

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
НАЦІОНАЛЬНИЙ АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ФАКУЛЬТЕТ ЕКОНОМІКИ ТА БІЗНЕС-АДМІНІСТРУВАННЯ  
КАФЕДРА БІЗНЕС-АНАЛІТИКИ ТА ЦИФРОВОЇ ЕКОНОМІКИ**

ДОПУСТИТИ ДО ЗАХИСТУ

Завідувач кафедри бізнес-аналітики  
та цифрової економіки

\_\_\_\_\_ Наталія КАСЬЯНОВА  
“ \_\_\_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 2022 р.

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**

(ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА)

**ЗДОБУВАЧА ОСВІТНЬОГО СТУПЕНЯ МАГІСТР  
ЗІ СПЕЦІАЛЬНОСТІ 051 «ЕКОНОМІКА»  
ОСВІТНЬО-ПРОФЕСІЙНА ПРОГРАМА «ЕКОНОМІЧНА КІБЕРНЕТИКА»**

**Тема: «Нейромережеве моделювання в управлінні збитками від стихійних  
лих»**

**Виконавець: ВОЛОЩУК Дарія**

**Керівник: д.е.н., професор КАСЬЯНОВА Наталія**

**Консультанти з розділів:**

Розділ 1: д.е.н., професор КАСЬЯНОВА Наталія

Розділ 2: д.е.н., професор КАСЬЯНОВА Наталія

Розділ 3: д.е.н., професор КАСЬЯНОВА Наталія

**Нормоконтролер із ЄСКД (ЄСПД):**

ст. викладач ДИЯК Юлія

НАЦІОНАЛЬНИЙ АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
Факультет економіки та бізнес-адміністрування  
Кафедра бізнес-аналітики та цифрової економіки  
Спеціальність 051 «Економіка»  
Освітньо-професійна програма «Економічна кібернетика»

ЗАТВЕРДЖУЮ  
Завідувач кафедри бізнес-аналітики  
та цифрової економіки

\_\_\_\_\_ Наталія КАСЬЯНОВА  
“ \_\_\_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 2022 р.

### **ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

Студента: ВОЛОЩУК Дарія

Тема роботи: «Нейромережеве моделювання в управлінні збитками від стихійних лих»

затверджена наказом ректора № 1156/ст від 30.08.2022 р.

1. Термін здачі студентом закінченої роботи на кафедру: 22.11.2022 р.
2. Вихідні дані до роботи: плани, звіти, фінансова звітність, законодавчі та нормативні акти, статистичні дані, наукові та методичні праці вітчизняних та зарубіжних вчених, електронні інформаційні джерела.
3. Зміст дослідження: аналітичний огляд літературних джерел з тематики випускної роботи; проведення характеристики стихійних лих, у тому числі землетрусів, в контексті оцінки їх впливу на світову економічну систему; аналіз традиційних методів та моделей у задачі прогнозування землетрусів; дослідження особливостей сеймотектонічних процесів Греції; побудова нейронної мережі для передбачення сильних землетрусів Греції.
4. Перелік обов'язкових демонстраційних матеріалів: 27 слайдів

## 5. Календарний план-графік

№ пор.	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Термін виконання	Позначки керівника про виконання завдань
1.	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	05.09.2022	<i>виконано</i>
2.	Огляд літератури за темою	10.09.2022	<i>виконано</i>
3.	Характеристика стихійних лих в контексті оцінки їх впливу на світову економічну систему	20.09.2022	<i>виконано</i>
4.	Оцінка тенденцій економіко-демографічних втрат від землетрусів	30.09.2022	<i>виконано</i>
5.	Дослідження особливостей процесу прогнозування майбутнього землетрусу	10.10.2020	<i>виконано</i>
6.	Аналіз традиційних методів та моделей у задачі прогнозування землетрусів	20.10.2022	<i>виконано</i>
7.	Характеристика сеймотектонічних особливостей Греції	28.10.2022	<i>виконано</i>
8.	Вибір та налаштування нейронної мережі для прогнозування землетрусів	07.11.2022	<i>виконано</i>
9.	Моделювання нейронної мережі для передбачення сильних землетрусів Греції	12.11.2022	<i>виконано</i>
10.	Аналіз отриманих результатів	14.11.2022	<i>виконано</i>
11.	Розробка слайдів та написання доповіді	15.11.2022	<i>виконано</i>
12.	Попередній захист кваліфікаційної роботи	18.11.2022	<i>виконано</i>
13.	Корегування роботи за результатами попереднього захисту	20.11.2022	<i>виконано</i>
14.	Остаточне оформлення кваліфікаційної роботи та слайдів	22.11.2022	<i>виконано</i>
15.	Підписання відгуку та рецензії	24.11.2022	<i>виконано</i>
16.	Захист кваліфікаційної роботи у ДЕК	25.11.2022	<i>виконано</i>

6. Дата видачі завдання: 05.09.2022 р.

Керівник кваліфікаційної роботи \_\_\_\_\_ Наталія КАСЬЯНОВА

Завдання прийняв до виконання \_\_\_\_\_ Дарія ВОЛОЩУК

## РЕФЕРАТ

**Волощук Дарія. Нейромережеве моделювання в управлінні збитками від стихійних лих.** – Кваліфікаційна робота зі спеціальності 051 «Економіка», ОПП «Економічна кібернетика». Національний авіаційний університет Міністерства освіти і науки України, м. Київ, 2022.

Кваліфікаційна робота містить 101 сторінку, 6 таблиць, 30 рисунків, список використаних джерел з 87 найменувань та додатки.

Об'єкт дослідження – процеси використання нейромережевого моделювання в управлінні збитками від стихійних лих у сейсмонебезпечних регіонах.

Предметом дослідження є теоретичні, методологічні та методичні засади прогнозування магнітуди сильних землетрусів на території Греції за допомогою штучної нейронної мережі.

Мета дослідження – розробка математичного апарату передбачення землетрусів, з метою прогнозування стихійних лих та мінімізації можливих збитків.

Наукова новизна одержаних результатів полягає в удосконаленні теоретичних положень, розробці науково-методичних підходів і практичних рекомендацій щодо методів та алгоритмів побудови прогнозів майбутніх землетрусів методами штучних нейронних мереж прямого поширення із можливістю передбачення магнітуди можливого стихійного лиха – землетрусу.

При написанні роботи використовувалися методи дослідження: методи аналогій та теоретичного узагальнення, методи системного аналізу, методи наукового моделювання, емпірично-наукові методи: експеримент та спостереження, методи машинного навчання: штучні нейронні мережі, економетричні моделі, метод аналізу ієрархій, методи випереджальної інформації.

**Ключові слова:** *стихійне лихо, землетрус, нейронні мережі, штучний інтелект, моделювання сейсмічності, прогнозування магнітуди, Грецька дуга.*

## ABSTRACT

**Dariia Voloshchuk. Neural network modeling in disaster losses management.** - Graduation paper in the specialty 051 "Economics", "Economic Cybernetics". National Aviation University of the Ministry of Education and Science of Ukraine, Kyiv, 2022.

The graduation paper contains 101 pages, 6 tables, 30 figures, a list of references consisting of 87 items, and appendices.

The object of research is the processes of using neural network modeling in disaster losses management in earthquake-prone areas.

The subject of research is theoretical, methodological and methodical principles of forecasting the magnitude of strong earthquakes in Greece using an artificial neural network.

The purpose of the research is to develop the mathematical apparatus for earthquakes forecasting in order to predict natural disasters and minimize possible losses.

The scientific novelty of the research is to improve theoretical provisions, the development of scientific and methodological approaches and practical recommendations regarding methods and algorithms for building forecasts of future earthquakes by methods of feedforward artificial neural networks with the possibility of predicting the magnitude of a possible natural disaster - an earthquake.

The following research methods were used: methods of analogies and theoretical generalization, methods of system analysis, methods of scientific modeling, empirical and scientific methods: experiment and observation, methods of machine learning: artificial neural networks, econometric models, method of analyzing hierarchies, methods of advance information.

**Keywords:** *natural disaster, earthquake, neural networks, artificial intelligence, seismicity modeling, magnitude prediction, Greek arc.*

## ЗМІСТ

ВСТУП .....	7
РОЗДІЛ 1. ПРИРОДНІ КАТАСТРОФИ ТА ЇХ ВПЛИВ НА ЕКОНОМІЧНИЙ РОЗВИТОК КРАЇН .....	1
1.1. Характеристика стихійних лих в контексті оцінки їх впливу на світову економічну систему .....	12
1.2. Види, причини та наслідки землетрусів .....	22
1.3. Оцінка динаміки економіко-демографічних втрат від землетрусів.....	31
Висновки до розділу 1 .....	38
РОЗДІЛ 2. ТЕХНОЛОГІЇ ТА МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ СЕЙСМІЧНОЇ НЕБЕЗПЕКИ.....	41
2.1. Прогнозування майбутнього землетрусу як ключовий елемент у запобіганні збиткам від стихійних лих.....	41
2.2. Традиційні методи та моделі задачі прогнозування землетрусів .....	49
2.3. Перспективи використання методів машинного навчання та нейронних мереж для прогнозування землетрусів.....	61
Висновки до розділу 2 .....	64
РОЗДІЛ 3. НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ МОДЕЛЮВАННЯ У ЗАДАЧІ ПЕРЕДБАЧЕННЯ СИЛЬНИХ ЗЕМЛЕТРУСІВ НА ТЕРИТОРІЇ ГРЕЦІЇ .....	66
3.1. Сеймотектонічні особливості Греції та вхідні дані для аналізу нейронної мережі .....	66
3.2. Вибір та налаштування нейронної мережі прямого поширення помилки для прогнозування землетрусів .....	70
3.3. Моделювання нейронної мережі для передбачення сильних землетрусів Греції.....	75
Висновки до розділу 3 .....	84
ВИСНОВКИ.....	86
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	90
ДОДАТКИ.....	98

## ВСТУП

Інвестування у зниження ризиків стихійних лих є ефективнішим, ніж витрати коштів на ліквідацію наслідків катастроф. Основою такого інвестування є вирішення комплексу проблем, пов'язаних з оцінкою ризику та створенням засобів його зниження. На сучасному етапі науково-технічного прогресу створюються системи прогнозування, які будуть здатні передбачати урагани, повені, виверження вулканів та інші стихійні лиха, що допоможе уникнути масових людських жертв та скоротити економічні збитки. Серед найбільш типових стихійних катастроф лише землетруси завдають удару абсолютно непередбачувано, вбиваючи людей там, де вони почуваються найбільш захищеними, - у власних будинках.

