

УДК 550.344.094 : 004.032.26

М.А. Лазаренко, провід. наук. співроб.,
О.А. Герасименко, мол. наук. співроб.

ОЦІНКА КООРДИНАТ ДЖЕРЕЛА ЗЕМЛЕТРУСУ ЗА ЗАПИСОМ ОДНІЄЇ СЕЙСМІЧНОЇ СТАНЦІЇ

За сейсмічними записами однієї станції запропоновано визначення координат джерела землетрусу шляхом оцінки зворотного азимута та епіцентральної відстані, використовуючи матрицю кодів, одержаних у результаті моделювання на контрольованій мережі штучних нейронів залежності характеру перших секунд сейсмічного запису від епіцентральної відстані та азимута приходу сейсмічної хвилі. Наведено приклади використання інтервалів запису різної тривалості.

Single-station seismic record has been used for seismic source coordinates (back azimuth and epicentral distance range) evaluation. The initial segments of the seismic record up to 20 seconds duration were used for supervised back-propagated neural network training set compilation. The results for use of various component number and time intervals are presented.

За достатньої щільності мережі сейсмічних станцій та надійності їх експлуатації задача визначення координат джерел землетрусів за записами окремих станцій може здаватися суто академічною. Якщо ж щільність покриття точками реєстрації в багатьох регіонах світу, а в Україні, зокрема, катастрофічно недостатня і реєстрація землетрусів однією станцією – явище звичайне, задача набуває неабиякого прикладного значення.

Досить часто традиційні методи визначення координат землетрусу, основані на використанні годографів [1], буває важко застосувати не тільки завдяки недостатній щільності сейсмічної мережі, але й через високий рівень завад, дефектності запису, складний механізм джерела і т.п. У таких ситуаціях, а також, коли точність поступається вимогам швидкості визначення положення джерела землетрусу, існують нетрадиційні підходи до розв'язання цієї задачі. Використовуються амплітуди сейсмічного запису [2], відношення SV до SH енергії запису на різних компонентах однієї станції [3], напрямок поляризації P_n фази за записом горизонтальних компонент [4]. Крім того, при експлуатації мереж, в яких сейсмологічна інформація збирається періодично, а моніторингові станції мають лише онлайн-ову активність, також виникає необхідність оцінки координат джерела збудження в квазіреальному масштабі часу. У даній роботі пропонується алгоритм вирішення такої задачі, де оперативність і простота компенсує втрату точності.

Постановка задачі. Форма сейсмічного сигналу за різних апаратних впливів повністю визначається процесами у вогнищі і впливом середовища його поширення. Крім залежних від відстані лінійних параметрів, таких як, наприклад, згасання і розходження, вплив котрих можна достатньо точно оцінити в межах моделі середовища, спотворення форми сигналу вносяться латеральними варіаціями будови середовища, що викликають не тільки різночасовий прихід фаз однакових типів сейсмічних хвиль на різних азимутах для однакових епіцентральної відстанях, але і появу нових типів хвиль.

Як відомо, єдино доступна для дослідника інформація про джерело збудження сейсмічних хвиль та середовище їх поширення міститься в записах цих хвиль – сейсмограмах. Зрозуміло, що найменш створена частина сейсмічних хвиль розташована в перших ділянках їх запису, тобто в його P -частині, де характер поведінки запису на різних компонентах може бути використаний як свідчення про напрямок приходу хвилі, а особливості непружного затухання різних частотних складових – для оцінки довжини шляху поширення, тобто відстані від сейсмічної станції до джерела.

Виходячи з цих міркувань, нами розроблено алгоритм моделювання на мережах штучних нейронів залежності характеру перших ділянок запису землетрусу однією станцією від положення в геологічному середовищі епіцентру, що в кінцевому підсумку визначає його координати. Розглядаючи кожну сейсмограму як графічну проекцію деякого образу середовища поширення

сейсмічних хвиль – від джерела збудження до сейсмічної станції, і, використовуючи чудову властивість образу, що дозволяє відтворення його властивостей, спираючись на інформацію лише про його частину, ми використовуємо контрольовану нейронну мережу для оцінки значень зворотного азимуту і епіцентральної відстані по початковій частині запису сейсмічного сигналу, що зареєстрована однією станцією.

