

ві комплексного аналізу сейсмологічних, геодинамічних, структурно-тектонічних та геолого-геофізичних даних.

1. Кендзера О.В., Вербицький С.Т., Стасюк А.Ф., Пронишин Р.С., Гурова І.Ю. Землетрус 3 січня 2002 року в Тербовлянському районі Тернопільської області // Вісн. Київ. ун-ту. Геологія. Вип. 23-24, 2002. – С. 106-109. 2. Пронишин Р.С., Вербицький С.Т., Стасюк А.Ф. Микуленецьке землетрясіння 3.01.2002г. // Сейсмологічний бюлетень – 2002г. 3. Сейсмическая шкала и методы измерения сейсмической интенсивности. – М.: Наука, 1975. – 210 с. 4. Верховцев В.Г. Выделение геотектонических элементов Вольно-Подольи по материалам структурно-геоморфологических и аэрокосмических исследований // Геотектоника Вольно-Подольи. – Киев.: Наук. думка. – 1990. – С.209-215. 5. Гордиенко В.В., Гордиенко И.В., Загородняя О.В., Ковачикова С., Логвинов И.М., Тарасов В.Н., Усенко О.В. Украинский шит (геофизика, глубинные процессы). – Киев, 2005. – С. 188-198. 6. Гордиенко В.В. Ком-

плексная геофизическая модель верхней мантии Трансевропейской зоны активизации // Геофиз. журн., 1997 – № 1. – С. 39-53. 7. В.Б. Соллоуб Лitosфера України. – Киев: Наук. думка, 1986. – С. 51 – 66. 8. Доленко Г.Я. Особливості розташування та систематика розломів Волино-Подільської плити // Доп. АН УРСР. Сер. Б. 1986. №11. 9. Паличенко В.П. Новейшая геодинамика и ее отражение в рельефе Украины. – Киев: Наук. думка, 1992. – 116 с. 10. Гинтов О.Б., Пашкевич И.К. Разломно-блоковая тектоника Вольно-Подольи. Кинематический анализ // Геофиз. журн. – 2004. – 26, № 1. – С.56 – 70. 11. Гинтов О.Б. Полевая тектонофизика и ее применение при изучении деформаций земной коры Украины. – Киев, 2005. – С. 296 – 321. 12. Сейсмичность и сейсмическое районирование Северной Евразии / Отв. ред. В.И. Уломо-мов. – М.: ОИФЗ РАН, Вып. 1. 1993. – 303 с. 13. Страхов В.Н., Уломо-мов В.И., Шумилина Л.С. Комплект карт общего сейсмического районирования Северной Евразии. – Физика Земли. 1998. № 10. – С. 92-96

Надійшла до редколегії 05.12.06

УДК 550.344.094.6 : 528.087.4 : 004.032.26

М.А. Лазаренко, канд. техн. наук, О.А. Герасименко, мол. наук. співроб.

ІМПЛЕМЕНТАЦІЯ НЕЙРОННО-МЕРЕЖЕВОГО ПІДХОДУ ДО РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ ПРОГНОЗУ ІНТЕНСИВНОСТІ СТЯСАНЬ

Мережа штучних нейронів використовується для розв'язання задачі розподілу інтенсивності стрясань на території України, що викликаються землетрусами Вранча, у постановці лінійної та множинної регресії.

The neural net approach is used to solve the linear and multiple regression problems for modeling of shaking intensity distribution over Ukrainian territory, caused by Vrancea earthquakes.

Вступ. В основі одного з підходів до оцінки сейсмічної небезпеки лежить критерій максимальної інтенсивності або бальності сейсмічних стрясань [1, 2]

$$I = bM - v \lg \Delta + c. \quad (1)$$

Тут I – інтенсивність сейсмічних стрясань, виражена в балах сейсмічної шкали типу MSK , M – магнітуда землетрусу, що визначається по PV -хвилях (m_p) для глибокофокусних землетрусів [3], v – ефективна розбіжність (фізична розбіжність і поглинання), $\Delta = \sqrt{h^2 + r^2}$, r і h – епіцентрально відстань і глибина вогнища відповідно. Параметр b зв'язується з жорсткістними характеристиками зони вогнища, що визначаються часткою високочастотних складових у спектрі випромінювання джерела [4]. Діапазон відомих оцінок його величини [5] досить вузький (1.3-1.7), що змушує, при відсутності колодзерельних записів, у багатьох випадках користуватися "середньосвітловим" значенням, рівним 1.5.