Безрезультатність у сфері прогнозування землетрусів у минулому змусила багатьох геофізиків впевнитись, що це завдання принципово нерозв'язне або, принаймні, за межами можливостей сучасної науки, оскільки технології не могли забезпечити точність навіть короткострокових прогнозів. Попри широкий асортимент доступних методів фіксації деформацій земної кори впевненого сейсмічного прогнозу зробити досі не вдається, адже локальні зміни параметрів не завжди ведуть до землетрусів, а неоднорідність середовища не дає можливості виокремити якусь одну яскраву зміну, яка може змусити замислитися про майбутній землетрус. Запровадження сучасних математичних методів, розробка новітніх комп'ютерних технологій на основі штучного інтелекту мають на меті здійснювати ефективно та високоточне прогнозування виникнення природних катастроф, зокрема, землетрусів.

Початок регулярних описів землетрусів у 1840 р. поклав А.Перрі (Франція). У 1850-х роках Р.Малле (Ірландія) зібрав великий каталог землетрусів, а його детальний звіт про землетрус у Неаполі в 1857 р. став одним із перших суворих наукових описів сильних землетрусів.

В сучасний період для прогнозування землетрусів використовуються різні

підходи, у тому числі методи та алгоритми, засновані на експертних системах. Серед найефективніших методів машинного навчання у прогнозуванні землетрусів можна виділити штучні нейронні мережі, метод опорних векторів, метод k-найближчих сусідів, наївний класифікатор Баєса та алгоритм «random forest», запропонований Л.Брейманом та А.Катлером. Але питання прогнозування землетрусів так і не було розв'язано. Необхідність подальших досліджень у сфері окреслених проблем обумовила вибір теми роботи, її мету та завдання.

**Метою кваліфікаційної роботи** є розробка математичного апарату передбачення землетрусів, з метою прогнозування стихійних лих та мінімізації можливих збитків.

Для досягнення мети кваліфікаційної роботи передбачається вирішення таких завдань:

- дати загальну кількісну оцінку наслідків стихійних лих, зокрема дослідити їх глобальний вплив на демографічний та економічний стан країн;
- здійснити аналіз масштабів економіко-демографічних втрат від землетрусів у світовому просторі;
- дослідити найбільш актуальні питання та проблеми прогнозування землетрусів;
- виявити особливості виникнення та географічного поширення землетрусів;
- обґрунтувати доцільність використання методів машинного навчання та нейронних мереж для прогнозування землетрусів;
- дослідити сеймотектонічні особливості Греції;
- описати алгоритм налаштування нейронної мережі прямого поширення помилки для прогнозування сильних землетрусів;
- побудувати прогноз землетрусів на території Греції з використанням методів нейромережевого моделювання.

**Об'єктом дослідження** є процеси використання нейромережевого



моделювання в управлінні збитками від стихійних лих у сейсмонебезпечних регіонах.

**Предметом дослідження** є теоретичні, методологічні та методичні засади прогнозування магнітуди сильних землетрусів на території Греції за допомогою штучної нейронної мережі.

**Наукова новизна одержаних результатів** полягає в удосконаленні теоретичних положень, розробці науково-методичних підходів і практичних рекомендацій щодо методів та алгоритмів побудови прогнозів майбутніх землетрусів методами штучних нейронних мереж прямого поширення із можливістю передбачення магнітуди можливого стихійного лиха – землетрусу.

Теоретичну та методологічну основу дослідження становлять роботи вітчизняних і зарубіжних учених у сфері дослідження можливих методів та моделей прогнозування землетрусів за різних тектонічних особливостей регіонів. Методологічним апаратом є емпіричні, статичні, детерміністські, ймовірнісні, статистичні, асоціативні, системно-структурні підходи та методи, а також методи випереджальної інформації, на основі яких сформовано та розроблено концепцію алгоритм побудови прогнозової моделі для передбачення сильних землетрусів у задачі управління збитками від стихійних лих.

Для досягнення означеної мети і вирішення поставлених у роботі завдань використано систему загальнонаукових і спеціальних методів дослідження: методи аналогій та теоретичного узагальнення – для обґрунтування масштабів впливу стихійних лих на загальну економічну та демографічну ситуацію у світі; методи системного аналізу – для критичного аналізу кількісної та якісної оцінки ризиків та збитків від виникнення катастрофічних непрогнозованих землетрусів; методи наукового моделювання – для побудови прогнозних моделей для передбачення майбутніх землетрусів з метою зменшення збитків від стихійного лиха; емпірично-наукові методи: експеримент та спостереження – для побудови декількох прогнозних моделей та порівняння їх показників для виявлення перспективних тенденцій обраної нейромережевої моделі у прогнозуванні майбутнього землетрусу із розробкою механізму зменшення збитків від

землетрусу; методи машинного навчання: штучні нейронні мережі – для пошуку відповідної моделі для прогнозування магнітуди майбутніх землетрусів; економетричні моделі – для визначення статистичного взаємозв'язку між залежними та незалежними компонентами моделі для прогнозування землетрусу; метод аналізу ієрархій – для обґрунтування критеріїв вибору прогнозної нейромережевої моделі.

Інформаційною базою стали міжнародні бази даних природних катастроф та збитків, спричинених природними лихами: EM-DAT, CRED, Our World in Data, Світового банку, Munich Re's NatCatSERVICE, GSHAP, USGS, CATDAT, Greek GI-NOA, Seismological Laboratory (University of Athens), річні звіти компанії Aon Risk Solutions щодо стихійних лих, кліматичні дані Національного центру кліматичних даних (NCEI) та Міжурядової групи експертів зі зміни клімату (IPCC), регламентовані акти, звіти та затверджені положення і програми ООН та UNDRR у сфері зменшення небезпеки стихійних лих, результати досліджень кафедри бізнес-аналітики та цифрової економіки НАУ, власні дослідження.

Кваліфікаційну роботу виконано відповідно до плану науково-дослідних робіт кафедри бізнес-аналітики та цифрової економіки Факультету економіки та бізнес-адміністрування НАУ за темою «Моделювання складних систем в контексті цифрової трансформації економічних процесів» (номер державної реєстрації № 0210U103263, 2019-2022 рр.), де визначено проблеми прогнозування природних катастроф на сучасному етапі розвитку експертних систем, сформульовано особливості побудови нейромережевих моделей у задачах як прогнозування, так і розпізнавання образів, виявлено шляхи вибору та удосконалення побудованих моделей для прогнозування майбутніх землетрусів з метою зменшення збитків від стихійних лих.

Практичне значення одержаних результатів полягає в тому, що теоретичні й методологічні положення кваліфікаційної роботи доведені до рівня конкретних пропозицій і методичних розробок щодо прогнозування магнітуди майбутніх землетрусів, що дозволяє оцінити сейсмічну небезпеку в радіусі впливу групи сейсмічних зон Греції, і побудувати карту сейсмічного районування великих

територій, наприклад, для всієї території Європи.

Основні положення та результати роботи оприлюднені автором на 3 міжнародних і науково-практичних конференціях, серед яких: VIII Міжнародна науково-практична конференція «Сучасний менеджмент: тенденції, проблеми та перспективи розвитку», II Міжнародна науково-практична конференція «Розвиток економіки та бізнес-адміністрування: наукові течії та рішення», III Міжнародна науково-практична конференція «Розвиток економіки та бізнес-адміністрування: наукові течії та рішення»

За результатами дослідження надрукована наукова стаття на тему «Neural network modeling of seismic behaviour of the hellenic Arc: strengths and limitations» у науковому виданні «International Journal of Advanced Technology and Engineering Exploration (IJATEE)», яке індексується у наукометричній базі Scopus.

## РОЗДІЛ 1

### ПРИРОДНІ КАТАСТРОФИ ТА ЇХ ВПЛИВ НА ЕКОНОМІЧНИЙ РОЗВИТОК КРАЇН

#### 1.1. Характеристика стихійних лих в контексті оцінки їх впливу на світову економічну систему

Завдяки широкому спектру інформаційних технологій сьогодні практично жодне стихійне лихо не залишається непоміченим. Для того, щоб стихійне лихо було зафіксовано та внесене до бази даних стихійних лих, воно має відповідати принаймні одному із наступних критеріїв:

- повідомлено про загибель 10 або більше людей;
- зафіксовано 100 осіб, що постраждали;
- оголошено надзвичайний стан;
- відбулося звернення по допомогу до міжнародних організацій [1].

