнює одному порядку [10], хоча досить часто гарні результати досягаються і при значно нижчих співвідношеннях. Таким чином, протиріччя, що виникають при моделюванні сейсмологічних задач на нейронних мережах, і пов'язані зі складністю простору параметрів з одного боку та недостатнім обсягом даних з другого, нам не загрожують, бо об'єм даних при пропонованому підході задовольняє будь-яким вимогам.

Такий підхід до пошуку корисного сигналу може бути охарактеризований як підхід від протилежного: ігноруються всі ділянки сейсмічного запису (тобто квантований по часу на відрізки сейсмічний потік), що класифікуються як несигнали або "шум", а все, що залишилось, зараховується до класу "корисний сигнал".

Ще одна перевага такого підходу полягає у тому, що при запровадженні його на новоорганізованих сейсмічних станціях немає необхідності у довгому очікуванні накопичення даних для організації навчаючої множини: вже через добу реєстрації в розпорядженні оператора може бути достатня кількість шуму.

Формування бази даних. Контрольоване навчання мережі штучних нейронів [11] передбачає наявність навчаючої множини B , що представляє собою вибірку з генеральної сукупності елементів U

$$B \subset U \quad (1)$$

положення котрих в фізичній або уможлядній конструкції чи ситуації, що вивчається, визначено.

Елементами такої сукупності звичайно виступають деякі упорядковані підмножини, або вектори $x_{p,i}$, що в наборі своїх компонент об'єднують параметри, котрі на основі певних апріорних засад можуть визначатись цільовими значеннями t_p , потрапляючи таким чином до навчаючої вибірки під назвою шаблонів

$$x_{p,n} = (x_{p,1}, x_{p,2}, \dots, x_{p,n}, t_p), \quad (2)$$

де $i=1 \dots n$ і визначає число компонент або потужність вектора $|x|$, а p - номер члена навчаючої вибірки.

В якості даних нами використовуються проекції на три ортогональні площини швидкостей руху часточок у сейсмічній хвилі, доступні нам у вигляді $E-N-Z$ сейсмограм-часових послідовностей, отриманих в результаті вибірок з певною частотою миттєвих значень амплітуди сейсмічного потоку. Необхідно виділити два класи рухів, що притаманні а) фоновому шуму та б) корисному сигналу. Як уже відзначалось, нами використовуються дані, одержані з частотою вибірки 20 Гц.

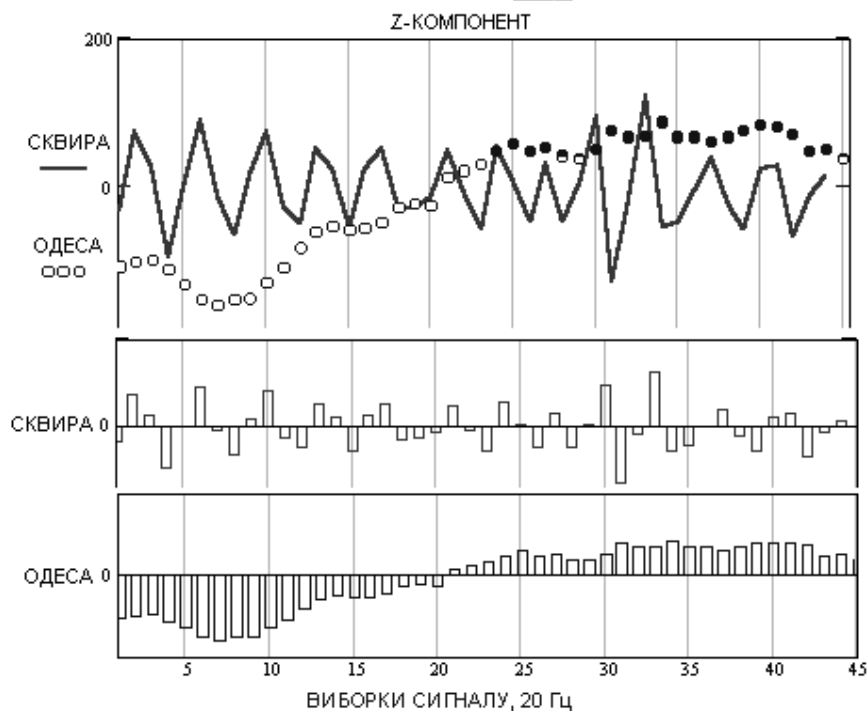


Рис. 3. Ділянка запису шуму на двох сейсмічних станціях "довжиною" в 45 вибірок з Z-компоненту потоку сейсмічних даних, виконаних з частотою 20 Гц, та амплітуди відповідних ним ординат.