Таким чином, співвідношення (1) розглядається як рівняння логлінійної регресії [6], для якого в заданому регіоні для звичайно відомих h і M , підбираються такі значення постійних коефіцієнтів v і c , для яких би модель (1) задовольнялася щонайкраще.

Як видно, рівняння (1) не має параметрів, пов'язаних з латеральними варіаціями інтенсивності, обмежені також його можливості й по дальності. Згідно (1), при збільшенні епіцентральної відстані оцінка інтенсивності стрясань, при інших рівних, повинна зменшуватися, що суперечить численним спостереженням, що демонструють досить складну її поведінку. Такі суперечливі спостереженням оцінки інтенсивності доводиться коректувати підбором величини коефіцієнта b .

Відомі спроби поліпшити застосовність рівняння (1) для опису більш великих регіонів, використання постійних коефіцієнтів для яких не є коректним, перетворивши останні в кусочно-лінійні [7,8], але, навіть у такій постановці, модель поля стрясань є досить грубим наближенням до складної реальної ситуації, що є відбиттям істотно нелінійних багатопараметричних залежностей.

Постановка задачі. Параметричні й просторові описи об'єкта досліджень, у нашому випадку – території України, зручно співвідносити у формі растра [8,9], кожен прямокутний елемент (або піксель) якого відпові-

дає деякій ділянці території й характеризується вектором параметрів $x_i = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $i = 1 \dots n$, утворюючи генеральну сукупність U , $x \in U$.

Із всіх відомих сейсмічних впливів на територію України найбільший ризик представляють такі, що генеруються в горах Вранча (Румунія), з яких інструментально зареєстровані і/або макросейсмічно обстежені події 1940, '77, '86 й '90 років з магнітудами від 6.8 до 7.3, причому, для події 1940 р. для обслугованої території макросейсмічні дані скудні і у нас є відомості про макросейсмічну оцінку лише для 21 елементу растра.

Макросейсмічні оцінки впливу цих чотирьох землетрусів одержані в різних точках території України й усереднені по окремих елементах растра. Поля покриття растра оцінками для кожної з подій можуть перекриватися в різних сполученнях, крім того, існують чарунки (елементи растра), позбавлені макросейсмічних оцінок.

Якщо вивчається поведінка деякої функції, котра контролює розподіл інтенсивності стрясань на території, що описується у вигляді растрового числового зображення, і задається в кожному його елементі множиною аргументів-параметрів, то макросейсмічна оцінка інтенсивності стрясань в певному елементі може розглядатися як розв'язок для такої функції, а упорядкована послідовність аргументів-параметрів – як приклад такої поведінки. Інструмент статистичного аналізу – нейронна мережа дозволяє побудувати поведінкову модель, використовуючи множину чисельних перемінних, що представляють собою приклади цієї поведінки, і цільового значення – необхідного розв'язку для кожного із прикладів.

Пропонується на базі нейронно-мережевої моделі поля стрясань території України, використовуючи як приклади характеристики елементів растра, де існують макросейсмічні виміри впливу сильних землетрусів, оцінити інтенсивність стрясань, що викликаються гіпотетичним вогнищем Вранча необхідної магнітуди й глибини. Продемонструємо здатність нейронної мережі моделювати у лінійній постановці розв'язання цієї задачі.

Двошарова мережа штучних нейронів. Допускається шаруватість нейронної мережі обчислювати по кількості шарів синапсних (міжвузлових) зв'язків на тій підставі, що перший або вхідний шар нейронів не виконує ніякої іншої функції окрім комутативної. Ми дотри-

муємося іншого підходу, визначаючи шаруватість по кількості нейронних шарів, включаючи вхідний.

Емпіричний підбір коефіцієнтів рівняння (1), у ключі даного викладу, зручно виконувати, моделюючи поле інтенсивностей струсів за допомогою двошарової нейронної мережі, структура якої ясна з рис. 1.