Найпоширенішою класифікацією стихійних лих є класифікація за джерелами походженнями, що складається із 4 головних підгруп [1-3]:

– Геофізичні: небезпека, яку пов'язують із змінами, що відбуваються в надрах Землі - літосфері, наприклад, виверження вулканів і землетруси.

– Метеорологічні: небезпека, спричинена короточасними, екстремальними погодними та атмосферними умовами, які можуть тривати від декількох хвилин до декількох днів: екстремальні температури та шторми.

– Гідрологічні: небезпека, спричинена виникненням, рухом і розподілом поверхневих і підповерхневих прісних і солоних вод, наприклад, зсуви та повені.

– Кліматологічні: небезпека, спричинена довготривалими атмосферними процесами, починаючи від внутрішньосезонної до десятилітньої мінливості клімату: лісові пожежі та посухи.

За даними EM-DAT у період з 1970 по 2020 рр. відбулось 12 377 унікальних подій, що належать до однієї з класифікованих категорій стихійних лих. Близько

45% із них є гідрологічними (здебільшого, повені та зсуви), 35% - метеорологічними (здебільшого, шторми та екстремальні температури), а 11% - геофізичними (землетруси, цунамі, вулканічна активність і масові зрушення, зазвичай пов'язані з ерозією ґрунту). На ці три типи катастроф припадає приблизно 91% подій у вибірці. Усі катастрофи, що відносяться до наведених вище трьох категорій, можуть завдати великої шкоди за короткий проміжок часу (зазвичай, менше ніж 10 днів), а час, місце та тривалість не завжди передбачувані, що робить їх шокowymi для населення. Решта - це кліматологічні явища, включаючи посухи та лісові пожежі. Посухи становлять близько 5,3% епізодів у вибірці; вони тривають значно довше, ніж будь-які інші типи подій (у середньому 232 дні) [3]. Значна тривалість робить їх менш шокowymi та більш повільними процесами, порівнюючи з іншими видами стихійних лих.

У 2021 році в усьому світі зареєстровано 432 випадки природних збитків через вплив геофізичних, метеорологічних, гідрологічних та кліматологічних чинників [3,4]. За даними Міжурядової групи експертів зі зміни клімату (англ. Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC)) збільшення числа стихійних лих пов'язано головним чином з метеорологічними факторами та, частково, із зміною клімату та/або з покращенням звітності в наборі даних [5].

Рис.1.1 відображає середню кількість стихійних лих у кожній країні за регіонами з використанням класифікації країн Світового банку у період 1970-2019 рр. з поділом періодів порівняння на 10 років кожний для рівномірності відображення результатів [6]. За кожне десятиліття Південно-Східна Азія та Тихоокеанський регіон є регіоном із найвищою середньою кількістю катастроф на країну. Найгіршим десятиліттям були 2000-2009 рр., коли середня кількість подій на країну становила 38 у Південно-Східній Азії та Тихоокеанському регіоні та 12 на Близькому Сході та в Африці.

На рис.1.2 показано загальну кількість стихійних лих за період 1970-2020 рр. за типом об'єднання в різних регіонах. Підсумовуючи рис.1.2, можна відмітити, що відбулося значне збільшення гідрологічних (x5,9 з 1970 року), метеорологічних (x4,7) і кліматологічних подій (x6). Усі ці категорії, головним

чином, піддалися впливу різкої зміни клімату, що спостерігається останніми роками [4,8]. Однак також відбулося значне збільшення (х3 з 1970 року) кількості геофізичних подій, які майже не залежать від зміни клімату, що свідчить про те, що принаймні деяка частина подій у загальній тенденції до зростання кількості стихійних лих пов'язана з покращенням звітності.

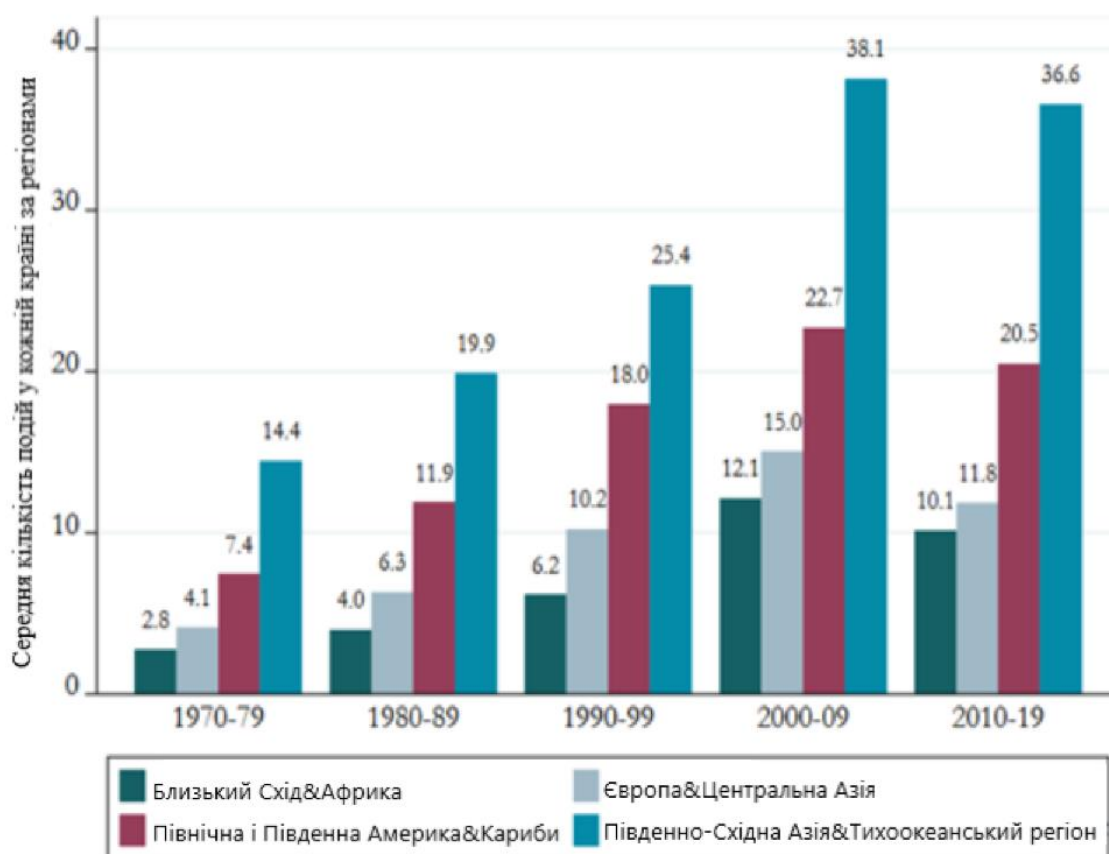


Рис. 1.1. Середня кількість стихійних лих у кожній країні за регіонами  
[складено автором на основі [1,3,7,9]]

Табл.1.1 відображає відсоток людей, які постраждали від кожного типу катастрофи за типами та регіонами. Дані таблиці виключають смертельні випадки; постраждалі люди визначаються за EM-DAT як ті, що потребують негайної допомоги під час/після надзвичайної ситуації, тобто вимагають основних потреб для існування, таких як їжа, вода, притулок, санітарія та негайна медична допомога [3]. Географічне положення та щільність населення кожного регіону визначають індивідуальні наслідки від різних типів небезпек по всьому

світу. Найбільша частка людей – 48 %, страждає від гідрологічних явищ, до яких належать, переважно, повені та зсуви, особливо в Південно-Східній Азії та Тихоокеанському регіоні.

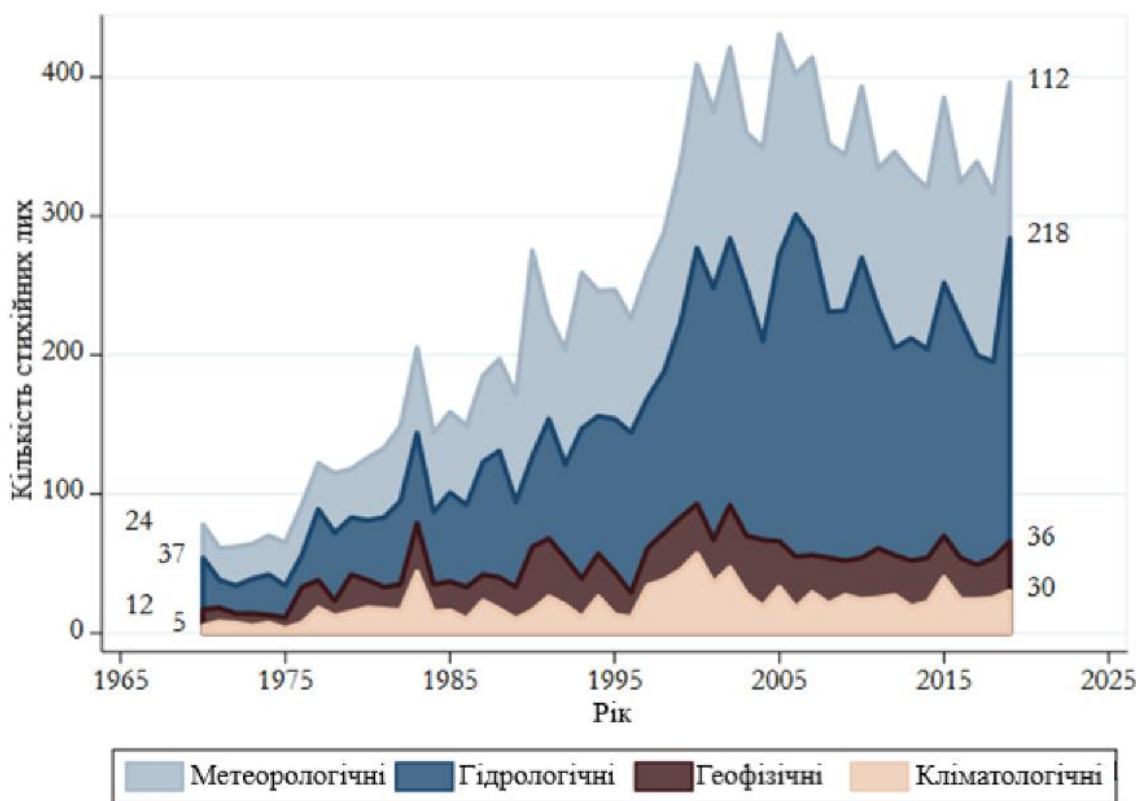


Рис.1.2. Кількість зареєстрованих стихійних лих за підгрупами (1970-2020 рр.)  
[складено автором на основі [1,3,7,9]]

