

Нейромережеве оцінювання параметрів локалізації і магнітуди джерел землетрусів за початковими ділянками запису сейсмічного сигналу

М. А. Лазаренко, **О. О. Герасименко**, **Н. М. Остапчук**,
Н. А. Шипко, 2019

Інститут геофізики ім. С. І. Субботіна НАН України, Київ, Україна

Надійшла 3 листопада 2018 р.

Стаття посвячена особливо важливій темі пошуку короткотривалого попередження вступлення руйнівних сотрясеній території України шляхом оцінки в умовах реального часу характеристик сейсмічного процесу — магнітуди і параметрів локалізації джерела землетрусу, з використанням математичного апарату нейросетевого моделювання. Для розв'язання задачі оцінки параметрів, що характеризують зону джерела збудження і геометрію системи джерело—станція, використані початкові, найменше спотворені P -ділянки сейсмічних сигналів. Розроблено алгоритм моделювання на мережах штучних нейронів залежності записів перших секунд землетрусу від магнітуди і глибини гіпоцентра. Для визначення часу вступлення сейсмічних хвиль, особливо небезпечних з точки зору сейсмічного ризику, в алгоритмі використані записи землетрусів Вранча в обмеженій зоні джерел на прикладі сейсмічної станції "Одеса". Цей підхід узагальнено для мережі станцій "Одеса", "Сквира", "Полтава" і зареєстрованих на них в подальшому небезпечних сейсмічних подій на епіцентральному відстані до 12° . Оцінки прогнозу магнітуди, глибини джерела і координат епіцентра продемонстровані на різних компонентах записів землетрусів для часових вікон різної довжини. Предложені алгоритми можуть бути використані як при автоматичній обробці сейсмічної інформації, так і в прогнозуванні сейсмічної небезпечності, що передбачає пряме оперативне втручання сейсмологічних служб в оцінку сейсмічної небезпечності.

Ключові слова: нейросетеве моделювання, оцінка прогнозу, сейсмічна небезпечність, землетруси, магнітуда, параметри локалізації, глибина джерела, початкові ділянки сигналу, короткотривале попередження, алгоритм.

Постановка задачі попередження про сильні можливі й катастрофічні землетруси набуває на сьогодні першочергової актуальності. У густонаселених районах України тільки за останні роки мережею сейсмічних станцій Інституту геофізики (ІГФ) НАН України було зареєстровано 17 локальних землетрусів з магнітудою 3,2—4,8, з них 4 — значні: 7-го серпня 2016 р. сталося сейсмічне подія з магнітудою 4,8 у районі Маріуполя; 3 лютого 2015 р. — $M = 4,6$, на схід від Миргорода; 23 червня

2013 р. — $M = 4,6$, район Кривого Рогу; 7 серпня 2016 р. — $M = 4,8$, у межах українського шельфу Азовського моря. В 2016 р. відбулися землетруси зони Вранча: 23 серпня — $M = 5,7$; 27 грудня — $M = 5,6$, що спричинило відчутні стрясання земної поверхні в Одеській області і стурбовану реакцію громадськості. Вирішення цього завдання ускладнене й тим, що час між приходом у певну точку території України сейсмічного сигналу, збудженого джерелом зони Вранча, і час вступу поверхневої хвилі,

що викликає найнебезпечніші стрясування земної поверхні, для території України становить від декількох секунд до 4 хв.

Нейромережеве оцінювання інтенсивності стрясань [Лазаренко, Королев, 2004, 2006] від прогнозованого авторами "катастрофічного" землетрусу Вранча магнітудою 8,1 на глибині 150 км на підставі макросейсмічних даних реальних 7-бальних землетрусів дає невтішну картину передбачення руйнівних його наслідків (рис. 1). Зрозуміло, що попередження про потужні стрясування у такому маленькому часовому інтервалі має надходити в оперативному режимі.

Створення Національного центру сейсмологічних даних при ІГФ НАН України започаткувало формування цифрової бази моніторингу подій локального і регіонального масштабів мережею сейсмічних станцій України. Конфігурацію розташування сейсмічних станцій (с/с) "Сквира", "Полтава", "Одеса" (моніторинг — з 1997 р.), а також "Миколаїв", "Дніпро" (2013) на території України розроблено з урахуванням необхідності вивчення закономірностей розподілу інтенсивності сейсмічних подій від землетрусів Вранча у південно-західній і центральній частинах України (рис. 2). Водночас безперервний моніторинг зони Вранча дає змогу розвивати нейромережеве моделювання в режимі онлайн ем-

піричних моделей параметрів локалізації та магнітуди таких небезпечних джерел.

Найменш спотворена частина зареєстрованих сейсмічних хвиль—сейсмограм, які розглянуто нижче як графічні проєкції образу деякого джерела землетрусу, розташована на перших ділянках їх записів, тобто в межах *P*-хвиль [Leach et al., 1993]. За особливостю нейромережевого моделювання відтворювати властивості деякого образу лише по його частині розроблено алгоритм моделювання на керованих мережах штучних нейронів для оцінювання глибини гіпоцентра і магнітуди землетрусу за першими ділянками запису сейсмічного сигналу. Мова йде про створення алгоритмів універсальної емпіричної моделі короткострокових оцінок сейсмічного ризику за даними моніторингу складних архітектур геологічних середовищ, що ініціюють сейсмічні сигнали як для одиначної сейсмічної станції, так і мережі станцій.

Нейромережеве оцінювання магнітуди і параметрів локалізації зареєстрованих землетрусів джерела Вранча за даними сейсмічної станції "Одеса". Особливості функціонування нейромережевої моделі з метою оцінки магнітуди і глибини гіпоцентра джерел землетрусу, зареєстрованих сейсмічною станцією "Одеса" за період 1997—2012 рр., розглянуто раніше [Лазаренко, Герасименко, 2004, 2013].

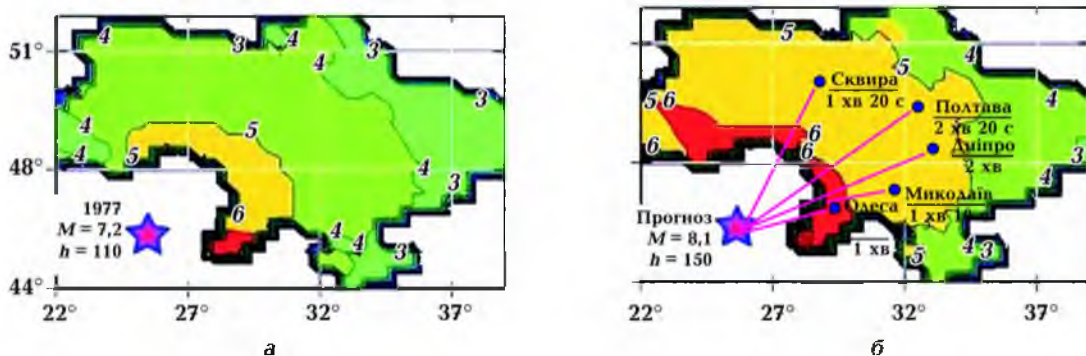


Рис. 1. Нейромережевий прогноз інтенсивності стрясань в балах території України від руйнівних землетрусів зони Вранча: *a* — за даними макросейсмічних спостережень 1977 р. $M = 7,2$; *б* — від гіпотетичного руйнівного землетрусу Вранча, $M = 8,1$. Показано інтервал пробігу поверхневих *L*-хвиль від часу реєстрації вступу *P*-хвиль землетрусу Вранча 23.09.2016 р. на станціях реєстрації.