Вхідні дані. Як база даних використовувались записи землетрусів Середземномор'я, що з частотою вибірки 20 Гц були зареєстровані на сейсмічній станції "Одеса". Ординати запису всіх компонент нормувались до величини розмаху (min, max) сигналу відгуку індивідуального сейсмометра на П-подібний тестуючий імпульс стандартної амплітуди і тривалості.

Множина навчальної вибірки контрольованої мережі штучних нейронів складається з так званих навчальних (або тренувальних) шаблонів, що мають вигляд

$x_{ik} = (x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{nk}, t_{jk})$, де i – розмірність вектора параметрів, k – номер події, t_{jk} – вектор цільових значень ("вчитель", бажаний вихід), j – його розмірність. Як

в нашому випадку двох величин, що моделюються, $j=1,2$.

Нагадаємо, що навчання контрольованої нейронної мережі полягає в мінімізації міри різниці між реакцією мережі, збудженої k -тим вектором параметрів навчальної вибірки, та бажаним виходом t_{jk} . Зрозуміло, що значення останніх бажано мати вимірними з мінімальною похибкою, тому ми використовували ті зареєстровані сейсмічною станцією "Одеса" землетруси, відомості про які містились у міжнародних NEIC каталогах і були зареєстровані не менш як 10 станціями, що гарантувало високу точність визначення координат джерела випромінювання. Для визначення ж епіцентральної відстані та азимуту між сейсмічною станцією та сейсмічним джерелом за значеннями координат землетрусів, наданих у каталогах, була використана обчислювальна процедура, що моделює земну поверхню у вигляді еліпсоїда обертання [5] і забезпечує точність розрахунків в ± 1 м для величин епіцентральної відстаней та ± 0.01 градуса для значень азимутів.

Практикуючим сейсмологам відомо, що отримати "чистий" трикомпонентний запис сейсмічної події вдається не завжди: заважає завада, може не спрацювати канал тощо. Враховуючи це, а також прагнучи вибрати оптимальний за вартістю варіант із наведених вище, розглядалися різні репрезентації сигналів.

Навчальні вибірки векторів, що використовувались, компонувались згідно з одним з варіантів: а) один із компонентів трикомпонентного запису, б) одне із трьох сполучень по два компоненти і в) всі три компоненти, причому потужність вхідного вектора з обчислювальних міркувань обмежувалось числом 300 компонент. Як уже згадувалось, як цільові величини або "вчитель" викори-

стовувались відповідні значення зворотних азимутів та епіцентральної відстаней.

Нейронна мережа. Загальні відомості використання мережі штучних нейронів для окремих задач сейсмології були розглянуті в [6]. У нашій статті ми зупинимось на більш тонких особливостях моделювання і роботи нейронної мережі.

Нейронна мережа для задачі, що розглядається, має таку архітектуру:

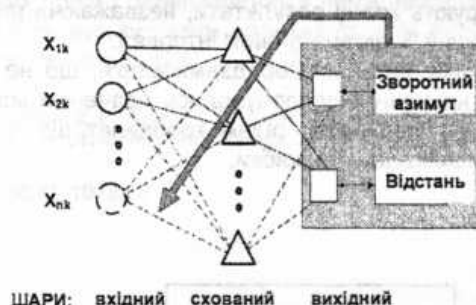


Рис. 1. Схема контрольованої мережі штучних нейронів із зворотною передачею похибки. Вузол, що задає зсув, не показано

Як відомо, для набуття мережею в процесі навчання здатності до успішного узагальнення бажано мати потужність навчальної вибірки, що перевищує сумарне число зв'язків між усіма вузлами мережі. Очевидно, що для нашої задачі обмеження потужності вхідного вектора (i , отже, його інформативності) не бажане, тому обиралось (шляхом проб і помилок) мінімальне число вузлів схованого шару.

Слід, між тим, відмітити, що виконані раніше дослідження показали високу інформативність початкових ділянок сейсмічного сигналу. Так, за інтервалом запису сейсмічного сигналу тривалістю 1 с після його вступу, вдається в реальному масштабі часу досить точно спрогнозувати обвідну очікуваного сигналу (i , отже, оцінити магнітуду) землетрусу, що відбувається [7].