Дещо менша кількість постраждалих фіксується від кліматологічних подій (посухи), особливо на Близькому Сході та в Африці, і метеорологічних подій (переважно шторми та екстремальні температури), особливо в Північній Америці. У Південній Америці та Карибському басейні, а також у Європі та Центральній Азії відсоток постраждалих більш рівномірно розподілений між кліматичними, гідрологічними та метеорологічними явищами. Геофізичні події мають найменший вплив на кількість постраждалих у всіх регіонах.

Як і у випадку постраждалих від стихійних катастроф, кожен вид стихійних лих має різний вплив на смертність населення. Табл.1.2 показує відсоток загиблих відповідно до типу події та регіону.

Таблиця 1.1

Розподіл постраждалих осіб за типом події та регіоном, 1970-2020 рр.

[складено автором на основі [1,3,7,9]]

Регіон/ вид стихійного лиха	Постраждали	Кліматичні	Геофізичні	Гідрологічні	Метеорологічні
	(% від загальної кількості)	(% всередині регіону)			
Європа та Центральна Азія	0.8	29.6	19.6	30.4	20.5
Близький Схід та Африка	7.7	77.8	0.9	16.3	5.0
Південно-Східна Азія та Тихоокеанський регіон	86.3	29.6	2.1	52.8	15.5
Південна Америка та Карибський басейн	3.7	37.7	13.0	29.4	19.9
Північна Америка	1.5	1.2	0.1	10.9	87.8
Усього в світі	100	33.2	2.6	48.3	16.0

Таблиця 1.2

Розподіл загиблих за типом події та регіонами, 1970-2020 рр.

[складено автором на основі [1,3,7,9]]

Регіон/ вид стихійного лиха	Загиблі	Кліматичні	Геофізичні	Гідрологічні	Метеорологічні
	(% від загальної кількості)	(% всередині регіону)			
Європа та Центральна Азія	6.7	0.3	29.0	4.4	66.2
Близький Схід та Африка	25.1	81.2	13.8	4.1	0.9
Південно-Східна Азія та Тихоокеанський регіон	53.4	0.4	43.5	13.6	42.6
Південна Америка та Карибський басейн	14.2	0.1	76.1	14.0	9.8
Північна Америка	0.5	1.8	1.9	12.9	83.4
Усього в світі	100	20.6	39.5	10.6	29.2



Кліматологічні події є найбільш смертоносними на Близькому Сході та в Африці, де на них припадає понад 80% смертельних випадків. Однак в інших регіонах кліматологічні явища спричиняють невелику частку смертельних випадків, і загалом на них припадає близько 20% від загальної кількості смертельних випадків. Натомість на геофізичні події, особливо в Південній Америці та Карибському басейні, і метеорологічні події, особливо в Європі та Центральній Азії та Північній Америці, припадає найбільша частка смертельних випадків (40% та 29% від загальної кількості смертельних випадків відповідно). Гідрологічні події (повені та зсуви) є найменш летальними у регіонах, незважаючи на те, що вони є одними з найпоширеніших серед зафіксованих у базі даних EM-DAT та за обсягом впливу охоплюють більшу частину людей у всьому світі.

Особливості природних катастроф мають сильний вплив на функціонування глобальної економіки. Щорічно країни втрачають значні людські та фінансові ресурси через природні катастрофи. При цьому ефект збитків розподіляється вкрай нерівномірно: економіка країн, що розвиваються, та економіка бідніших країн, зазнають надзвичайно великого негативного впливу від природних лих. Незважаючи на те, що більша частина (в абсолютному вираженні) збитків припадає на розвинені країни, істотна фінансова вразливість (особливо у відносних показниках) простежується і для країн, що розвиваються. Навіть незначні збитки найчастіше виявляються непосильним тягарем для національної економіки за умов практично нульового рівня страхового покриття у разі стихійного лиха. Якщо у країнах зі слабкою економікою відбувається значного масштабу катастрофа, подальше зростання бюджетного дефіциту може становити від 0,23 до 1,1% ВВП (слід зауважити, що для розвинутих країн така закономірність не простежується) [10,11].

Відповідно до даних Світового банку та EM-DAT середні економічні збитки від стихійних лих для країн із розвинутою економікою та країн з економікою, що розвивається, і країн третього світу представлені на рис.1.3

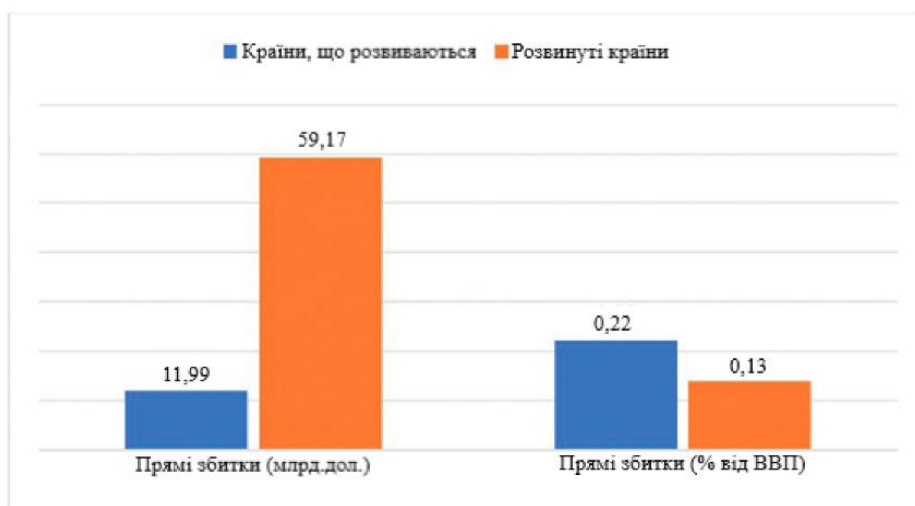


Рис.1.3. Середні економічні збитки від стихійних лих за групами країн, 1970-2020 рр. [складено автором на основі [3,12]]

Графік економічних збитків від стихійних катастроф демонструє сильну висхідну тенденцію, зумовлену зростанням чисельності населення та стрімким економічним розвитком у поєднанні зі збільшенням кількості екстремальних явищ (рис.1.4).

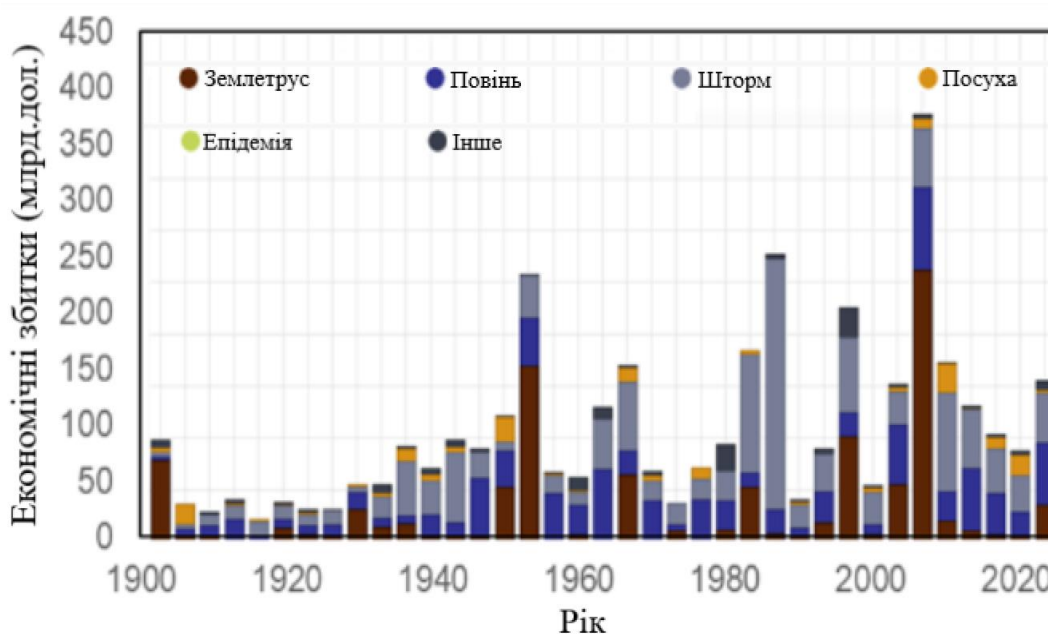


Рис.1.4. Економічні збитків від стихійних катастроф, 1970-2020 рр. [складено автором на основі [3,4,7,9, 10-12]]

Для того, щоб проілюструвати масштаби впливу стихійних лих на світове господарство, достатньо навести лише кілька прикладів: землетрус у Кобе (1995 р.), землетрус в Індійському океані (2004 р.), що викликав цунамі, яке стало найбільш смертоносним в сучасній історії, ураган «Катріна» (2005 р.), повінь у Пакистані (2010 р.), землетрус на Гаїті (2010 р.), повінь у Таїланді (2011 р.), землетрус та цунамі в Японії (2011 р.), повінь на Кубані (2012 р.).