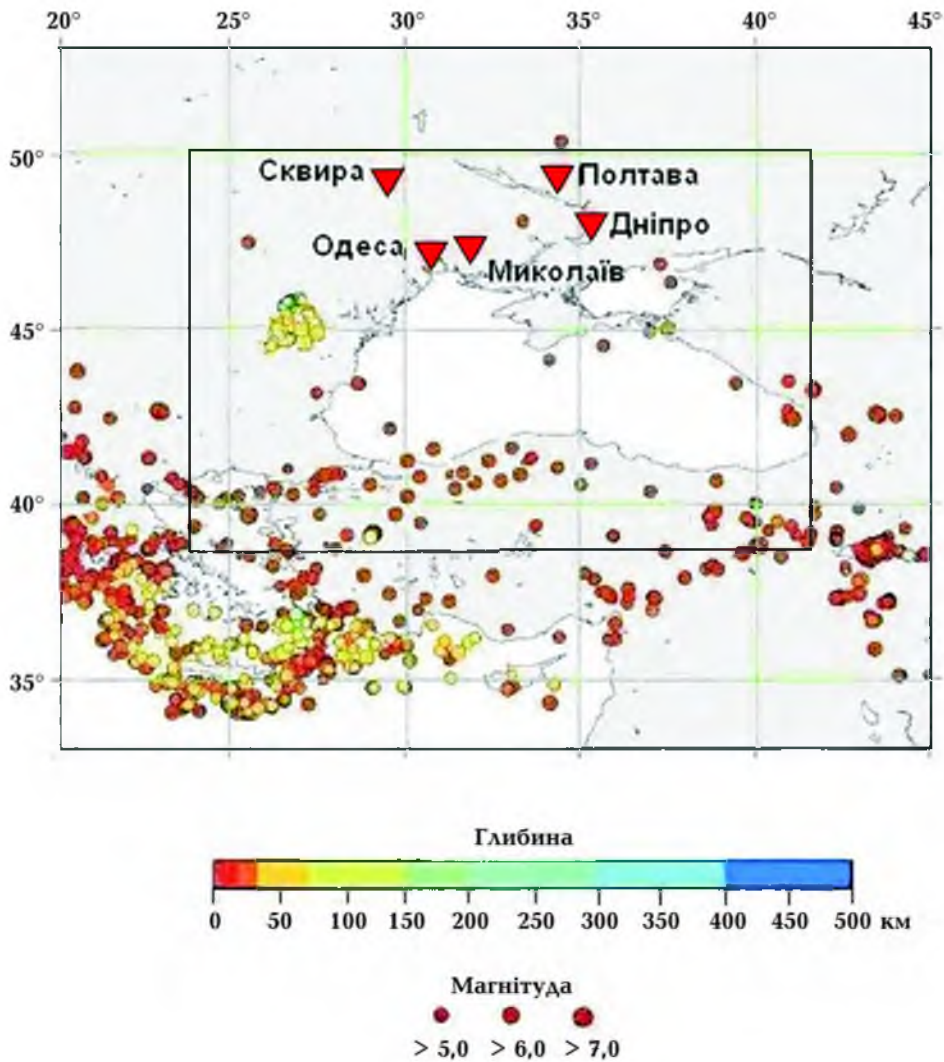


Рис. 2. Схема сейсмічної еманції регіону дослідження з даними зареєстрованих подій мережею сейсмічних станцій за період 2013—2018 рр.

Вхідні дані. Згідно з даними моніторингу 2013—2018 рр., мережею сейсмічних станцій було зареєстровано 72 землетруси зони Вранча магнітудою 3,2—5,7. З них відібрано для моделювання 35 кондиційних записів, зареєстрованих сейсмостанцією “Одеса”, з частотою вибірки 20 Гц, що становило 110 записів з урахуванням уже сформованої навчальної вибірки. Ординати запису всіх компонент нормовано до величини розмаху (min, max) сигналу відгуку індивідуального сейсмометра на П-подібний імпульс-тест стандартної амплітуди і тривалості. На рис. 3 показано зразки запису події Вранча з магнітудою 5,7 та вибірку за-

пису вступу — 5 с на Z-каналі реєстрації.

Нейронні мережі. 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 (“учитель”, бажаний вихід); j — його розмірність двох модельованих величин $j = 1, 2$.

Навчальна множина нейронної мережі

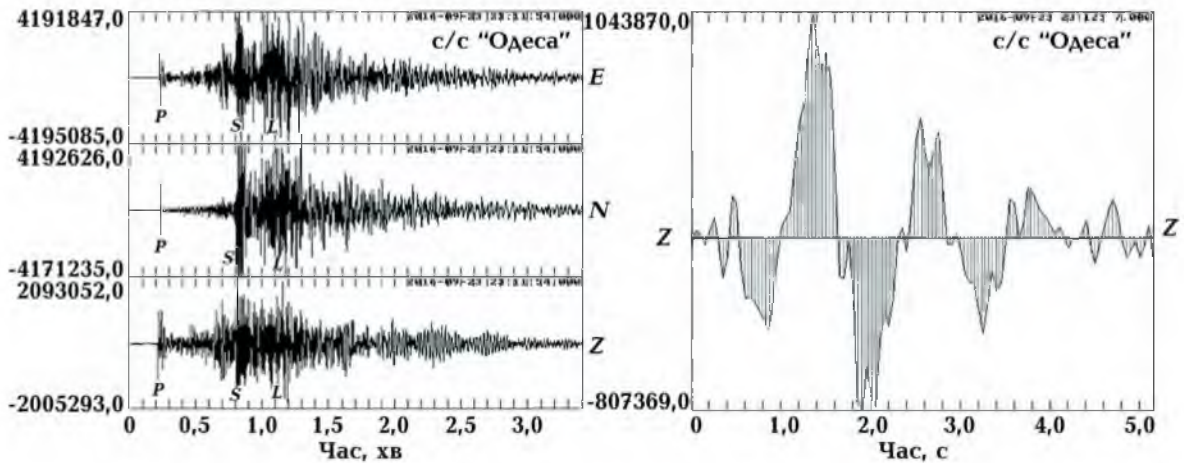


Рис. 3. Приклади запису сейсмічною станцією "Одеса", $M = 5,7$, $h = 92$ км, що стався 23.09.2016 р. і зареєстрованого Z-каналом п'ятисекундного вступу сейсмічного сигналу. Зображено приклад процесу поцифрування сигналу у вікні 5 с для створення елемента навчальної вибірки.

формувався з початкових ділянок трикомпонентних записів сейсмічного сигналу у вигляді вікон тривалістю 1, 2, 5 і 10 с, що за частоти поцифрування 20 Гц становило відповідно 20, 40 і 100 компонент. Як цільові величини або "вчитель" використовувалися значення магнітуди і глибини гіпоцентра кодованого землетрусу.

Навчання керованої нейронної мережі полягає в мінімізації міри різниці реакції мережі, збудженої k -м вектором параметрів навчальної вибірки, і бажаним виходом. Для визначення координат джерела випромінювання і глибини гіпоцентра автори використовували тільки ті зареєстровані сейсмічною станцією "Одеса" землетруси, відомості про які зафіксовано в міжнародних NEIC каталогах не менш ніж п'ятьма станціями. Це давало надію на високу точність визначення координат джерела випромінювання і глибини гіпоцентра.

У зв'язку з великою зашумленістю більшості сейсмічних трас було відібрано різні архітектури багат шарових, керованих, прямопоточних, повнозв'язаних нейронних мереж, навчання яких здійснювали методом зворотної передачі помилки [Chauvin, Rumelhart, 1995].

В якості вхідного сигналу нейронної мережі була організована навчальна множина векторів, складовими яких були зна-

чення амплітуд окремих вибірок з частотою 20 Гц $E-N-Z$ -компонента сейсмічного сигналу. Максимальна потужність вхідного вектора $(x_i, t_j) = 300$ компонент, що за частоти квантування сейсмічного сигналу, який використовували, охоплювало 10 с. Вихідний шар мережі складався з двох вузлів, цільовими значеннями для яких були глибина гіпоцентра t_1 і магнітуда t_2 .