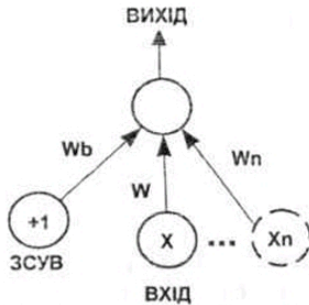


Рис. 1. Двошарова мережа штучних нейронів

Як і в (1), тут будується лінійна функція прогнозу поведінки деякої перемінної l по іншій x

$$l = wx + w_b, \quad (2)$$

де в позначеннях (1) $w = v$, $x = \lg \Delta$, $w_b = c + bM$, Δ – гіпоцентрально відстань. Вираз (2) моделюється навчанням мережі шляхом мінімізації помилки (функції втрат)

$$E = (I_{\text{макр}} - I_{\text{вих}})^2, \quad (3)$$

тобто квадрата різниці макросейсмічної оцінки $I_{\text{макр}}$ інтенсивності струсів, що виступає тут як цільове значення, і виходу $I_{\text{вих}}$ мережі, збудженого p -тим членом множини навчальної вибірки B .

Ця мінімізація здійснюється в ітераційному режимі обчисленням градієнта функції втрат E по кожному з ваг з наступною адаптацією міжвузлових ваг

$$w(t) = w(t-1) + \mu Ex, \quad (4)$$

де $0 < \mu < 1$ – деяка константа, що контролює швидкість збіжності ітераційного процесу, а t – номер кроку в одному циклі ітерації, котра іменується "епохою" і закінчується перебором всіх членів навчальної вибірки, тобто $\sum t = |B|$.

Навчання може бути стохастичним, коли операція (4) застосовується для кожного збудження мережі членом навчальної вибірки, або пакетним, що використовує математичне очікування помилки E з (3) після кожної ітерації.

Як і у випадку стандартних прийомів лінійної регресії, тут визначається два постійних коефіцієнти v й c , що задовольняють умовам лінійного узагальнення деякої множини величин h й Δ , коефіцієнт же b необхідно оцінювати перебором на множині можливих значень діапазону його існування.

Не порушуючи спільності можна стверджувати, що робота будь-якої нейронної мережі зводиться до класифікації векторів параметрів, що належать якомусь n -мірному гіперпростору, шляхом розбивки останнього на m областей, кожна з яких є областю визначення окремого класу. Показано [10], що для двошарової мережі число таких областей не може перевищувати величини $m \leq 2^k$, де k – кількість вузлів вихідного шару. У розглянутій постановці задачі, що обмежує нас одним цільовим значенням $I_{\text{макр}}$, тобто одним вузлом вихідного шару $k = 1$, мережа цієї архітектури здатна розділити вхідна множини параметрів лише на два класи: $m = 2$.

Ми не приводимо результатів використання розв'язку (2) для задоволення моделі (1) через його тривіальність, але можливості двошарової мережі в лінійній імплементації можуть бути цікавими для оцінки величин коефіцієнтів як функцій не тільки відстані, але й магнітуди.

Замінивши в (2) добуток у першому доданку на скалярний $w_i \cdot x_i$, де $i = 1, 2$, $x_1 = M$ і $x_2 = \lg \Delta$, з посиланням на позначення рис. 2 запишемо

$$l = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_b \quad (5)$$

Як видно, в (5) для архітектури мережі, зображеної на схемі рис.2, записана нейромережева модель рівняння (1), де всі коефіцієнти підлягають оцінці, розширюючи його до рівня множинної регресії.

Генеральна сукупність U має потужність $|U| = 475$ відповідно до кількості елементів растра цифрового зображення України. Ці елементи описуються двовимірними векторами, частина з яких, маючи макросейсмічну оцінку інтенсивності струсів у балах, іменується шаблонами й поєднується в підмножину – навчальну вибірку B

$$B \subset U, \quad x_i \in B, \quad x_i = (x_1, x_2, I_{\text{макр}}). \quad (6)$$

Макросейсмічні оцінки інтенсивностей струсів по трьом землетрусам дозволяють узагальнити їхній вплив, усереднивши особливості кожного з них, пов'язані із впливом механізму вогнища, його глибини й енергії на розподіл інтенсивностей струсів, організувавши навчальну вибірку, що складається із шаблонів, що відповідають максимальному впливу, викликуваному одним із землетрусів у даному чарунку. Такі "песимістичні" оцінки склали навчальну вибірку $|B| = 312$.