Беручи до уваги згадуваний вище індивідуальний характер сейсмічного запису на кожній сейсмічній станції та високу ймовірність відсутності запису на деяких каналах, навчаючі вибірки конструювались для кожного з каналів і являли собою множини векторів, що відповідали відрізкам запису у вікні певної тривалості. Остання визначається кількістю вибірок і їх частотою, що ясно з рис. 3. Зрозуміло, що для даних, котрі реєструвались з частотою вибірки 20 Гц, інтервал Δt між сусідніми вибірками складає 0.05 с, а загальна тривалість вікна w визначається добутком цього інтервалу на кількість n вибірок в межах вікна:

$$w = n\Delta t \quad (3)$$

Використовуючи термінологію з царини розпізнавання образів, кожний з векторів – членів навчаючої вибірки можна розглядати як зображення шуму, тоді як вся сукупність цих зображень – як його образ. Згідно з постановкою задачі, всі члени навчаючої вибірки відносяться до одного класу, тому в якості цільового значення приймається мітка $t = \text{"мітка"}$ класу, значення котрої вибирається з обчислювальних міркувань, пов'язано

них з нормуванням, однаковим для всієї навчаючої вибірки, тому підрядковий індекс p опущено.

У зв'язку з високою ймовірністю розкиду у величинах амплітуд складових зображень, вхідні до нейронної мережі дані повинні бути нормалізованими [12]. Якщо розглядати навчаючу вибірку у вигляді матриці, у якій по рядках розташовуються вектори-зображення, а по стовпчиках – складові векторів, то нормалізація проводиться по стовпчиках i до нульового середнього і стандартного відхилення $s = 1$,

$$m_i = \sum_p x_{p,i} / |\mathbf{B}|, \quad v_i = \sum_p (x_{p,i} - m_i)^2 / |\mathbf{B}| - 1, \quad s_i = \sqrt{v_i}, \quad (4)$$

де $|\mathbf{B}|$ – потужність навчаючої вибірки. По завершенні навчання мережі величини m_i та s_i запам'ятовуються для використання в операційному режимі.

Унікальність характеру сейсмічної інформації, що реструється на кожній з сейсмічних станцій, передбачає індивідуальність характеристик класифікатора, що розділяє цю інформацію на згадувані два класи. Адаптація класифікатора до місцевих умов забезпечується як, в першу чергу, навчанням нейронної мережі на "місцевих" даних, так і вибором оптимальних величин тривалості w ковзного вікна та його кроку Δw вздовж часової послідовності. Необхідність адаптації цих величин до характеру сейсмічної

емісії на різних станціях очевидна з рис. 2 та 3. Зрозуміло, що точність по часу виділення сигналу лежить в межах, що визначаються частотою оцифровки $f_{\text{оциф}}$ потоку сейсмічних даних і частотою виходу класифікатора

$$f_{\text{клас}} = f_{\text{оциф}} / \Delta w \quad (5)$$

Розглядаючи сейсмічну емісію як стаціонарний процес, для окремих каналів кожної з сейсмістанцій формуються масиви даних, елементи котрих представляють собою ділянки сейсмічних записів, що крім мікросейсмічного шуму містять локальні антропогенні завади та утворюють генеральну сукупність $\mathbf{U}$. З цих масивів випадковим чином витинаються відрізки, тривалістю у довжину вікна w , і компонуються навчаючі вибірки для кожного компоненту та певної тривалості ковзного вікна

$$\mathbf{B}_k^w \subset \mathbf{U},$$

де $k = E, N, Z$.

Враховуючи різний рівень запису для різних інтервалів часу, пов'язаний з роботою тракту запису, первинні дані нормуються до рівня повного розмаху зареєстрованої (як штатна процедура реєстратора) реакції тракту на збудження сейсмографа стандартним П-подібним імпульсом.