На рис. 4 зображено поведінку середньоквадратичної похибки в процесі навчання тришарової мережі штучних нейронів, що має архітектуру, яка пошарово

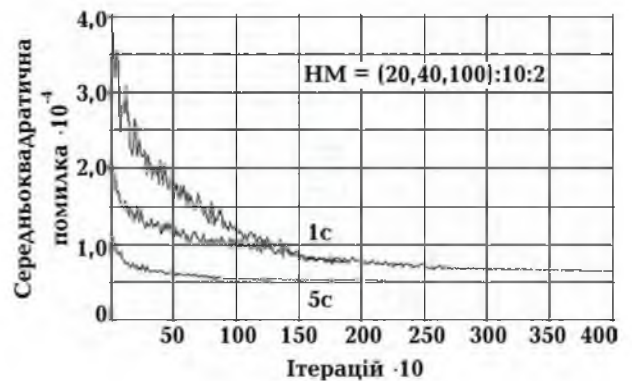


Рис. 4. Приклад поведінки середньоквадратичної похибки при навчанні нейронних мереж указаних на графіку архітектур. Вхідний вектор сформований із Z-компоненти сейсмічного сигналу тривалістю 1, 2, 5 с.

Т а б л и ц я 1. Зразок каталогу екзаменаційної вибірки землетрусів Вранча для оцінювання нейромережевого моделювання

Номер	Дата землетрусу	Час у джерелі			λ , град	ϕ , град	h , км	M	Зво-ротний азимут, град	Δ , км	Імпульс-тест			Час реєстрації першого вступу
		h	m	s							E	N	Z	
1	2011.10.04	02	40	48,00	26,460	45,540	134	4,6	251,409	365,618	36564	36694	35618	02 41 38,20
2	2009.04.25	17	18	48,64	26,610	45,650	100	5,2	253,416	354,994	38274	37840	37743	17 19 36,05
3	2012.01.10	18	25	45,47	26,230	45,500	133	4,5	251,793	383,959	37353	36887	36580	18 26 38,05
3	2016.09.23	23	11	20,20	26,620	45,710	92	5,7	253,544	347,272	267881	262102	269981	23 21 42,95
4	2014.03.29	19	18	05,00	26,520	45,690	132	4,7	253,628	355,355	277209	285480	264729	19 18 54,80
5	2013.03.16	00	34	19,00	27,038	46,140	25	4,2	260,055	302,766	285560	289677	291055	00 35 00,95
6	2017.08.02	02	32	12,30	26,400	45,530	133	4,8	251,519	370,383	274329	263305	269981	02 33 03,05
7	2010.09.30	05	31	22,40	26,310	45,500	135	4,5	251,445	378,150	37293	36789	29445	05 32 13,90
8	2015.03.16	15	49	48,90	26,480	45,650	113	4,5	253,126	359,793	277660	266129	269981	15 50 06,40
9	2018.04.25	17	15	48,10	26,340	45,630	151	4,6	253,384	370,811	263907	282803	269981	17 16 39,65
10	2009.10.22	12	20	57,00	26,520	45,660	157	3,7	253,122	356,483	38274	37840	37743	12 21 48,82

може бути записана у вигляді $HM = (20, 40, 100 \text{ вибірок}) : 10 : 2$.

Відмінний характер поведінки кривих різних циклів навчання пов'язаний з різними шляхами пошуку глобального мінімуму поверхні похибок, що зумовлені різними випадковими наборами стартових міжвузлових ваг, початковою точкою градієнтного спуску і порядком випадкового пред'явлення мережі членів навчальної вибірки в кожній ітерації.

Навчання нейронної мережі до рівня прийнятної похибки проводили за запропонованою раніше авторами схемою інтерактивного навчання, так званим перериванням, що забезпечує процес навчання після "німих" епох — тобто кількості ітерацій, результати яких не візуалізуються, після чого фіксували результати обчислення середньоквадратичної помилки компо-

ненти E , середнього m , дисперсії v , стандартного відхилення S і кількість невіршених об'єктів B_k .

Із бази даних, яка складалась із 110 записів землетрусів зони Вранча, зареєстрованих на сейсмічній станції "Одеса", було вибрано випадково кілька варіантів по 10 подій, які не були задіяні у навчанні нейронних мереж, їх зберігали для іспиту мереж. Навчену нейронну мережу збуджували сигналом (вектором параметрів), сформованим з цієї екзаменаційної вибірки, і вихід мережі порівнювали з бажаними значеннями глибини джерела і магнітуди сейсмічної події.

Оцінка вихідних значень нейронної мережі. На рис. 5, 6 наведено результати роботи нейронних мереж в операційному режимі. Кожна з цих мереж мала кількість вузлів вхідного шару, що дорівнює потуж-

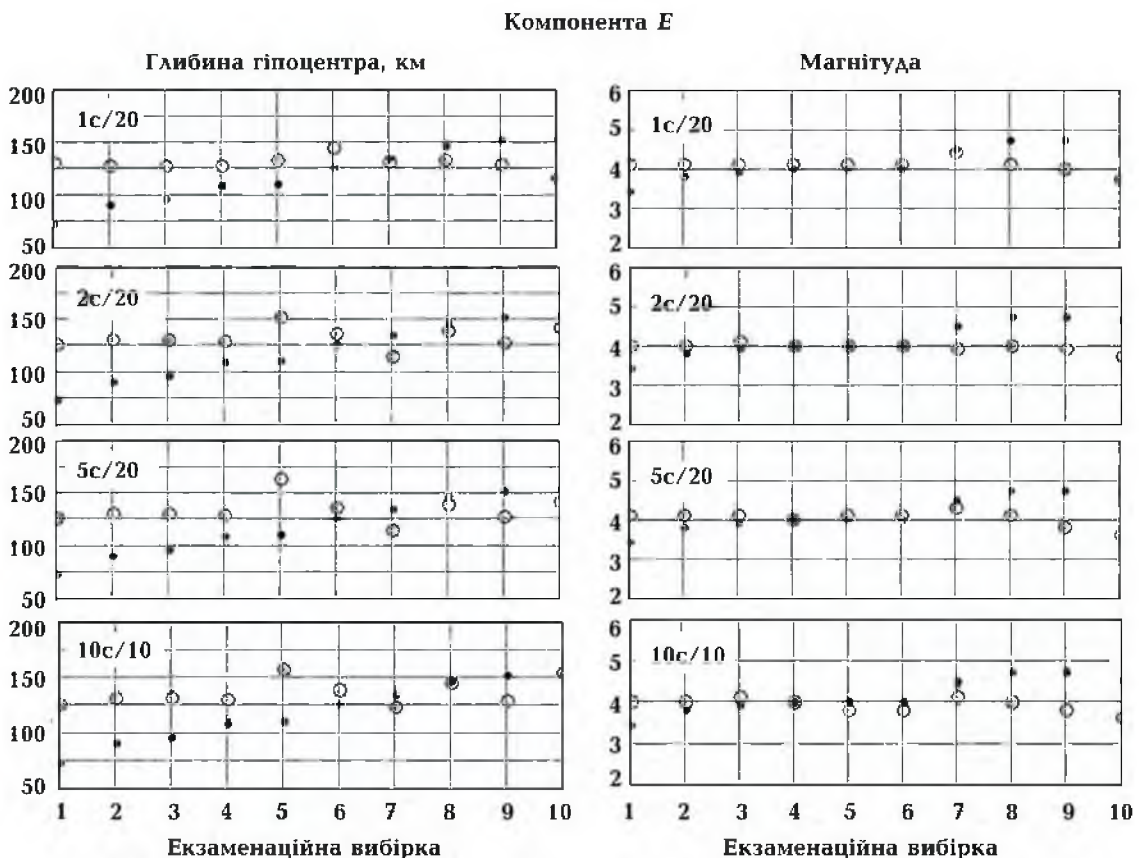


Рис. 5. Нейромережеве оцінювання глибини гіпоцентра і магнітуди для 10 подій, які не були задіяні у навчанні мережі і були сформовані векторами різної потужності E -компоненти запису землетрусів Вранча на сейсмостанції "Одеса".