Згідно із звітом, складеним компанією Aon Risk Solutions (AON) - провідною світовою компанією з надання послуг, у 2021 р. прямі економічні втрати та збитки від значних стихійних лих оцінювалися в 283 млрд. дол. США [13]. Хоча цей показник був далекий від рекордних піків, зафіксованих у 2011 році – 557 млрд. дол. США та у 2017 році – 485 млрд. дол. США, тим не менш, він на 31% перевищив середній показник XXI століття. Загалом, 2021 рік став шостим роком з останніх десяти, протягом якого страхові збитки перевищили позначку у 100 млрд. дол. США через стихійні лиха та катастрофи.

До найбільш збиткових подій 2020-2021 рр. відносять тропічний циклон (2020 р.), оцінений у 78 млрд. дол. США, та ураган Іда (2021 р.), який обійшовся США в 65 млрд. дол. Проте беручи до уваги інші фактори, такі як масштаби руйнування та кількість постраждалих за короткий проміжок часу, вчені виділяють сильний конвективний шторм (2020 р.), збитки від якого оцінили у рекордні 63 млрд. дол. США [4,10,13]. З точки зору глобальної температури, 2020 рік став другим найтеплішим роком як за температурою суші, так і океану, за період, починаючи з 1880 року [5,8,14].

За даними Національного центру кліматичних даних, 2020 рік був на 0,980° теплішим порівняно з історичною нормою [14]. До середини XXI століття середня температура у світі може зрости на 1,5°C (за оцінками Міжурядової групи з питань зміни клімату при ООН) [15].

Усвідомлення вразливості людства до стихійних катастроф сприяло активізації діяльності міжнародного співтовариства у сфері запобігання, пом'якшення та ліквідації наслідків природних катастроф. У 1989 р. було прийнято рішення про проведення Міжнародного десятиліття (з 1990 по

2000 рр.) щодо зменшення рівня небезпеки природних катастроф. У «Декларації з навколишнього середовища та розвитку», прийнятої в 1992 р. на Конференції ООН у Ріо-де-Жанейро, міститься вказівка на необхідність негайного повідомлення світовій спільноті про будь-які стихійні лиха, а також закріплюється принцип надання міжнародної допомоги постраждалим державам. «Зменшення небезпеки стихійних лих» спрямоване на запобігання виникненню нових та зменшення існуючих ризиків стихійних лих та управління залишковими ризиками. З цією метою під час першої Всесвітньої конференції ООН щодо зменшення небезпеки лих в м. Йогогамі у 1994 р. були прийняті Йогогамська стратегія та План дій для безпеки світу: посібник із захисту від природних лих, готовність та пом'якшення наслідків. Йогогамська стратегія стала першим міжнародним документом, який закріпив основні напрямки діяльності світової спільноти у сфері зменшення небезпеки лих [15].

Подальший розвиток системи принципів та напрямів діяльності міжнародного співтовариства та окремих держав щодо зниження небезпеки стихійних лих отримав відображення у Хіозькій рамковій програмі дій на 2005-2015 роки «Створення потенціалу протидії лихам на рівні держави та громад», прийнятій 22 січня 2000 року під час другої Всесвітньої конференції ООН щодо зменшення небезпеки лих у м. Кобе (префектура Хіого, Японія) [15]. Одразу по закінченню Хіозької програми дій за підсумками третьої Всесвітньої конференції ООН щодо зменшення небезпеки лих був прийнятий документ «Сендайська рамкова програма зі зниження небезпеки лих на 2015-2030 роки» (рис.1.5) [15,16].

Головним пріоритетом дій Сендайської рамкової програми є розуміння небезпеки стихійних лих (рис.1.6).

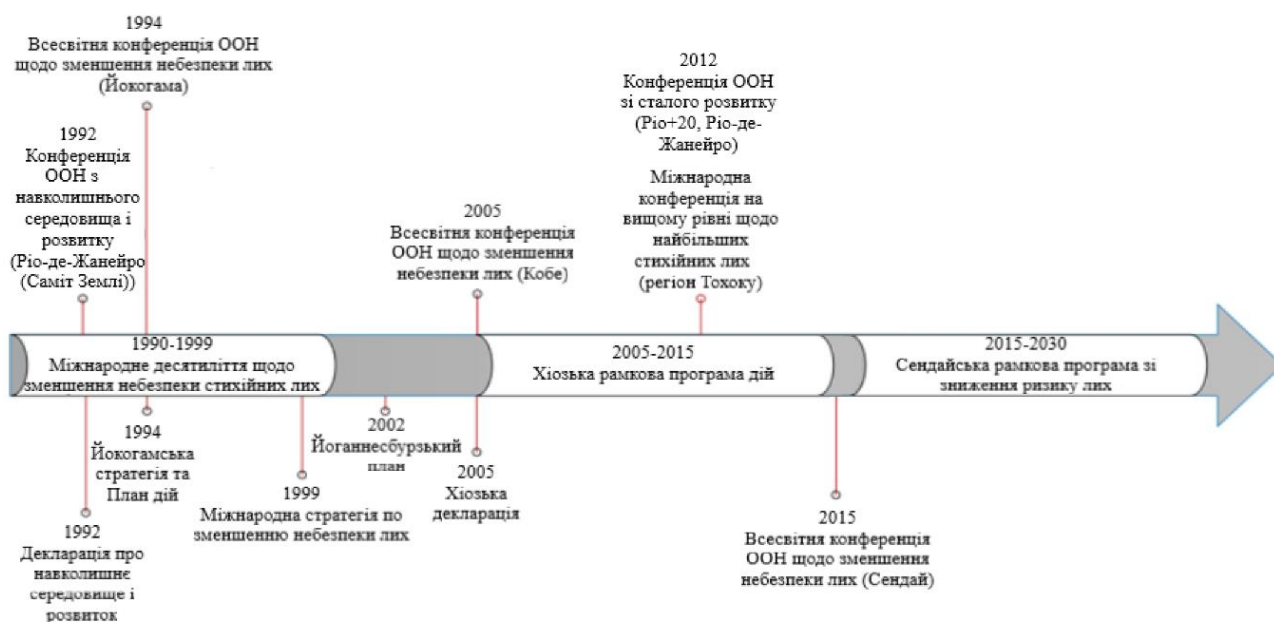


Рис.1.5. Ключові події під час діяльності міжнародного співробітництва у сфері зниження ризику та зменшення небезпеки від стихійних катастроф [складено автором на основі [15,16]]

Цілі 2015-2030					
Зниження глобального рівня смертності	Зменшення кількості постраждалих	Скорочення прямих економічних витрат	Збільшення кількості країн, що прийняли стратегію зниження небезпеки лих	Розширити міжнародне співробітництво	Покращити систему раннього сповіщення
↓	↓	↓	↑	↑	↑
Пріоритетні напрямки діяльності					
Напрямок 1 Розуміння небезпеки лих	Напрямок 2 Вдосконалення управління безпекою лих		Напрямок 3 Інвестиції у дії щодо зниження небезпеки лих	Напрямок 4 Підвищення готовності до небезпек	

Рис.1.6. Цілі та пріоритети Сендайської рамкової програми щодо зменшення небезпеки стихійних лих на 2015-2030 роки [складено автором на основі [16]]

## 1.2. Види, причини та наслідки землетрусів

Землетрус – це стихійне лихо, спричинене рухом тектонічних плит Землі внаслідок раптового вивільнення внутрішньої енергії деформації в земній корі [17]. Землетрус може відбутися як абсолютно самостійне явище, так і спричинити інші види стихійних катастроф, таких як виверження вулкану, зсуви, лавини, селеві потоки тощо [18]. Сила землетрусів вимірюється їх магнітудою. Магнітуда вказує на відхилення стрілки сейсмографа на якусь конкретну величину, будучи на відстані 100 кілометрів від епіцентру землетрусу. Магнітуда за шкалою Ріхтера є математичною величиною, що характеризує та вимірює кількість енергії, що виділяється в земній корі під час землетрусу. Крім магнітуди, існує поняття бальності – сила землетрусу, що відображається на поверхні у тому чи іншому місці. Вогнище землетрусу – це обсяг маси в надрах Землі, у земній корі або у верхній мантії, що накопичується та породжує сейсмічні хвилі та струси. Щороку відбуваються сотні тисяч землетрусів. З них реєструються близько 100 тисяч, решта залишаються незафіксованими через недосконалість техніки або відсутність сейсмічних станцій у деяких районах [17]. Більшість підземних поштовхів настільки слабка ( $M_w < 3$  за шкалою Ріхтера), що людина їх не відчуває.

Землетруси відрізняються один від одного за багатьма властивостями. Вони умовно розрізняються за магнітудою: слабкі ( $M_w = 1-4$  за шкалою Ріхтера), сильні ( $M_w = 5-7$  за шкалою Ріхтера) та руйнівні ( $M_w \geq 8$  за шкалою Ріхтера). Крім того, вони різняться за інтенсивністю, тобто за реакцією поверхні на прихід сейсмічних хвиль. Сила поштовхів вимірюється в балах за шкалою від 1 до 12, де 12 – показник серйозної катастрофи. Інші характеристики пов'язані із сеймотектонічною приуроченістю. Наприклад, розрізняють внутрішньоплитові та міжплитові землетруси [17,19]. Землетруси також поділяються на кілька видів залежно від характеру їхнього походження та глибини вогнища.