У процесі навчання нейронної мережі (5) коефіцієнт швидкості навчання (4) μ зменшувався в інтервалі значень $[1.5 \cdot 10^{-2}, 2 \cdot 10^{-4}]$. Поведінка функції помилок у процесі навчання наведена на рис. 2.

Тут видно, наскільки складна поверхня функції втрат на шляху градієнтного спуску до глобального мінімуму. Видно також велику кількість локальних мінімумів, уникнути яких вдається маніпуляцією в інтерактивному режимі величинами коефіцієнтів швидкості навчання й інерції, а також вибором моди навчання.

Для поліпшення обумовленості мережі необхідна підготовка вхідних даних шляхом їх нормування, що забезпечує збіжність процесу навчання й можливість підбору величини глобального коефіцієнта швидкості навчання. Хмара векторів параметрів проектується в таку область простору, де забезпечується в процесі навчання її зустріч із гіперплощинами, положення яких визначається стартовими значеннями, що задаються випадковими, ваг міжвузлових зв'язків мережі. З можливих варіантів нормування нами обрана така, що забезпечує нульові середні $\delta = 0$, стандартні відхилення $\xi = 1$, що проектує параметри в область в околиці початку координат.

У результаті навчання мережі (5), процес збіжності якого протягом 2000 ітерацій показано на рис. 2, отримані наступні значення ваг: $w_1 = 2.837 \cdot 10^{-1}$,

$$w_2 = -6.0909 \cdot 10^{-1}, \quad w_b = -5.3381 \cdot 10^{-2},$$

а для обчислення l використалося рівняння (5) трансформоване до виду

$$l = \xi_i (w_1 \hat{x}_1 + w_2 \hat{x}_2 + w_b) + \delta_i, \quad (7)$$

де $\hat{x}_{1,2} = (x_{1,2} - \delta_{1,2}) / \xi_{1,2}$, а значення математичного очікування δ й стандартного відхилення ξ зведені в табл. 1.

Таблиця 1. Математичне очікування δ й стандартне відхилення ξ для вхідних параметрів x_1, x_2 та l

x_1	δ_1	7.45	ξ_1	0.65
x_2	δ_2	2.694	ξ_2	0.354
l	δ_l	5.0	ξ_l	2.5

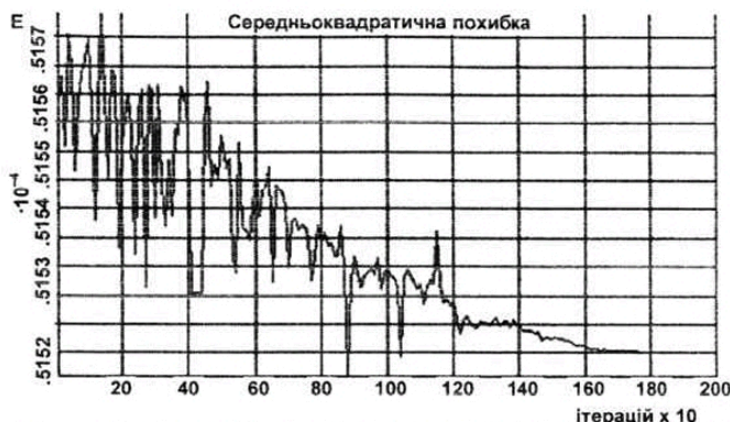


Рис. 2. Залежність функції помилок від кількості ітерацій у процесі навчання двошарової мережі

Опираючись на шкільну алгебру, можна використати рівняння (7) для одержання оцінок залежності коефіцієнта b від магнітуди та гіпоцентральної відстані. В термінах (7)

$$w_1 = \hat{I} - (w_2 \hat{x}_2 + w_0) / \hat{x}_1, \quad (8)$$

де \hat{I} визначається по аналогії з x із (5).

На рис.3, як приклад, показано поведінку коефіцієнта b при $M=6$ в залежності від величин інших змінних рівняння (8). Звертає увагу різка зміна цієї поведінки для усіх величин інтенсивності стрясань, інверсія та інваріантність значень на відстані ~ 550 км.