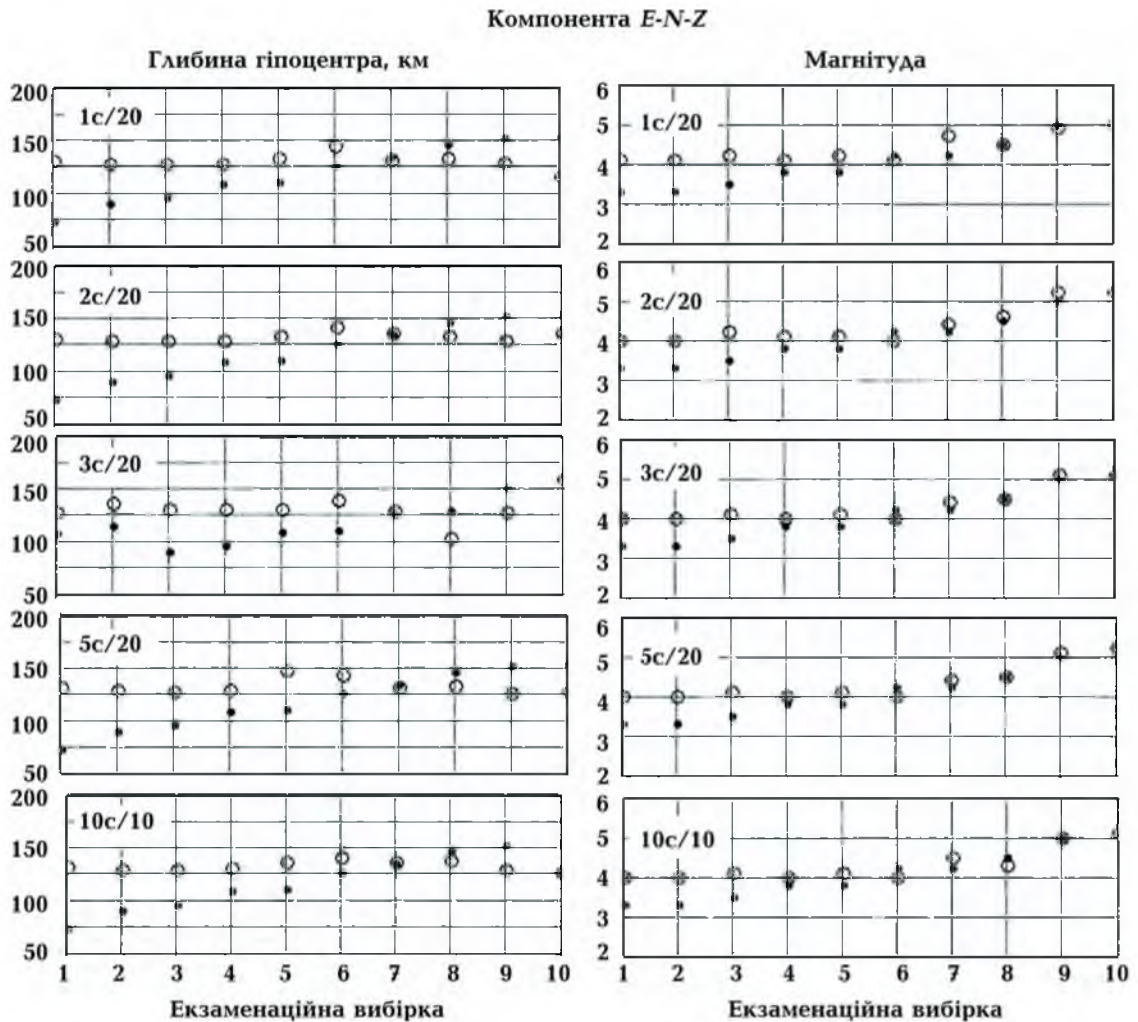


Рис. 6. Нейромережеве оцінювання навченої нейронної мережі значень магнітуди і глибини гіпоцентра збудженої 10 векторами екзаменаційної вибірки різної потужності, що сформовані E-N-Z-компонентою запису землетрусів Вранча на сейсмостанції "Одеса". (див. табл. 1).

ності вектора навчальної вибірки + 1. За довжини часового вікна, наприклад, 5 с і частоти оцифрування сигналу у вікні 20 Гц потужність вектора становить 100 компонент. Цей розрахунок справедливий для однієї компоненти. У разі використання E-N-Z-компонента сейсмічного сигналу максимальна потужність вхідного вектора (x_i, t_j) становить $i = 300$ компонент, що при частоті квантування сейсмічного сигналу, який використовувався, охоплює 10 с. Вихідний шар мережі складався з двох вузлів, цільовими значеннями для яких є глибина гіпоцентра t_1 і магнітуди t_2 .

На графіках (див. рис. 5, 6) каталожні значення гіпоцентральної глибини і маг-

нітуди екзаменаційної вибірки, впорядковані за зростанням, показано непрозорими червоними кульками; відповідні їм виходи нейронних мереж — колами.

Аналіз отриманих результатів свідчить про досить хороше наближення прогнозу магнітуди землетрусу за початковими ділянками сейсмічного запису. Високу інформативність початкових ділянок сейсмічного сигналу підтверджують дослідження, що були виконані раніше [Magotra et al., 1987]. Навіть за записом вступу сейсмічного сигналу в інтервалі 1 с вдається в реальному масштабі часу досить точно спрогнозувати обвідну очікуваного сигналу (і, отже, оцінити магнітуду) землетрусу [Leach et al.,

1993]. Доволі добре наближення до прогнозу магнітуди землетрусу на початкових ділянках сейсмічного запису показують наведені в рисунках результати нейромоделювання.

Оцінки глибини джерел демонструють більш значні розбіжності з даними каталожних визначень. Для E -компоненти екзаменаційного сигналу № 5 (землетрус 16.03.2013 р., $M = 4,2$, глибина 25 км) похибка визначення може бути пов'язана з реєстрацією сейсмостанцією "Одеса" корового землетрусу, не типового для навчених на глибинних подіях мереж. Однак навіть у такому випадку кращі результати показує оцінка глибини часового вікна в 1 с. Для однієї і трьох компонент різних часових інтервалів (від 1 до 10 с) нейромережева похибка визначення глибини джерела має тенденцію заглиблення цієї глибини до 25 км (крім помилок первинної обробки даних).

Збільшення бази спостережуваних землетрусів, більш точна первинна обробка й вибір оптимальної для певної точки спостережень нейромережевої моделі джерела можуть дати цілком прийнятні результати.

Нейромережеве оцінювання магнітуди і параметрів локалізації зареєстрованих землетрусів за даними мережі сейсмічних станцій. Записи землетрусів, що генеруються в обмеженій зоні, на прикладі джерел зони Вранча за даними однієї сейсмічної станції можуть бути використані у задачах визначення моменту, найнебезпечнішого з позиції сейсмічного ризику. Втім у такій постановці питання дискримінації подій за координатами не вирішується, тому була зроблена спроба узагальнити розглянутий підхід, поширивши його на мережу станцій і зареєстровані на них сейсмічні події на епіцентральної відстанях у межах 12° .