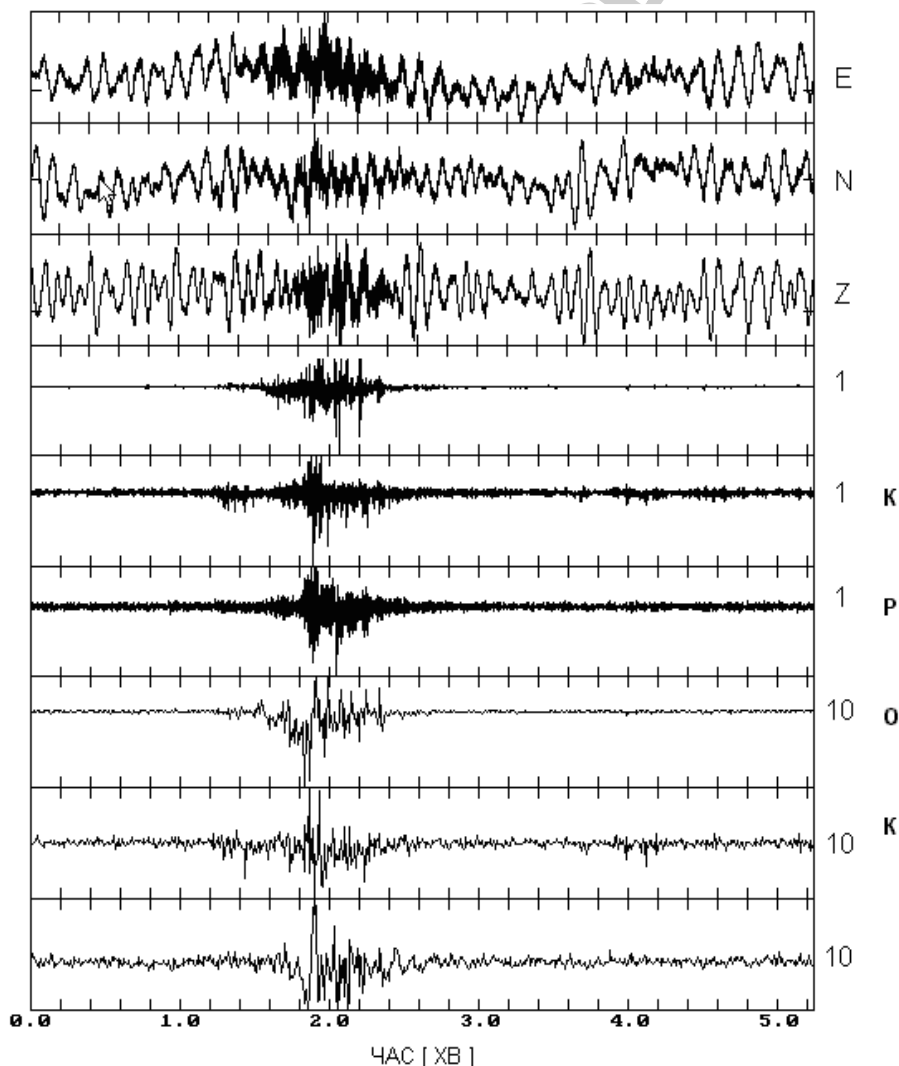


Рис. 4. Вихід класифікатора при обробці трьохкомпонентного сейсмічного потоку (траси E, N, Z) при співвідношенні сигнал/шум ≤ 1 . Виявлення сейсмічного сигналу (Вранча, 14/03/05, $M=3.6$, $h=118$ км) у ковзному вікні тривалістю 1 с при кроці по часі в 0.05 с та 0.5 с

Отже, одна зі складових сейсмічного потоку спрямовується до класифікатора, в ролі котрого використовується мережа штучних нейронів, що працює в оперативному режимі і з частотою (5) видає результат, рівний t у випадку шуму і відмінний від t у решті випадків. В практичній реалізації класифікатора вихід у переводиться у булеву простір і будується характеристична функція

$$\mu = \begin{cases} 1, & \text{якщо } y=t \\ 0, & \text{інакше} \end{cases}, \quad (6)$$

що значенням $\mu=1$ сигналізує про появу сигналу, що може виявитись корисним. Тривалість такої "одиночної" серії на виході дозволяє також відфільтрувати короточасні випадкові завади того типу, що не був присутній в навчаючій вибірці. Враховуючи те, що графічне зображення виходу класифікатора представляє собою П-подібні сигнали різної тривалості і є мало ілюстратив-

ним, у наших рисунках наведено результат роботи алгоритму до застосування процедури (6).