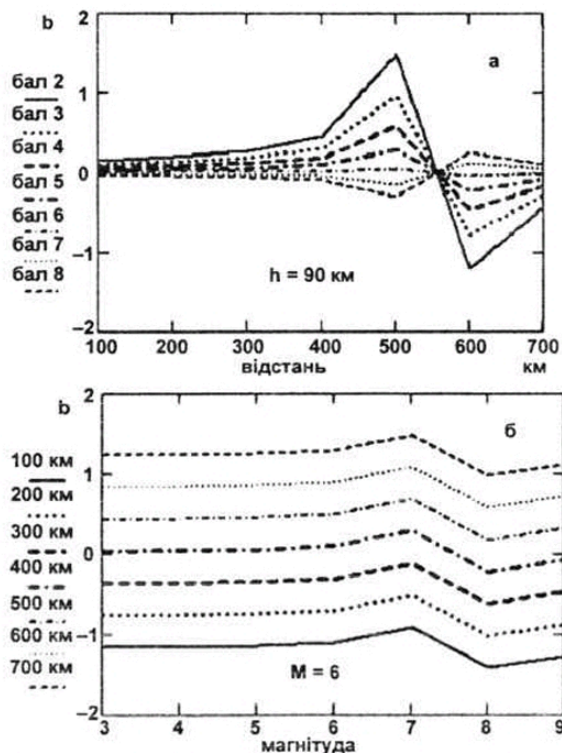


Рис. 3. Залежність величини коефіцієнту b для глибини гіпоцентру 90 км від: а) відстані до джерела при $M=6$ та б) від магнітуди при спостережуваній інтенсивності 6 балів

Слід зауважити також, що такий характер поведінки спостерігається для усього модельованого діапазону магнітуд ($M=3-9$).

Навчена нейронна мережа запом'ятовує ті закономірності, що зв'язують характеристики поля, запропоновані в якості прикладів поведінки поля, з цільовим значенням. Ці характеристики можуть бути недостатніми як за кількістю, так і повнотою опису процесу.

На рис. 4 наведено синтетичні ізосейсти, отримані в результаті моделювання поля інтенсивності струсів відповідно до рівняння (7). Варто зауважити, що на-

вчання нейронної мережі (5) проводилося до забезпечення рівня навченості не гірше ± 0.5 бала згідно (3). Цей рівень визначається точною макросейсмічних оцінок [11]. Крім того, функція інтенсивності стрясань являє собою низькоградієнтну поверхню, що обумовлює значну зміну картини проєкцій рівнів її перетину площиною при малій зміні величини кроку перетину, тому наведено трьохмірне зображення, що допомагає кращому сприйняттю прогнозу характеру розподілу поля інтенсивностей стрясань на території України.