Вхідні дані. Площею застосування для задачі моделювання на нейронних мережах було обрано регіон з координатами $\varphi = 50 \div 38^\circ$, $\lambda = 24 \div 42^\circ$ (див. рис. 1). На базі моніторингу трьох сейсмічних станцій, розташованих на платформній частині території України, було відібрано 494 найякісніші записи сейсмічних подій у ре-

гіоні досліджень, які розподілено по станціях такими навчальними вибірками: "Сквира" — 189, "Одеса" — 203, "Полтава" — 102.

Наведені нижче приклади записів на сейсмостанціях "Одеса" і "Полтава" (рис. 7) вибірок перших секунд землетрусу Егейського моря ($\varphi = 25,40^\circ$, $\lambda = 40,29^\circ$), що сталося 24 травня 2014 р. з магнітудою $M = 6,9$ на глибині $h = 27$ км, свідчать про істотне розходження форми записів землетрусів, зареєстрованих з одного сейсмічного джерела на кожній із сейсмічних станцій за однакових апаратурних умов. За даними корового землетрусу 24.05.2014, максимум амплітуд поверхневих L -хвиль на сейсмічній станції "Одеса" при епіцентральної відстані 837 км після вступу поздовжніх P -хвиль становить 3,2 хв; на с/с "Сквира" (1099 км) — 3,6, на с/с "Полтава" ($\varphi = 1259$) — 4,5 хв.

Важливі також велика часова і просторова різниця вступу зареєстрованих хвиль з різних джерел, що є відображенням умов генерації джерел землетрусів у різних геолого-тектонічних структурах регіону дослідження, їх енергетичного класу, епіцентральної відстані, глибини гіпоцентра і особливостей спотворення сейсмічних хвиль під час їх поширення (рис. 8).

Нейронні мережі. Із усієї множини векторів генеральної сукупності, що складається з цифрових записів 494×3 (E -, N -, Z -проекції хвильового процесу) зареєстрованих сейсмічних трас, була створена навчальна структура для формування матриці кодів, що має здатність узагальнити вихідну множину і таким чином спрогнозувати поведінку системи, яка моделюється, або її окремих елементів. Навколишнім середовищем для мережі штучних нейронів у нашому випадку є множина навчальної вибірки \mathbf{B}_k вхідних векторів \mathbf{x}_{jk} k -го досліджуваного процесу — оцифровані вибірки сигналів хвильової форми $S(t)$ у часовому вікні $[t - \Delta t, t]$, а в ролі "вчителя", що керує модифікацією параметрів, — цільові значення \mathbf{t}_{jk} — оцінки двох визначених параметрів джерела збудження зареєстрованих землетрусів: а) магнітуда — глибина $M-h$; б) координати епіцентру

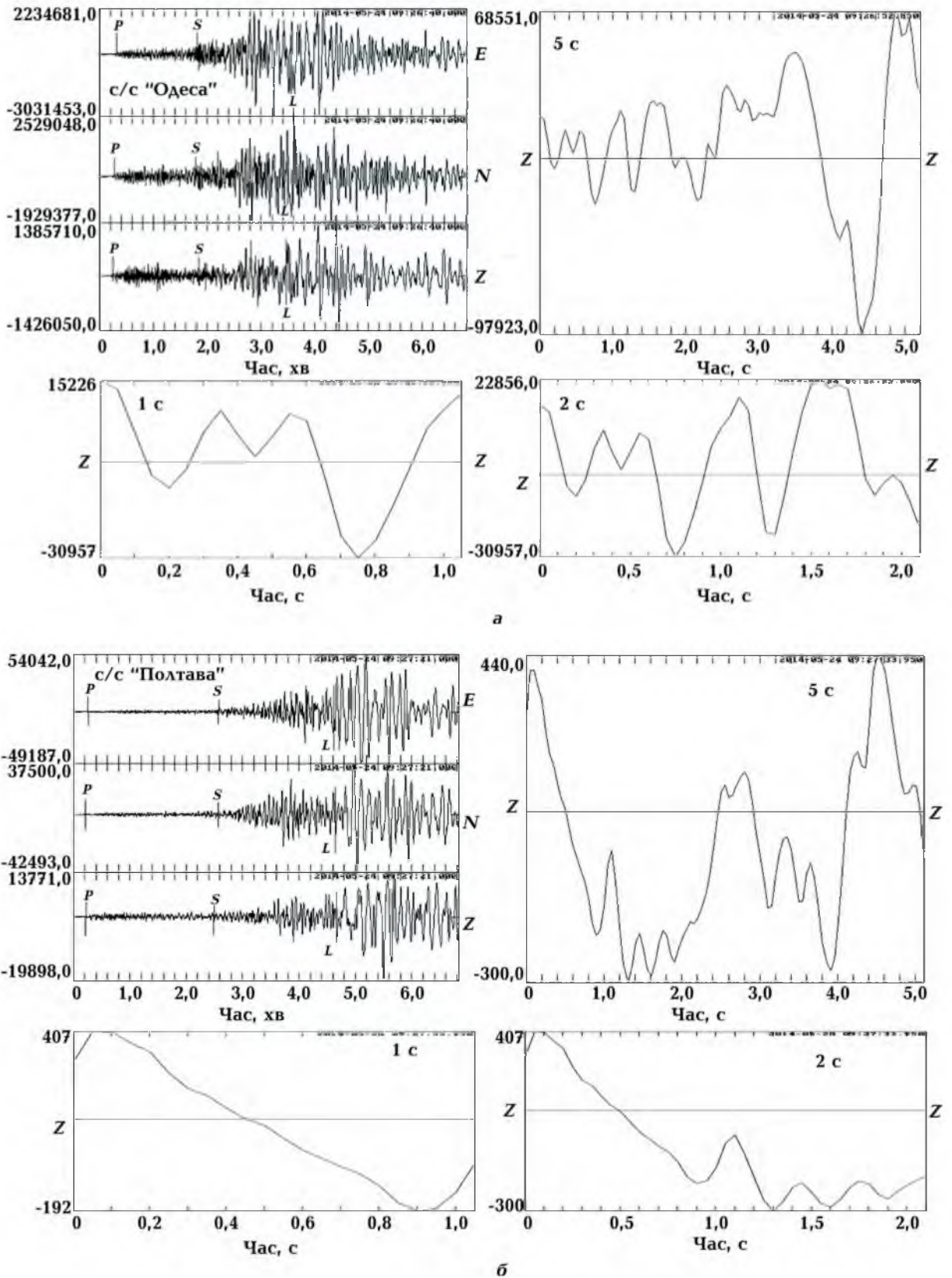


Рис. 7. Записи землетрусу Егейського моря 24.05.2017 р. $M = 6.9$, $h = 27$ км за даними реєстрації сейсмостанціями "Одеса" (див. рис. 7, а) і "Полтава" (див. рис. 7, б). Наведено приклади реєстрації перших 1, 2, 5 с вступу сигналу Z-компоненти.