Як можна було очікувати, навчання нейронної мережі відбувається з певними труднощами. Поверхня функції помилок виявилась досить складною, з численними локальними мінімумами і просторими плато. Використання звичайної методи зворотної передачі похибки в стохастичному режимі й постійного коефіцієнта швидкості навчання не забезпечувало прийнятної мінімізації похибки і вело до розбіжності процесу навчання. Використання інерційного члена покращує ситуацію, але не забезпечує прийнятного розв'язку.

На рис. 2 показано поведінку середньоквадратичної похибки в процесі двох циклів навчання мережі штучних нейронів, яка мала архітектуру, що пошарово може бути записана у вигляді NN: 300-7-2. Як вхідний використовувався трьохкомпонентний вектор, складений з трьох компонент сейсмічного сигналу: по 100 вибірок з кожного компонента. Для уживаної нами частоти оцифровки сейсмічного сигналу це становить 5 с запису.

Відмінний характер поведінки кривих різних циклів навчання тієї самої мережі пов'язаний з різними шляхами пошуку глобального мінімуму поверхні похибок, зумовленими різними випадковими наборами стартових міжвузлових ваг та різним порядком випадкового пред'явлення мережі членів навчальної вибірки в кожній ітерації. Порівнюючи дві криві, можна стверджувати, що у випадку 1 процес навчання мережі попав у локальний мінімум.

Навчання нейронної мережі до рівня прийнятної похибки вдалось провести, використавши інтерактивний засіб навчання, що забезпечував переривання процесу

навчання після "німих" ітерацій, кількість яких задається, з графічним виводом кривої поведінки похибки за минулі ітерації. Поведінка функції помилок давала змогу прийняти рішення про корекцію: а) числа "німих" ітерацій, б) величини коефіцієнта швидкості навчання, в) величини інерційного члена, та г) заміни стохастичного режиму навчання на пакетний.

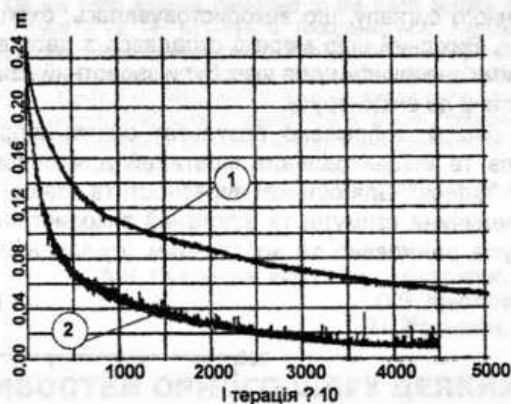


Рис. 2. Поведінка середньоквадратичної похибки при двох циклах навчання нейронної мережі архітектури NN: 300-7-2. Вхідний вектор-стек трьох компонент сейсмічного сигналу тривалістю 5 с

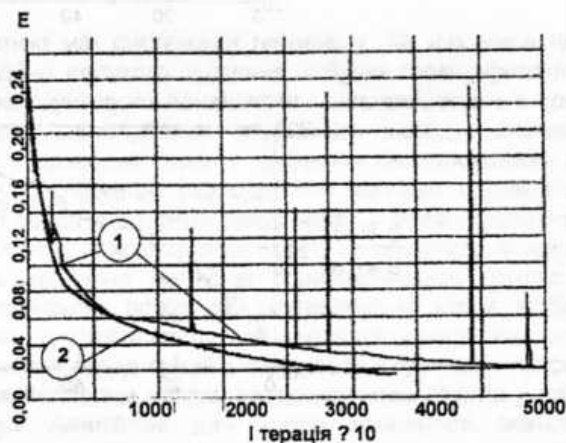


Рис. 3. Поведінка середньоквадратичної похибки навчання нейронних мереж: 1) NN: 300-5-2, сигнал тривалістю 5 с; 2) NN: 200-3-2, E-W та N-S компоненти, 5 с

На рис. 3 показано поведінку функції похибки в процесі навчання, на якому легко простежити всі етапи навчання. Як видно у випадку кривої 1, 180х10 ітерацій виконувалось у звичайному режимі зворотної передачі похибки з максимальними величинами (що вибрані раніше методом проб і помилок) коефіцієнта швидкості навчання $\mu = 0,05$ і інерційного члена $\beta = 0,8$. Незважаючи на те, що значення виводяться через 10 ітерацій, помітні значні осциляції кривої, що свідчить про дуже складну поверхню функції помилок.