Умовно за глибиною епіцентра виникнення землетруси діляться на три групи [19]:

- глибокі: понад 400 км;

- проміжні: від 60 до 400 км;
- поверхневі: не більше 60 км.

Від глибини епіцентра землетрусу залежить сила коливань: чим глибше знаходиться епіцентр, тим вона менша. Явище має неприємні наслідки для людини у вигляді руйнувань споруд, якщо вогнище знаходиться на глибині менше 30 км [17,18].

Землетруси є результатом раптового виділенням енергії в певній області гірських порід Землі. Енергія може вивільнитися пружною деформацією, силою тяжіння, хімічними реакціями або навіть рухом масивних тіл. З усіх цих характеристик вивільнення пружної деформації є найважливішою причиною, тому що ця форма енергії - єдина, яка може накопичуватися в достатній кількості, щоб викликати серйозні збурення. Землетруси, пов'язані з таким типом виділення енергії, називаються тектонічними землетрусами [19]. На рис.1.7 представлено класифікацію землетрусів залежно від характеру їхнього походження.



Рис 1.7. Класифікація землетрусів залежно від характеру їхнього походження

[складено автором на основі [17,19]]

Серед основних характеристик землетрусу виділяють такі:

- глибина вогнища (зазвичай в межах від 10 до 30 км, іноді значно глибше; в окремих випадках може досягати 700 км);
- магнітуда (за Ріхтером вимірюється за шкалою від 0 до 9 балів; збільшення на одиницю означає, що амплітуда коливання має десятикратне зростання, а енергія землетрусу збільшується в 32 рази);
- інтенсивність енергії на поверхні землі (залежить від магнітуди, глибини вогнища, відстані від епіцентру та інших чинників) [19].

Перші дослідження сейсмічної небезпеки були виконані ще в кінці XIX століття в Англії [20]. За статистикою, сильні землетруси відбуваються у середньому більше 100 разів на рік. Починаючи із 2005 року в усьому світі зафіксовано 28 400 землетрусів магнітудою  $M_w \geq 5$  за шкалою Ріхтера [21]. Регіони Землі, у який ризик виникнення землетрусів найвищий, – це райони, у яких зустрічаються океанічні чи континентальні плити, та зони, розташовані по обидва боки таких плит (рис.1.8).

Найбільш сейсмоактивною зоною світу вважається Тихоокеанське вогняне кільце, що утворено рухом тектонічних плит. У цій зоні відбувається 81% найпотужніших землетрусів. Цей пояс охоплює Тихоокеанське узбережжя Південної, Центральної та Північної Америки, південні частини Аляски, Камчатку, Курильські, Японські, Філіппінські острови, острів Нова Гвінея, Соломонові острови та Нову Зеландію. У зоні Тихоокеанського вогняного кільця зафіксовано велику кількість молодих гір і вулканів, глибоководних океанічних траншів, країв тектонічних плит та інших тектонічно активних структур, які роблять цю зону максимально схильною до виникнення землетрусів. Другим за кількістю землетрусів (17 % від усіх землетрусів світу) вважається Альпійсько-Гімалайський сейсмічний пояс, який охоплює також Кавказ [20,22].

Рівень сейсмологічної небезпеки був вимірянний та оцінений у максимальних прискореннях коливання ґрунту ( $m/s^2$ ), які можуть бути перевищені з ймовірністю 10 % протягом найближчих 50 років [23].



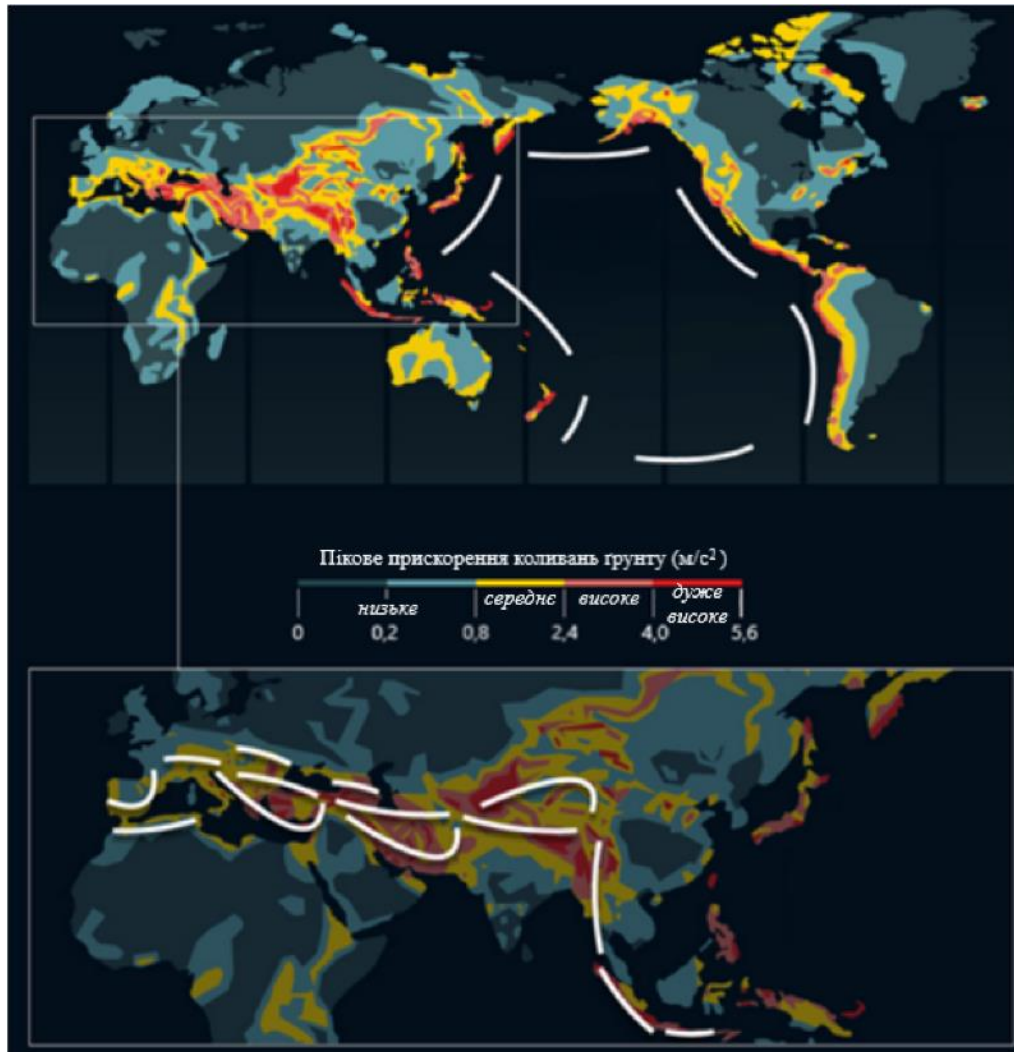


Рис.1.8. Карта сейсмічної небезпеки різних регіонів нашої планети

[складено автором на основі [24]]

На рис. 1.8 у блакитні та сині тони пофарбовані області із низькою сейсмічною небезпекою, що займають понад 70 % суші. Рожеві та червоні кольори ілюструють наявність високого ступеня небезпеки, що складає близько 8 % земної поверхні. Оновлена модель руху ґрунту (GMM) для землетрусів потужністю 6–9  $M_w$  була представлена у роботі вчених D.Goldberg, D.Melgar, G.Nayes, B.Crowell, and V.Sahakian з використанням спостережень Глобальної навігаційної супутникової системи (англ. Global Navigation Satellite System (GNSS)) пікового зміщення ґрунту (англ. peak ground displacement (PGD)). Моделі руху ґрунту (англ. ground motion model (GMM)) при землетрусі інформують про низку наукових та інженерних параметрів, включаючи

характеристику джерела, оцінку сейсмічної небезпеки, оцінку втрат і стандарти сейсмічного проектування. Типова GMM характеризується спрощеною метрикою, що описує джерело землетрусу (магнітуду), відстань спостереження та умови розташування [23].

Загальна кількість значних землетрусів за період 1910-2020 рр. представлена на рис.1.9. Значний землетрус класифікується як такий, що відповідає принаймні одній із наведених характеристик: спричинив смертність на рівні більше 10 тис.осіб, помірні збитки (1 млн.дол. США або більше), зафіксована магнітуда 7,5 або більше, спричинив цунамі.