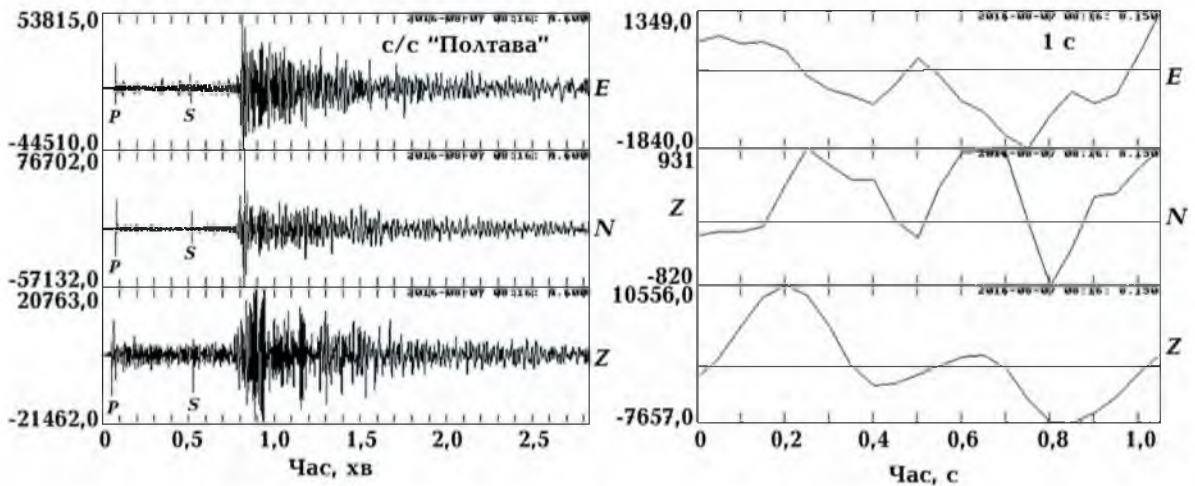


Рис. 8. Реєстрація землетрусу 7 серпня 2016 р. у районі Маріуполя ($M = 4,8$, $h = 10$ км) за даними сейсмічної станції "Полтава", перша секунда вступу сейсмічного сигналу на каналах реєстрації.

$\varphi - \lambda$. Для функціонування мережі в операційному режимі з бази даних було вибрано випадковим чином 39 экзаменаційних землетрусів, що становить 8 % загального числа аналізованих даних, збережених для іспиту. Навчену нейронну мережу збуджували сигналом (вектором параметрів), сформованим з цієї экзаменаційної вибірки, а вихід мережі порівнювали з означеними вище цільовими значеннями.

Визначення початкової ділянки сейсмічного сигналу як деякої характеристики процесу, що реєструється, забезпечує як найменший рівень шуму (хвильового процесу), так і можливість використання нейромережових моделей для прийняття рішень у реальному масштабі часу. Проте пошук оптимальної величини часового вікна утруднений через варіабельність розмірності простору навчальної множини, що спричинено зміною величини вікна, оскільки оцінка відносної інформативності вектора — об'єкта навчальної вибірки в цьому випадку ґрунтується на нейронних мережах різної архітектури і подібність результатів моделювання на них не очевидна.

Автори використали опис хвильової форми $S(t)$ у часовому вікні $[t - \Delta t, t]$ за допомогою постійного числа параметрів шляхом кодування сигналу (табл. 2).

Теорема про універсальну апроксимацію доводить здатність нейронної мережі із заданою точністю апроксимувати будь-яку безперервну функцію декількох змінних, але не визначає кількості нейронів (вузлів) прихованого шару [Dai, MacBeth, 1995]. У кожному конкретному випадку питання про тип і розмір нейронної мережі вирішували дослідним шляхом.

Експериментальний досвід, отриманий під час навчання нейронних мереж різної топології для побудови оцінок магнітуди і координат епіцентру, показав складність багатовимірної поверхні помилок та індивідуальність розв'язування задачі збіжності процесу навчання за відмінної довжини досліджуваного сигналу (1—5, 10 с) на різних сейсмічних станціях. Це потребує ретельного підходу до складових навчального процесу в кожному проведеному експерименті: вибору початкових стартових ваг і коефіцієнта швидкості навчання μ_t ; маніпулюванню модою навчання τ : пакетною або стохастичною; коригування коефіцієнта інерції β для виключення небезпеки попадання в локальний мінімум або розбіжності процесу навчання.

Аналіз наведених залежностей показав, що для заданого рівня складності поставленого завдання і потужності вхідного вектора мінімум абсолютного значення серед-

ньоквадратичної помилки забезпечує прямопоточна, повнозв'язана керована нейронна мережа багат шарової структури не менш ніж трьох прихованих шарів різної потужності (рис. 9).

Оцінка вихідних значень нейронної мережі. Кожен із сигналів, що входить до навчальної вибірки, незалежно від величини часового вікна, кодували 12-вимірним вектором, що дає змогу за однакової архітектури нейронної мережі зробити висновок стосовно відносної інформативності часових вікон різної тривалості. Як приклад, на рис. 10, 11 для подій, які не брали участі у навчанні мережі, порівняно результати моделювання глибини джерела,

магнітуди події, широти і довготи епіцентру, з каталожними значеннями.

Моделювання за даними, наведеними на рисунках, підтверджує, що найбільш інформативні і найменш спотворені початкові відрізки вступу сигналів, тобто перші секунди зареєстрованих записів, незалежно від особливостей вогнищ і енергетичного рівня аналізованих подій.

Результати моделювання, що базуються на мережі сейсмічних станцій (рис. 10, 11), демонструють значний прогрес в оцінюванні магнітуди порівняно з моделями, що були застосовані в експерименті із записами однієї сейсмостанції.

Розбіжність з отриманими в результаті

Т а б л и ц я 2. Приклад опису параметрів кодування перших секунд вступу сигналу, зареєстрованого мережею сейсмостанцій, що входять у навчальну вибірку нейронної мережі

Номер	Характеристика	Параметр
1	Кількість вибірок вікна: позитивних негативних	n^+ n^-
2	Відношення максимальної амплітуди (A_{\max}) до середньоквадратичної величини (rms): пікових максимальних значень мінімальних значень	$A_{\max} / P^{+ rms}$ $A_{\min} / P^{- rms}$
3	Енергія сигналу у вікні, віднесена до довжини вікна	$S(t)^2 / [t - \Delta t, t]$
4	Часова вирізка	$\arg \left(\begin{array}{c} t \\ 5\% \leq \int S(t)^2 dt \leq 95\% \\ t - \Delta t \end{array} \right)$
5	Частота домінуючої складової спектра сигналу у вікні	f_{\max}
6	Амплітуда домінуючої частотної складової	$A_{f_{\max}}$
7	Відношення домінуючої частоти до середньоквадратичної величини спектрального складу	f_{\max} / f_{rms}
8	Кількість перетинів нульового рівня	N_0
9	Відношення числа екстремумів до числа вибірок у вікні: позитивних негативних	$P^+ / [t - \Delta t, t]^+$ $P^- / [t - \Delta t, t]^-$

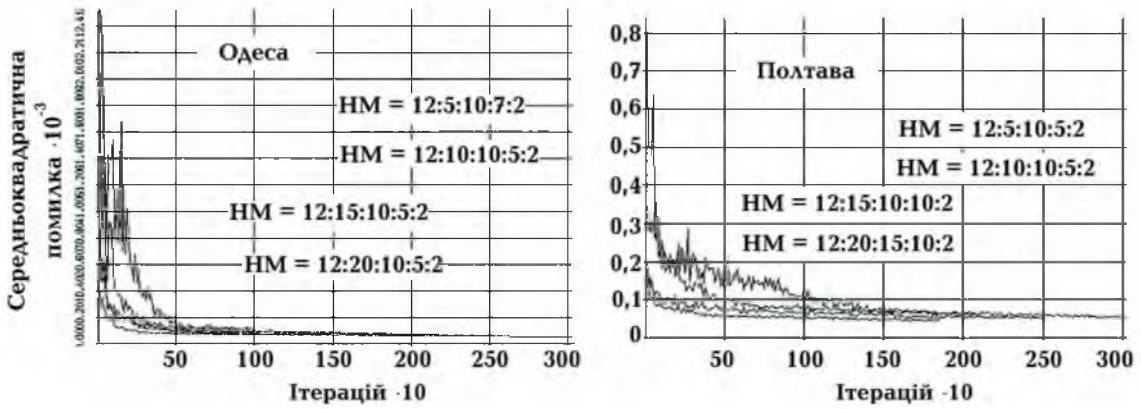


Рис. 9. Поведінка функції втрат залежно від кількості ітерацій при навчанні нейронних мереж різних конфігурацій. Вхідний вектор сформований з *E-N-Z*-компонентою вступу сейсмічних сигналів, зареєстрованих с/с "Одеса", "Полтава", тривалістю 5 с з частотою поцифрування 20 Гц.