Розбіжність процесу навчання виявляється в збільшенні ваг, що веде до "переповнення" аргументу функції активації і зупинки обчислення. Після введення пакетного навчання швидкість збіжності значно зменшилась, але сам процес виявився дуже стійким, і після збоїв (початку розбіжності), що провокуються збільшенням коефіцієнта швидкості навчання μ , процес навчання легко повертається до режиму експонентного згасання після зменшення значення μ . Слід відзначити, що схожим чином, але більш м'яко, на поведінку кривої похибок впливає і зменшення β .

Оцінка вихідних значень нейронної мережі. Як вхідний сигнал до нейронної мережі організовувалась навчальна множина векторів, складовими яких були значення амплітуд окремих вибірок, що виконувались з частотою 20 Гц, E-W-, N-S- та Z-компонент сейсмічного сигналу. Максимальна потужність вхідного вектора (x_i, t_i) становила $i = 400$ компонент, що за частоти квантування сейсмічного сигналу, що використовувалась, охоплювало 20 с. Вихідний шар мережі складався з двох вузлів, цільовими значеннями для яких були зворотний азимут t_1 та відстань до епіцентру t_2 .

На рис. 4. зображено результат оцінки зворотних азимутів та епіцентральної відстаней для сейсмічної станції "Одеса". Для більшої виразності та кращої читаності величини азимутів та відстаней використаних землетрусів ранжовано за зростанням (суцільна лінія) і

для кожного значення наведено їх оцінки (пунктир), одержані з допомогою моделювання на нейронній мережі. Перші три рядки фігур ілюструють оцінки, зроблені для одиничного компонента сейсмічного запису тривалістю 20 с, і трьох компонентів тривалістю 6,6 с кожного, що пов'язано з потужністю вхідного вектора. З рисунка видно, що оцінки в більшості лежать в інтервалі $\sim 10\%$ похибки. Як і можна було передбачити, мережі, навчені на даних, що інкорпують три компоненти, демонструють кращі результати, незважаючи на в три рази менший "інформаційний" інтервал.

Сейсмічні сигнали Середземномор'я, що не брали участі в навчанні і пропонувались навченим мережам як екзамени, одержували оцінки координат, що лежали в межах вищезгаданої похибки.