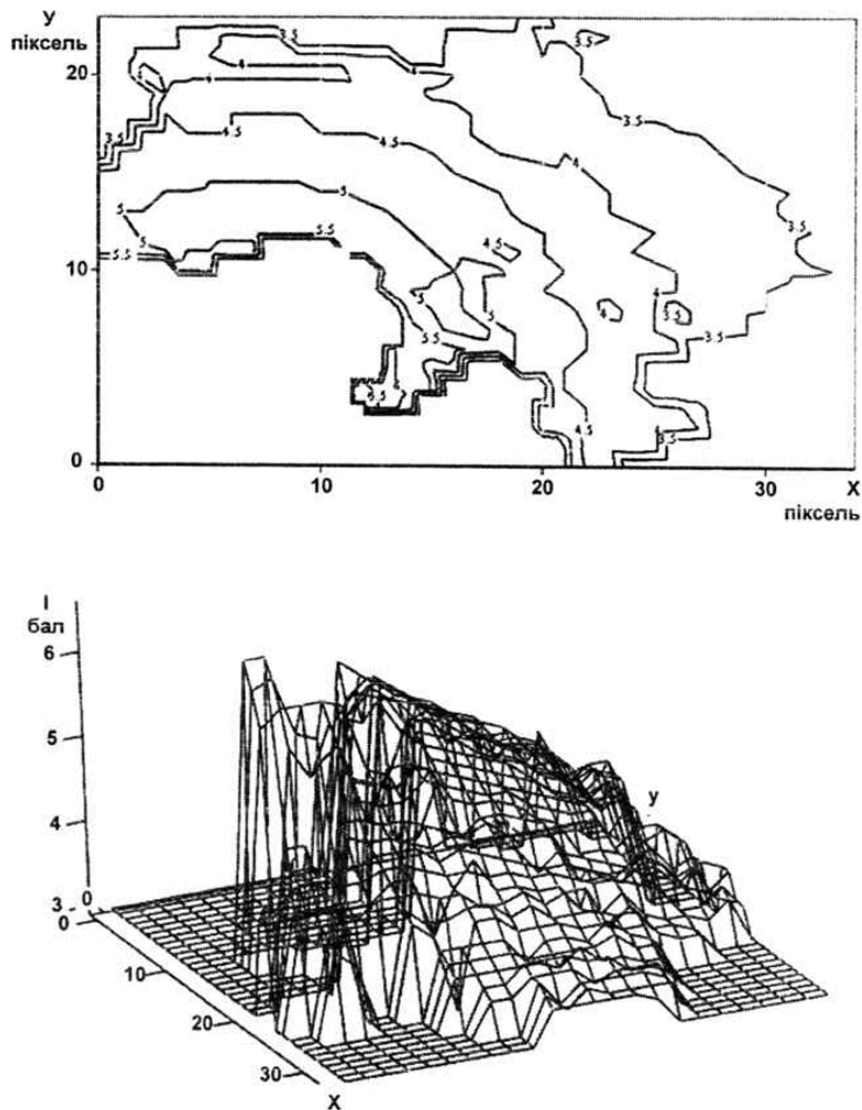


Рис. 4. Лінійний прогноз можливого максимального впливу сильних землетрусів Вранча типу '40, '77, '86 та '90 рр. на територію України. X-Y площину проведено на рівні 3 балів

Розглянута нейронна мережа, що складається із двох вхідних й одного вихідного вузлів, не здатна реалізувати функцію, що забезпечує коректний поділ двовимірної площини на частини так, щоб всі точки з множини вхідних сигналів, що належать різним класам, опинилися по різні боки площин розділу. Це стан лінійної нероздільності [12]. Лінійна регресія може забезпечити лише локальне наближення; застосовувана більш широко, вона стає неточною. Виходом із цієї ситуації може бути використання мереж більшої шаруватості та/або нелінійних функцій обробки сигналів – функцій активації нейронів.

1. Сейсмическое районирование. // Под ред. С.В. Медведева, М., Наука, 1968, С – 268. 2. Шебалин Н.В., Методы использования инженерно-сейсмологических данных при сейсмическом районировании // в кн. "Сейсмическое районирование СССР", М., Наука, -1968, -С. 95-111. 3. Шебалин Н.В., Сильные землетрясения. Избранные труды, М., Изд-

во Академии горных наук, -1997, -С. 542. 4. Новый каталог сильных землетрясений на территории СССР с древнейших времен до 1975 г., М., Наука, -1977, -С.335. 5. Шумила В.И. Статистические методы интерпретации и прогноза поля сейсмической интенсивности. Кишинев. "Штиница", -1983, -С.104. 7. Ризниченко Ю.В. Проблемы сейсмологии. Избранные труды, М., Наука, -1985, -С. 195-200. 8. Королев В.А., Лазаренко М.А. Параметры уравнения поля сейсмической интенсивности сильных подкорковых землетрясений зоны Вранча для территории Украины // Геофиз. журн., – 2003, 25, №6, -С. 106-112. 9. Лазаренко М.А., Королев В.А., О.Е. Герасименко, Прогноз распределения сотрясений в Украине, вызываемых сильными землетрясениями Вранча // Геофиз. журн. – 2006, №. . -С. 10. Лазаренко М.А., Королев В.О., Метод нейронных сетей у задачах сейсмичного районування. // Геоінформатика, -2004, №4, -С. 28-32. 11. Шебалин Н.В., Количественная микросейсмика // Вычислительная сейсмология, вып.19, М., Геос, – 2003, – С. 56-69. 12. Chen C, H Chen, Universal Approximation to Nonlinear Operators by Neural Networks with Arbitrary Activation Function and its Application to Dynamical Systems, Neural Networks, 6, – 1995, -P. 911-917.