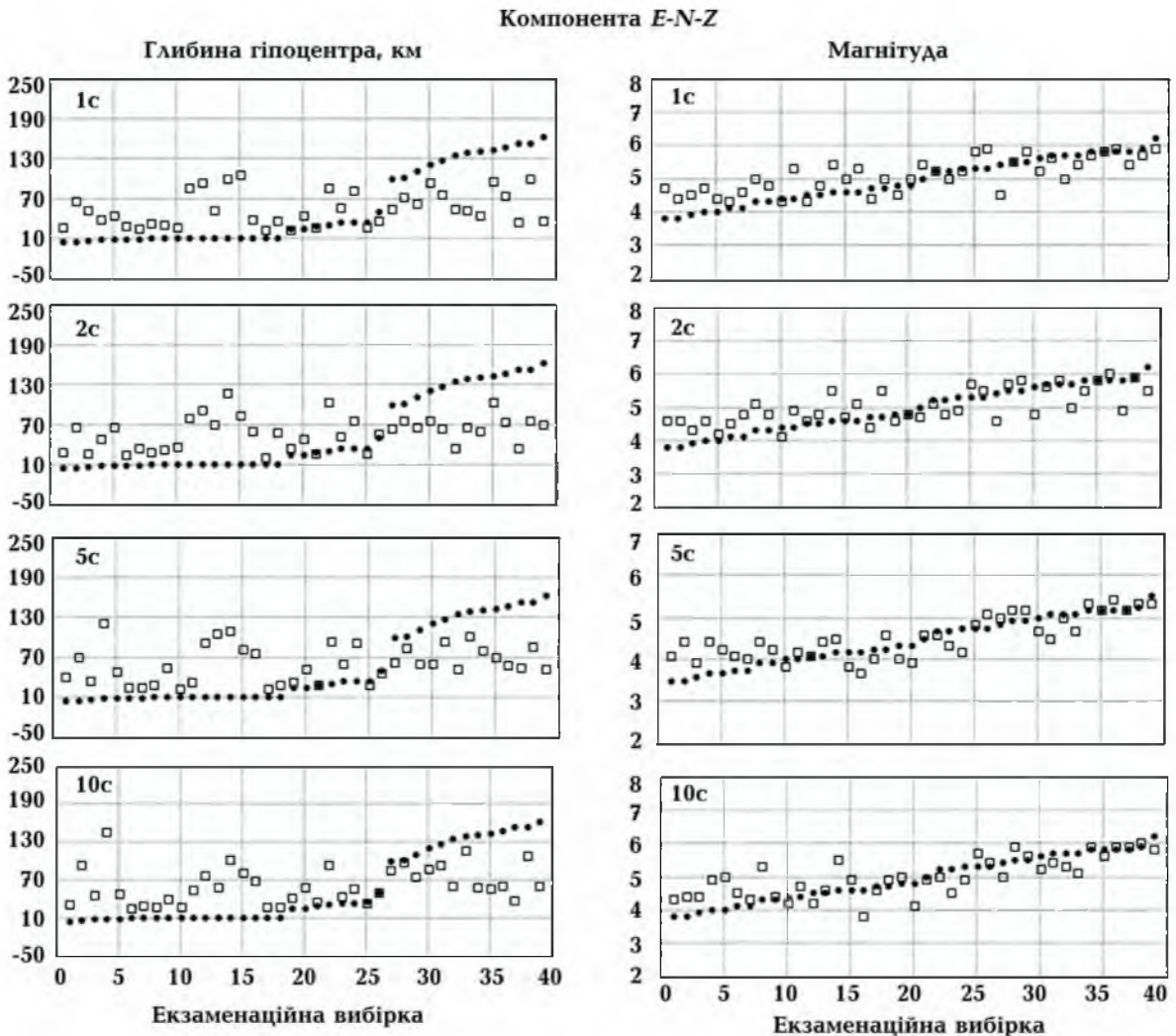


Рис. 10. Оцінка глибини гіпоцентра і магнітуди навченої нейронної мережі, збудженої 39 векторами, сформованих з *E-N-Z*-компонентою запису землетрусів регіону моделювання мережею сейсмічних станцій.

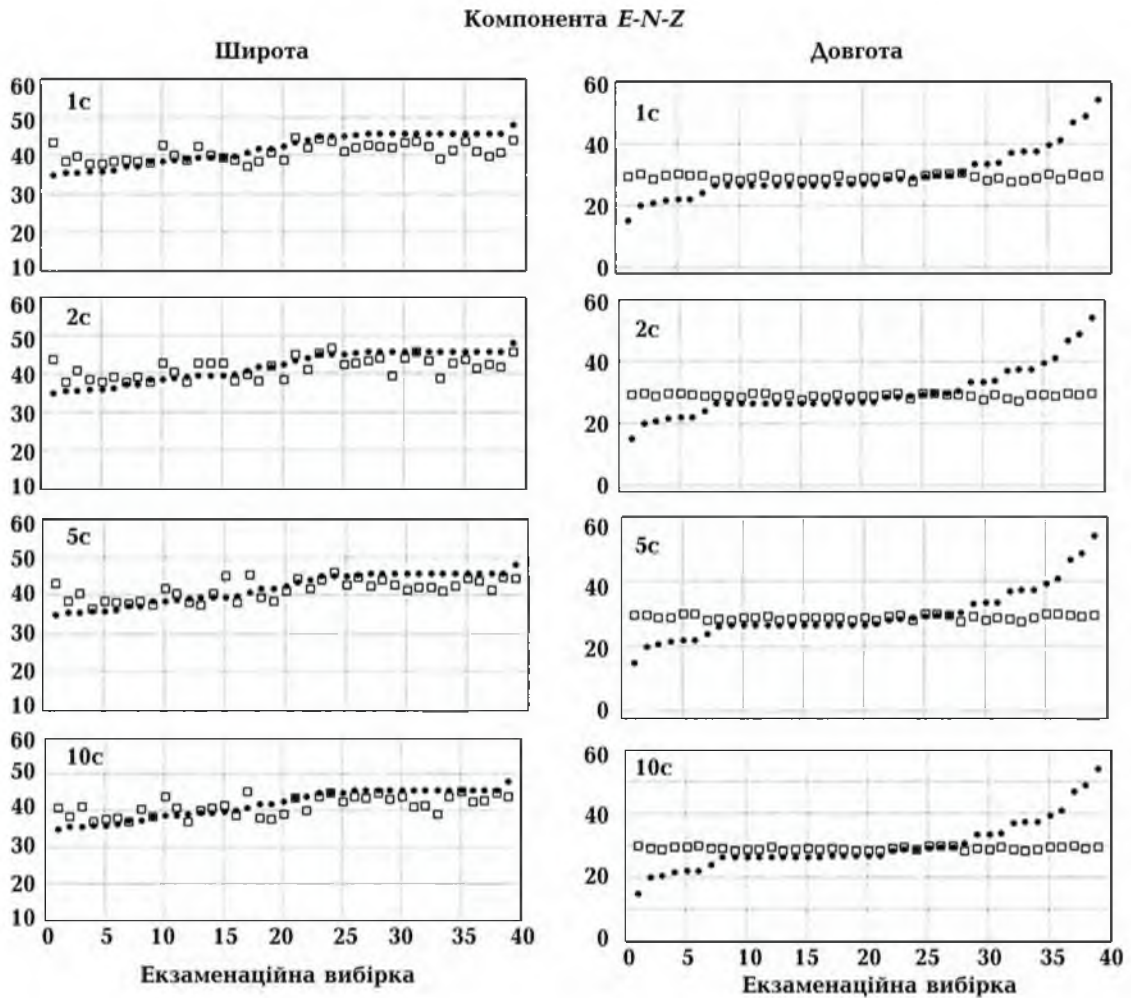


Рис. 11. Оцінка широти й довготи навченої нейронної мережі, сформованих з E-N-Z-компонентою запису землетрусів регіону моделювання.