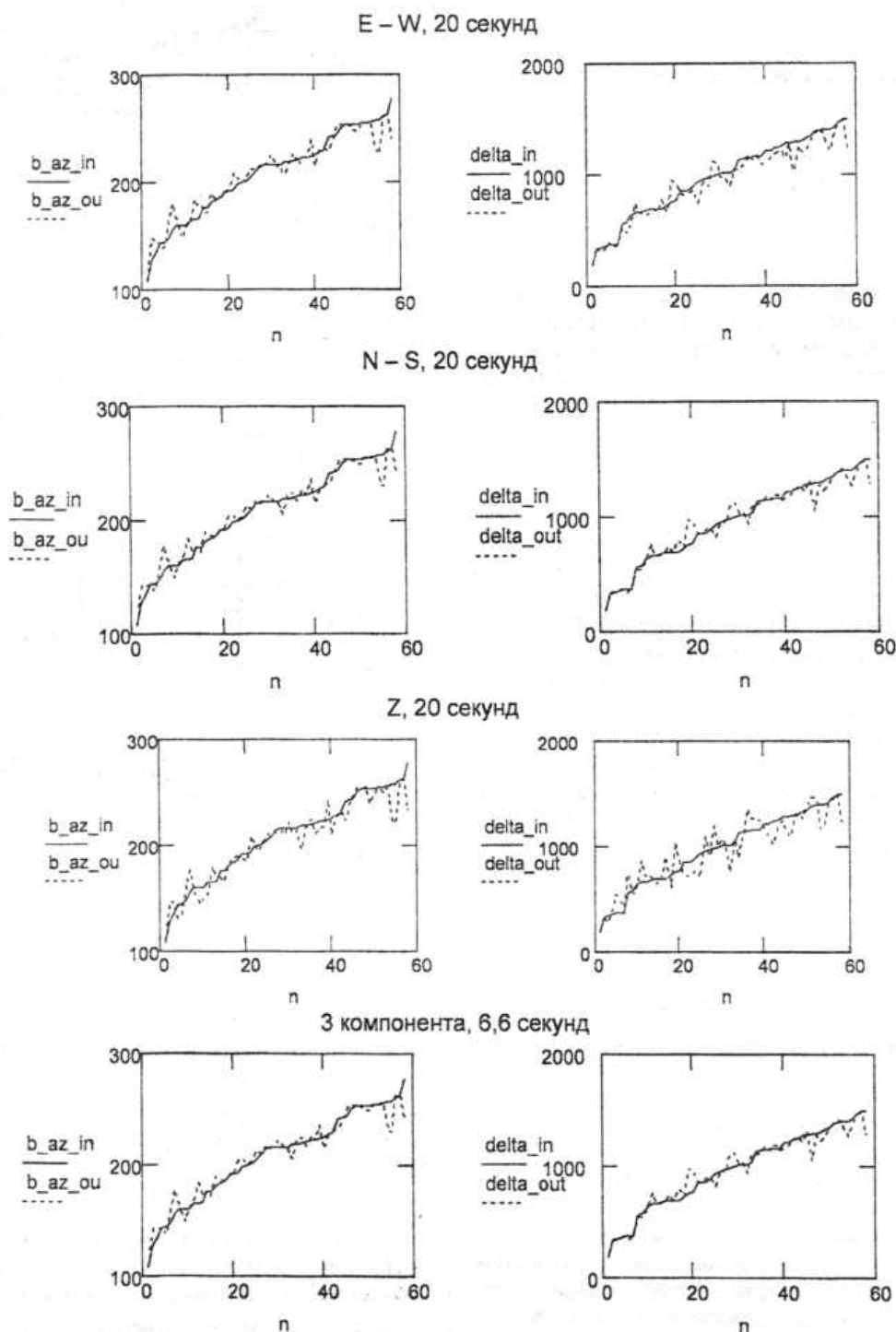


Рис. 4. Оцінка зворотного азимуту та епіцентральної відстані на одній сейсмічній станції з допомогою різних компонент сейсмічного сигналу

Таким чином, створені з допомогою нейронних мереж матриці коефіцієнтів, налаштованих на визначення "азимутів на джерело", та епіцентральної відстаней можуть бути використані для онлайнової обробки даних на окремій сейсмостанції. Такі матриці можуть бути створені для різних азимутальних створів, що забезпечить більш достовірну оцінку азимутів та відстаней. Крім того, накопичення з часом достовірних реєстрацій сейсмічних подій і перенавчання з ними нейронних мереж для більш вузьких азимутальних створів будуть підвищувати точність оцінок.

1. Саваренский Е.Ф., Кирнос Д.П., Харин Д.А. и др. // Руководство по производству и обработке наблюдений на сейсмических станциях

СССР. – М., 1952. – С. 143–155. 2. Kanamori H. Lokationg Earthquakes with Amplitude: Application to Real-Time Seismology. // Bull. Seism. Soc. Am. – 1993. – Vol. 83. – № 1. – P.264–268. 3. Droger D.S., Helmberger D.V. Determination of Source Parameters at Regional Distances with Tree-Component Sparce Network Data // J. Jeoph. Res. – 1993. – Vol. 98. – № 85. – P-8107–8125. 4. Magotra N., Ahmed N., Chael E. Seismic Event detection and source Location Using Single-Station (Three-Component) Data // Bull. Seism. Soc. Am. – 1987. – Vol. 77. – № 3. – P. 958–971. 5. Fan H. On the Earth Ellipsoid Best-Fited to the Earth Surface // J. of Geodesy. – 1998. – 72. –P. 511–515. 6. Лазаренко М.А., Герасименко О.А. Використання нейронних мереж для побудови годографів сейсмічних хвиль // Вісн. Київ. ун-ту. Геологія. – 2004. – Вип. 30. – С. 93–97. 7. Leach R.R., Jn., Dovia F.U., Vergiwo E.S. Yeld estimation using bangpass-filtered seismograms: Preliminary results Using Neural Networks with $m_b(P_n)$, Short-time, Long-time, and Coda energy Measurments // Bull. Sism. Soc. Amer. – 1993. – Vol. 87. – № 2. – P. 488–508.

Надійшла до редколегії 22.12.04