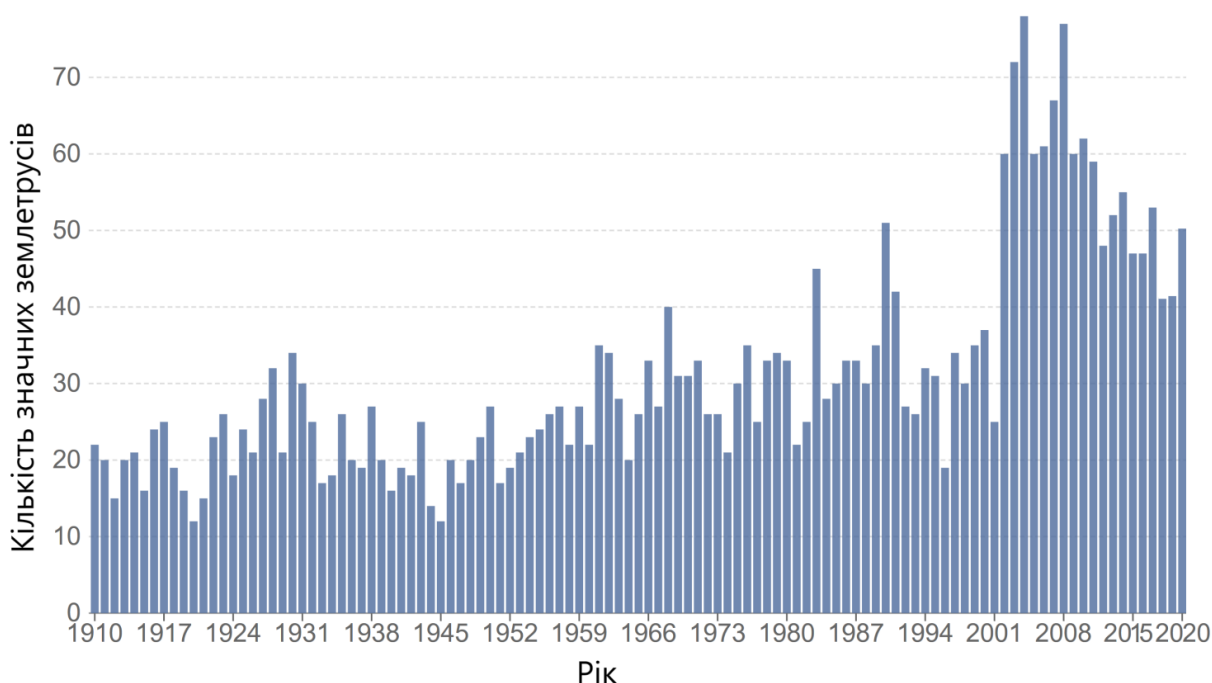


Рис.1.9. Кількість відомих значних землетрусів у світі, 1910-2020 рр.

[складено автором на основі [3,7,12,21,25]]

Процес виникнення землетрусу характеризується декількома етапами. Головному, найбільш сильному поштовху, передують попереджувальні коливання (форшоки), а після нього може розпочатись фаза афтершоків – подальших поштовхів, причому, зазвичай, магнітуда найсильнішого афтершоку на 1,2 менша, ніж магнітуда головного поштовху [17-19].

Період від початку форшоків до кінця афтершоків може тривати кілька

років. Наприклад, у кінці XIX століття на острові Лісса в Адриатичному морі цей процес тривав 3 роки і за цей час вчені зафіксували 86 тисяч поштовхів різної сили [20].

Якщо розглядати тривалість основного поштовху, то це зазвичай менше хвилини. Наприклад, один із найпотужніших землетрусів, що відбувся на Гаїті (2010 р.), тривав близько 40 секунд. Цього виявилось цілком достатньо, щоб перетворити місто Порт-о-Пренс на руїни. А ось на Алясці було зафіксовано серію поштовхів, які трясли землю близько семи хвилин, при цьому три з них призвели до значних руйнувань [20].

Нерідко буває, що сильні поштовхи, які відбуваються з одного боку планети, мають сильне відображення у протилежному боці. Наприклад, землетрус із  $M_w = 9,3$ , що стався 2004 року в Індійському океані, дещо послабив зростаючу напругу в розломі Сан-Андреас, що знаходиться на стику літосферних плит уздовж узбережжя Каліфорнії. Землетрус виявився такої сили, що трохи видозмінив вигляд нашої планети, згладив її опуклість у середній частині, зробивши більш округлою [26].

Коли йдеться про негативні наслідки землетрусів, їх поділяють на первинні та вторинні. Землетруси мають різні негативні наслідки, зокрема зміни особливостей геологічних структур земної кори, пошкодження будівель та інфраструктури, вплив на життя людей і тварин тощо. Ці події, які називаються первинними ефектами, безпосередньо пов'язані з рухом розлому. Наслідки багатьох землетрусів видимі на материкових частинах планети, проте оскільки більшість осередків землетрусів фактично розташовані в океанічних областях, серйозні наслідки часто спостерігаються на берегах океанів [26].

До негативних наслідків землетрусів, головним чином, відносять геоморфологічні зміни, які відносять до вторинних ефектів [17,18]:

- рухи ґрунту – вертикальні чи горизонтальні — вздовж геологічних розломів;
- підйоми, опускання та нахили поверхні;
- зміни у переміщенні (стоку) підземних вод;

- розрідження ґрунтів;
- зсуви і селеві потоки (селі).

Дослідженню топографічних змін, що виникають у момент землетрусу, допомагають геодезичні вимірювання, які систематично проводять ряд країн, які серйозно постраждали від землетрусів

Землетруси можуть завдати значної шкоди будівлям, мостам, трубопроводам, залізницям, насипам та іншим спорудам. Тип і ступінь завданої шкоди пов'язані з силою рухів ґрунту та поведінкою основи ґрунтів. У найбільш інтенсивно пошкодженій області, яка називається мейзосейсмічною областю, наслідки сильного землетрусу зазвичай складні та залежать від топографії та природи поверхні. Вони часто більш серйозні на м'якому алювію та неущільнених відкладеннях, ніж на твердих породах. На відстані понад 100 км від джерела основні пошкодження відбуваються внаслідок сейсмічних хвиль, що поширюються вздовж поверхні. У шахтах на глибинах у кілька сотень метрів часто спостерігають незначні пошкодження, навіть якщо поверхня землі безпосередньо над ними зазнає значного впливу [18].

Результатами деяких землетрусів є дуже потужні хвилі в океанах або морях - сейсмічні морські хвилі або цунамі (цунамі — це японське слово, що означає «хвиля в гавані»). Їх зазвичай називають припливними хвилями, хоча притягання Місяця та Сонця не відіграє жодної ролі в їх утворенні. Після землетрусу, який спричинив зміщення морського дна, відбуваються коливання водної поверхні, щоб повернутися до початкового рівня, які саме і спричиняють цунамі. Іноді хвилі досягають висоти 5-10 метрів, наближаючись до берегу, і є в десятки метрів вищими від середнього рівня припливу, тому можуть бути надзвичайно руйнівними. Великі вулканічні виверження вздовж узбережжя, такі як виверження Тери (бл.1580 р. до н.е.) і Кракатау (1883 р. до н.е.), також викликали значні цунамі [18]. Найбільш руйнівне цунамі з усіх зареєстрованих сталося 26 грудня 2004 року після того, як землетрус зрушив морське дно біля узбережжя Суматри, Індонезія. Понад 200 тис. людей загинули в результаті серії хвиль, які затопили узбережжя від Індонезії до Шрі-Ланки і навіть досягли і затопили

прибережні ділянки Африканського Рогу [26].

Землетруси також можуть бути причиною довготривалих ритмічних рухів води в затоках або озерах, що не мають виходу до моря, які називають сейші. Коливання такого роду можуть тривати годинами або навіть декілька днів [18,26]. Великий Лісабонський землетрус 1755 року спричинив довготривалі коливання води у каналах та озерах Шотландії та Швеції. Сейші в озерах Техасу, на південному заході США, що почалися між 30 і 40 хвилинами після землетрусу на Алясці 1964 року, були спричинені сейсмічними поверхневими хвилями, що проходили через цей район [26]. Пов'язаний ефект є результатом поширення сейсмічних хвиль від землетрусу через воду після їх заломлення, що відбулося у результаті проходження через морське дно. Швидкість цих хвиль становить приблизно 1,5 км за секунду (швидкість звуку у воді). Якщо на шляху таких хвиль зустрічається судно, у людей на борту складається враження, що корабель зіткнувся із затопленим об'єктом [18].

Незважаючи на те, що поняття землетрусу асоціюється з руйнуваннями та людськими жертвами, все ж існують деякі позитивні наслідки цього явища. Серед них можна виділити розвиток інженерії та збереження природного балансу Землі. Тектонічна активність має важливе значення для підтримки життя на Землі, а саме: впливає на потік підземних вод, нафти та природного газу, створення доступних мінеральних ресурсів, розвиток рельєфу, надає змогу проводити моніторинг внутрішньої частини Землі та оцінювати сейсмічну небезпеку для проектування сейсмостійких структур [27].

Одним із важливих ефектів землетрусів є те, що внаслідок землетрусів утворюються розломи. Ці розломи, у свою чергу, впливають на підземний потік води, нафти та природного газу. Відбувається зміщення порід, що створює нові або реструктурує існуючі підземні водні канали. Таким чином, рух розлому може спричинити просочування рідини глибше в землю або її вихід на поверхню. Внаслідок цього можуть виникати оазиси та природні джерела. І навпаки, розломи можуть створювати підземні дамби, які перенаправляють або затримують потік рідин. Вони виникають там, де шарам гірських порід

характерна низька пропускну здатність. В результаті вода, нафта і природний газ можуть накопичуватися під землею у вигляді резервуарів. У посушливих регіонах Південної Кароліни, США, такі підземні греблі створили багато оазисів [18, 20, 27].

Інший благотворний вплив землетрусів пов'язаний з підземним видобутком корисних копалин. Як правило, родовища корисних копалин утворюються під землею. Вони виникають, коли розплавлені гірські породи (магма) охолоджуються або коли мінерали в підземних водах кристалізуються. У момент утворення розлому відкладення корисних копалин можуть накопичуватись в одному місці або ставати видимими. Ці багаті мінералами тріщини, які називаються жилами, є важливими джерелами дорогоцінних металів, таких як золото, срібло та платина [20, 27]. Отже, землетруси роблять ці мінеральні ресурси доступними для економічного видобутку.