моделювання глибинами джерел каталожних оцінок істотна, що вказує на проблематичність використання параметра глибини внаслідок розглянутих вище причин.

Оцінювання локалізації епіцентрів сейсмічних подій демонструє хороші результати, особливо за широтою. Втрати точності оцінки результатів моделювання за довготою в інтервалах $10\text{—}23^\circ$ і $39\text{—}55^\circ$ пов'язані з незначним статистичним поданням джерел землетрусів навчальної вибірки.

Подібні нейромережеві моделі можуть бути застосовані як для автоматичної попередньої обробки сейсмічної інформації, так і прогнозу сейсмічної інформації в квазіреальному масштабі часу. Збільшення цифрової бази спостережуваних землетрусів,

розробка алгоритмів точнішої первинної обробки сейсмологічного матеріалу та вибір оптимальних для певної точки спостереження емпіричних моделей, як, наприклад, нейромережевих, з широким застосуванням їх у сейсмологічній службі, можуть дати цілком прийнятні результати. Використання обговорюваної методики "миттєвого" прогнозу сили землетрусу, що стався, може збільшити смислове навантаження практики установлення сейсмостанцій на об'єктах підвищеної небезпеки, насамперед АЕС, а також хімічних і нафтопереробних підприємств. Важливі є й пошуки механізму оперативного попередження ймовірного землетрусу в місцях скупчення населення України.

Список літератури

- Лазаренко М.А., Герасименко О.А. Використання нейронних мереж для побудови годографів сейсмічних хвиль. *Вісник Київ. ун-ту. Геологія*. 2004. Т. 30. С. 93—97.
- Лазаренко М.А., Герасименко О.А. Оценка магнитуды и глубины подкорового очага зоны Вранча в квазиреальном масштабе времени путем нейросетевого моделирования. *Геофиз. журн.* 2013. Т. 36. № 3. С. 84—108. <https://doi.org/10.24028/gzh.0203-3100.v35i4.2013.111423>.
- Лазаренко А.М., Королев В.О. Метод нейронних мереж у задачах сейсмічного зонування. *Геоінформатика*. 2004. № 4. С. 28—33.
- Лазаренко М.А., Королев В.А., Герасименко О.А. Прогноз распределения интенсивности сотрясений в Украине, вызываемые сильными землетрясениями Вранча. *Геофиз. журн.* 2006. Т. 26. № 6. С. 114—119.
- Chauvin, Y., & Rumelhart, D. (1995). *Back Propagation: Theory, Architectures, and Applications*, Lawrence Erlbaum Associates, 564 p.
- Dai, H., & MacBeth, C. (1995). Automatic picking of seismic arrivals in local earthquake data using an artificial neural network. *Geophysical Journal International*, 120(3), 758—774. <https://doi.org/10.1111/j.1365-246X.1995.tb01851.x>.
- Leach, R., Dowla, F., & Vergino, E. (1993). Yield estimation using bangpass-filtered seismograms: Preliminary results Using Neural Networks with $m_b(P_n)$, Short-time, Long-time, and Coda energy Measurements. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 83(2), 488—508.
- Magotra, N., Ahmed, N., & Chael, E. (1987). Seismic Event detection and source Location Using Single-Station (Three-Component) Data. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 77(3), 958—971.

Neuromeerage assessment of magnitudes and parameters of localization earthquake sources by initial characters recording a seismic signal

M.A. Lazarenko, O. A. Gerasimenko, N.M. Ostapchuk, N. L. Shipko, 2019

The article is devoted to an extremely important topic of searching for a short-term warning of the entry of destructive vibrations in the territory of Ukraine by assessing in real-time conditions the characteristics of the seismic process — magnitude and localization parameters of the earthquake source, using the mathematical apparatus of neural network modeling. To solve the problem of estimating the parameters characterizing the zone of the excitation source and the geometry of the source-station system, the authors use the initial, least distorted *P*-sections of seismic signals, examining the postulate that by recording a seismic signal lasting several seconds after its entry, it is possible in real time it is sufficient to accurately predict the bypass of the expected signal (and, therefore, to estimate the magnitude) of the occurring earthquake. The simulation algorithm on networks of artificial neurons uses to determine the time, extremely dangerous from the point of view of seismic risk, the recording of earthquakes in the restricted zone of the sources of the Vrancea zone using the example of one seismic station "Odessa". Magnitude prediction estimates are demonstrated on various components of earthquake records for time windows of various lengths. The authors also sum-

marize the considered approach, extending it to the network of "Odessa", "Skvira", "Poltava" stations and those recorded on them, possibly dangerous later, seismic events at an epicentral distance of up to 12°. Estimates of the prediction of magnitude, depth of the source and the coordinates of the epicenter are demonstrated on the various components of earthquake records for time windows of various lengths. The proposed algorithms can be applied both in the automatic processing of seismic information and the seismic hazard prediction, which provides for direct operational intervention of seismological services in the seismic hazard assessment.

Key words: neural network modeling, prediction estimation, seismic hazard, earthquakes, magnitude, localization parameters, source depth, initial signal regions, short-term warning, algorithm.

References

- Lazarenko, M. A., & Gerasimenko, O. A. (2004). Using of neutron networks for modeling of travels seismic waves. *Visnyk Kyivskoho universytetu. Heolohiya*, 30, 93—97 (in Ukrainian).
- Lazarenko, M. A., & Gerasimenko, O. A. (2013). Estimation of magnitude and the depth of the subcrustal source of Vrancea zone in quasi-real time scale by the connectionist simulation. *Geofizicheskiy zhurnal*, 36(3), 84—108. <https://doi.org/10.24028/gzh.0203-3100.v35i4.2013.111423> (in Russian).
- Lazarenko, A. M., & Korolev, V. O. (2004). The method of neutron networks in problems of seismic zonetwatch. *Geoinformatika*, (4), 28—33 (in Ukrainian).
- Lazarenko, A. M., Korolev, V. O. & Gerasimenko, O. A. (2006). Forecast shaking intensity distribution in Ukraine caused by strong earthquakes Vrancea. *Geofizicheskiy zhurnal*, 26(6), 114—119 (in Russian).
- Chauvin, Y., & Rumelhart, D. (1995). *Back Propagation: Theory, Architectures, and Applications*, Lawrence Erlbaum Associates, 564 p.
- Dai, H., & MacBeth, C. (1995). Automatic picking of seismic arrivals in local earthquake data using an artificial neural network. *Geophysical Journal International*, 120(3), 758—774. <https://doi.org/10.1111/j.1365-246X.1995.tb01851.x>.
- Leach, R., Dowl, F., & Vergino, E. (1993). Yeld estimation using bangpass-filtered seismograms: Preliminary results Using Neural Networks with $m_b(P_n)$, Short-time, Long-time, and Coda energy Measurments. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 83(2), 488—508.
- Magotra, N., Ahmed, N., & Chael, E. (1987). Seismic Event detection and source Location Using Single-Station (Three-Component) Data. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 77(3), 958—971.