Режим роботи класифікатора контролюється двома параметрами ковзного вікна: його тривалістю та кроком по часі. Ці величини з обчислювальних та термінологічних міркувань зручніше виражати не в часі, а кількістю вибірок оцифровки сейсмічного потоку, що ними охоплюються. Так, при частоті оцифровки в 20 Гц вікно довжиною в 20 вибірок охоплює часовий інтервал в 1 с.

На рис. 4 наведено сейсмічний сигнал, що реєструється на рівні шуму і тому дуже складно виявляється на запису, та результат роботи класифікатора, що поліпшує відношення сигнал/шум майже на порядок. Демонструється практично рівноцінна придатність всіх компонент сейсмічного запису до виявлення корисного сигналу на частотах виходу класифікатора 20 та 10 Гц, $\Delta w=1$ та 10 відповідно.

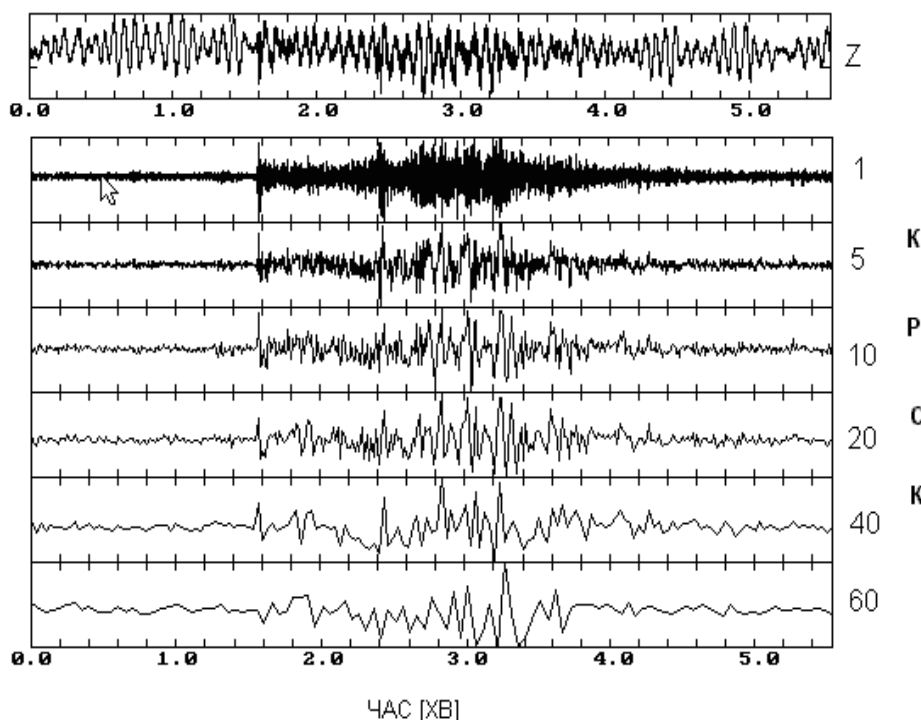


Рис.5. Вихід класифікатора при обробці Z-компоненту сейсмічного потоку на с/с "Сквира", що містить сейсмічний сигнал (Вранча, 03/06/05, $M=4.1$, $h=146$ км) при тривалості ковзного вікна в 1с (20-компонентний вхідний вектор). Величина кроку вздовж часової послідовності і відповідна їй частота виходу класифікатора: 1 – 20 Гц, 5 – 4 Гц, 10 – 2 Гц, 20 – 1 Гц, 40 – 0.5 Гц, 60 – 0.3 Гц.

Для досягнення поставленої нами мети можна вважати некритичною величину частоти виходу класифікатора. На рис. 5 наведено результат роботи останнього на прикладі запису одного (з міркувань економії простору) компоненту слабого землетрусу, який демонструє інваріантність, в розумінні (6), результатів по відношенню до кроку по часі ковзного вікна, тобто частоти виходу класифікатора в діапазоні 20 – 0.3 Гц. Останнє може мати значення для систем, що не встигають виконати необхідні операції обробки та управління за час інтервалу між квантами надходження інформації з частотою виходу класифікатора.

Якість роботи класифікатора залежить від того, наскільки адекватно в інтервалі часу, що охоплюється ковзним вікном, відображається характер сейсмічної емісії, що реєструється. Якщо крок ковзного вікна визначає ступінь осереднення характеристик процесу, то розмір вікна відповідає за відображення його частотного складу.

На рис. 6 на прикладі обробки того ж сигналу, що і на рис. 5, наведено виходи класифікатора при використанні ковзних вікон різної довжини при однаковому кроці по часу. Цей приклад та наш досвід дозволяє зробити висновок, що для кожного конкретного випадку необхідно підбирати найбільш відповідні довжину вікна та його крок по часі.

Звичайно, ефективність та надійність роботи пропонованого алгоритму виділення сигналу залежить від збереження стаціонарності процесу сейсмічної емісії на протязі достатньо тривалого періоду. Нами перевірено результат роботи на сейсмостанції "Сквира", навченої навесні, на протязі всього року. Спостерігається деяке зростання амплітуди виходу класифікатора на ділянках трас з шумом, що дозволяє припустити наявність сезонного тренду та рекомендувати як щосезонне, так і після профілактичних та ремонтних робіт перенавчання нейронної мережі.

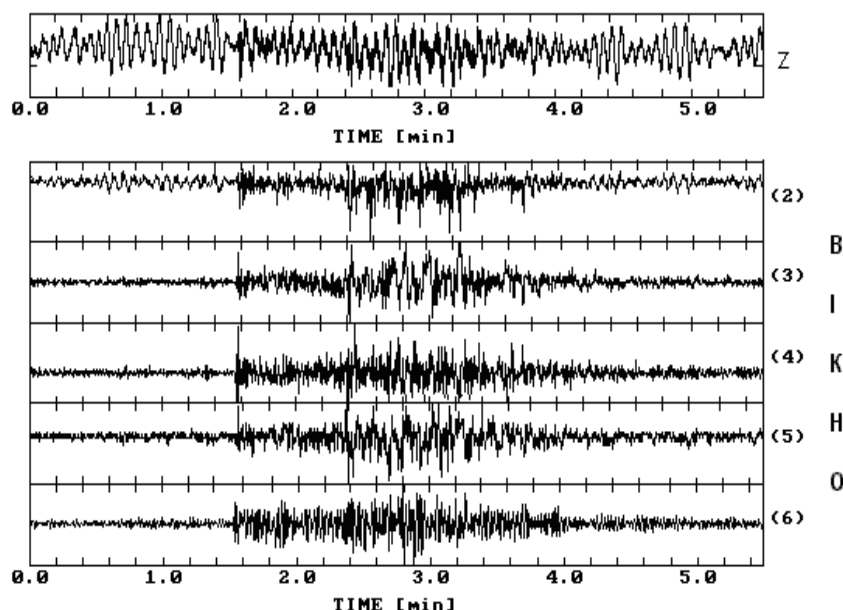


Рис.6. Виявлення сейсмічного сигналу на Z-компоненту запису на с/с "Сквира" з допомогою вікон тривалістю: 1) 0.5с, 2) 1с, 3) 2с, 4) 3с, 5) 4с при кроці по часі у 0.25 с.

Zhang H., C. Thurber, Ch. Rowe. Automatic P-wave Arrival Detection and Picking with Multiscale Wavelet Analysis for Single-Component Recording, BSSA, 93, No5, 2003, – P. 1904-1912. 2. Leonard M., Comparison of Manual and Automatic Onset Time-Picking, BSSA, 90, – P. 1384-1390. 3. Vidale J., Complex Polarization Analysis of Particle Motion, BSSA, 76, – P. 1384-1390. 4. Joswig M., Pattern recognition for earthquake detection, BSSA, 80, 1990, P.170-186. 5. Dai H., C. MakBeth, The Application of Back-Propagation Neural Network to Automatic Picking Seismic Arrivals from Single-Component Recording, J. Geoph. Res., 102, 1997, – P. 15105-15113. 6. Dovla F., S. R. Taylor, R. W. Anderson, Seismic Discrimination with Artificial Neural Networks: Preliminary Results with Regional Spectral Data, BSSA, 80, 1990, – P. 1346-1373. 7. Wang J., T. L. Teng, Artificial Neural Network-Based Seismic

Detector, BSSA, 85, 1995, – P. 308-319. 8. Tottinham, D.M., W.H.K. Lee, and J.A. Rogers, User manual for MDETECT.IASPEI Software Library, Vol 1, SSA, EL Cerrito, 1989, – P. 89-118. 9. Осоевский С. Нейронные сети для обработки информации: перевод с польского. – М.: Финансы и статистика, 2004. – С. 334. 10. Hykin S., Neural Networks. A comprehensive foundation, New York, N.Y., Macmillan, 1994, – P. 696. 11. Hornik K, Stinchcomb M, H. White, Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators, Neural Networks, 1989, 2, – P. 359-366. 12. Finke M., K.R. Muller, Estimating A-posteriori Probabilities Using Stochastic Network Models, //Proc. of the 1993 connections models summer school, Hillsdale, N-J: Lawrence Erlbaum Associates, 1994, – P. 323-331.

УДК 550.832.5

М.С. Бондаренко, асп.,
В.В. Кулик, канд. фіз.-мат. наук, пров. н. с.,
В.В. Кармазенко, голова правління,
Г.О. Кашуба, канд. геол. наук, гол. геолог,
Ю.О. Сніжко, асп.

ВИКОРИСТАННЯ УЗГОДЖЕНОГО КОМПЛЕКСУ НЕЙТРОННИХ МЕТОДІВ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ ПЕТРОФІЗИЧНИХ ВЛАСТИВОСТЕЙ КОЛЕКТОРІВ

На основі виконаних досліджень показана можливість одночасного визначення пористості, характеру насичення і літології порід-колекторів новим комплексним багатозондовим приладом стаціонарного нейтронного каротажу з реєстрацією повільних і надтеплових нейтронів на узгоджених зондах.

On the basis of the performed investigations a possibility to determine porosity, type of saturation and lithology of reservoir with the help of the new complex multipasing tool for fit measuring of the count rate of slow and epithermal neutrons is presented.

Вступ. Підвищення інформативності та продуктивності каротажу, збільшення точності визначення петрофізичних параметрів колекторів нафти і газу залишається актуальною задачею.

Визначення пористості є першочерговою задачею геофізичних свердловинних досліджень (ГСД) колекторів. В Україні при визначенні пористості перевагу надають акустичному каротажу (АК) [1]. Залишається актуальною задача оцінки характеру насичення колекторів в розрізі нафтогазових свердловин (особливо обсаджених, в тому числі при ревізії свердловин старого фонду). При розв'язанні цієї задачі використовують електричні методи та імпульсні модифікації нейтронного каротажу [2, 3]. Визначення літології пластів – ще одна задача, важлива при дослідженні колекторів. Для її розв'язку, в тій чи іншій мірі, користуються комплексом виконаних в свердловині методів каротажу [2, 4].

Стаціонарний нейтронний каротаж (НК) на сучасному етапі розвитку ГСД добре зарекомендував себе як метод визначення пористості (разом з гамма-каротажем (ГК)) [2, 4, 5]. При сприятливих умовах НК використовується і для виділення газонасичених колекторів. Нами показана можливість застосування узгодженого комплексу НК для визначення нафтонасиченості колекторів (в тому числі через обсадку) [6, 7]. В даній статті продемонстрована можливість узгодженого комплексу НК одночасно виділяти колектори, визначати їх пористість, розрізняти газонасні пласти в умовах глибокого проникнення фільтрату бурового розчину (БР), оцінювати літологію пластів.

Нові ідеї і підходи щодо НК [8-12] знайшли втілення на київському заводі "Геофізприлад", де разом з ІГФ НАН України ведуться розробки багатозондових приладів нейтрон-нейтронного каротажу (ННК) нового типу з покращеними геофізичними характеристиками.