Природний рельєф є результатом тисячолітньої взаємодії внутрішніх та зовнішніх геологічних процесів, серед яких провідну роль займають землетруси. Під час землетрусів материкова частина піднімається, поділяється і відбувається її зміщення, утворюючи нові континенти, острови, підводні гірські масиви. Ці процеси формують природне середовище, утворюючи пагорби, прибережні тераси та хребти, а з розломів можуть формуватись долини [18].

З точки зору дослідження та розуміння природних процесів, вивчаючи сейсмічні хвилі та розломи, людина може мати уявлення, що відбувається під землею. Наприклад, поштовхи поблизу вулканів вказують на те, що можливе майбутнє виверження. Подібним чином складається уявлення про внутрішню структуру Землі. Більше того, вчені також вивчають зони активних розломів, які давно не зазнавали землетрусів. Ці місця, які називаються сейсмічними розривами, мають найбільший потенціал спричинити сильні землетруси в майбутньому. Отже, це покращує точність майбутніх прогнозів та рівень підготовки населення до можливого стихійного лиха.

Оцінка сейсмічної небезпеки є показником ймовірності поштовхів землі в регіоні. Це ключовий компонент оцінки ризику землетрусів для проектування

сейсмостійких конструкцій. Ці дослідження є основою для будівництва будівель, мостів та інфраструктури, здатних протистояти землетрусам. Наприклад, планування Трансаляскінського трубопроводу ґрунтувалося на попередній оцінці сейсмічної небезпеки. Оскільки трубопровід перетинає розлом Деналі на Алясці, геологи вивчили розлом, перш ніж спроектувати його таким чином, щоб він мав змогу протистояти майбутнім землетрусам. Як і очікувалося, підземні поштовхи в регіоні завдали дуже незначної шкоди трубі, і втрат нафта вдалось уникнути завдяки прогресивним інженерним розробкам [20, 27].

### **1.3. Оцінка динаміки економіко-демографічних втрат від землетрусів**

В умовах глобалізації наслідки великого лиха, навіть якщо воно сталося на території однієї держави, досить часто негативно впливають на світову економіку в цілому. Національні економічні системи тісно взаємопов'язані, і у разі суттєвої шкоди одній державі його партнери неминуче зазнають негативних ефектів.

Як і всі природні катаклізми, землетруси порушують ділову активність, знищують активи, шкодять або вбивають людські ресурси. Усе це завжди призводить до економічних втрат. Лише протягом XX-XXI ст. понад 1200 глобальних землетрусів завдали економічних збитків на суму понад 10 млрд. дол. США. Економічних збитків (як прямих, так і непрямих) через землетруси зазнали більш ніж 154 країни із 256 на загальну суму понад 2,9 трлн. дол. США у період 1900-2020 рр [3, 4, 7, 12, 13, 21].

Глобальна база даних CATDAT містить інформацію про понад 7000 руйнівних землетрусів, починаючи з 1900 року, які досліджено та перевірено перед внесенням до бази даних. Кожен підтверджений землетрус містить сейсмологічну інформацію, дані щодо масштабу пошкодження будівель, діапазон соціальних втрат з урахуванням різних джерел (смертей, поранень, безпритульних і постраждалих людей), а також економічні втрати (прямі,

непрямі, допомога та страхування). Серед типів економічних втрат від землетрусів, за якими ведуть оцінювання та порівняння масштабів катастрофи, виділяють наступні:

- прямі економічні втрати через зруйновані або серйозно пошкоджені будівлі та інші споруди (такі як дамби та системи рятувальних ліній);
- прямі економічні втрати через пошкоджені або зруйновані будівлі та інші форми приватної власності;
- непрямі економічні збитки внаслідок порушення роботи приватного сектора (тобто припинення діяльності);
- втрата доходів і збільшення витрат у державному секторі;
- втрати індивідуального доходу та доходу домогосподарств через травми, смерть або переривання роботи [28,29].

Основні землетруси, що спричинили збитки на суму понад 75 млрд. дол. США (2018-HNDECI скориговані (англ. Hybrid Natural Disaster Economic Conversion Index)), показані за роками на рис.1.10. Залежно від метрики, яка використовується для конвертації втрат від землетрусів в долари за рік, рівень прямих економічних втрат на рис.1.10 скоригований відповідно до рівня долара у 2018 року. Рахунок у доларах США базується на індексі цін на основі ВВП-дефлятора для кожної країни, однак компоненти збитків від стихійних лих часто суттєво відрізняються від самої оцінки збитків. Доволі часто неможливо отримати одне точне значення для оцінки лиха в економічному плані, оскільки економічні збитки важко підрахувати, а кількість загиблих переоцінюється (наприклад, землетрус на Гаїті в 2010 році) або недооцінюється (як в Узбекистані в 1966 році), тому завжди потрібно враховувати нижню та верхню межу для оцінок загальних економічних збитків [28,29].

Можна простежити тенденцію економічних збитків, від яких, більшим чином, страждають розвинені країни: руйнівні землетруси у Японії (понад 1 трильйон дол. США), Китаї (понад 400 млрд. дол. США) та США (понад 150 млрд. дол. США) [3, 7, 28, 29].



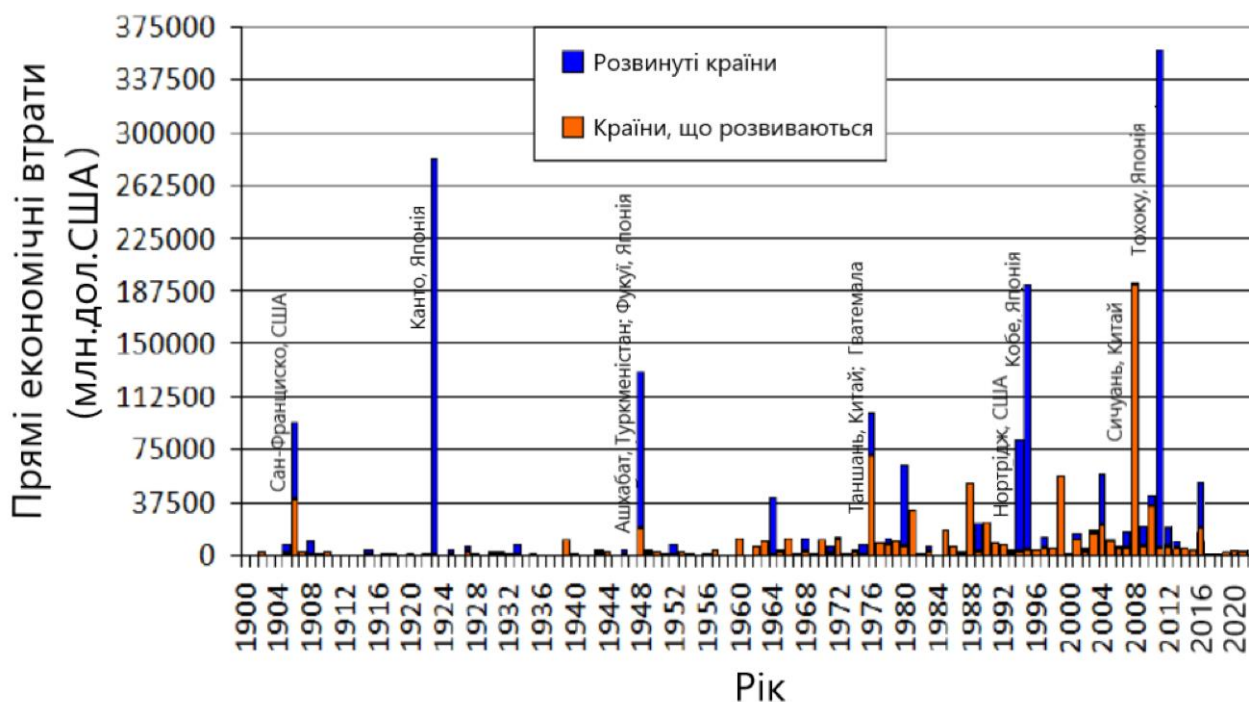


Рис.1.10. Прямі економічні втрати від землетрусів за період 1900-2021 рр.

[складено автором на основі [3, 7, 12, 21, 28, 29]]

Найпотужніші землетруси, такі як Тохоку (2011), Сичуань (2008), Канто (1923) та Кобе (1995) мали найбільший вплив на загальні втрати в абсолютному вираженні. Землетрус Тохоку, що стався 11 березня 2011 року, з прямими збитками понад 337 млрд.дол. США спричинив масове цунамі та аварію на Першій Фукусімській АЕС. Одиначна втрата від цього землетрусу є найвищою серед усіх природніх катастроф з 1900 року [3,7,28,29].

Однак землетруси, що несуть за собою менші економічні втрати, можуть мати серйозний вплив на менші країни, аналізуючи рівень ВВП країни у рік катастрофи. Використовуючи паритет купівельної спроможності для розрахунку відносної вартості товарів у країнах, середні річні втрати від землетрусів у відсотках від ВВП розраховуються для кожної країни. Це показує відносний вплив кожного окремого землетрусу, що дає змогу краще зрозуміти економічний ризик для кожної окремої країни по відношенню до ВВП [28, 29]. На рис.1.11 видно, що Чилі, Вірменія, Туркменістан, Гаїті, Нікарагуа, Коста-Ріка, Японія та Нова Зеландія мають високу схильність до економічних втрат по відношенню до ВВП у відсотковому відношенню.

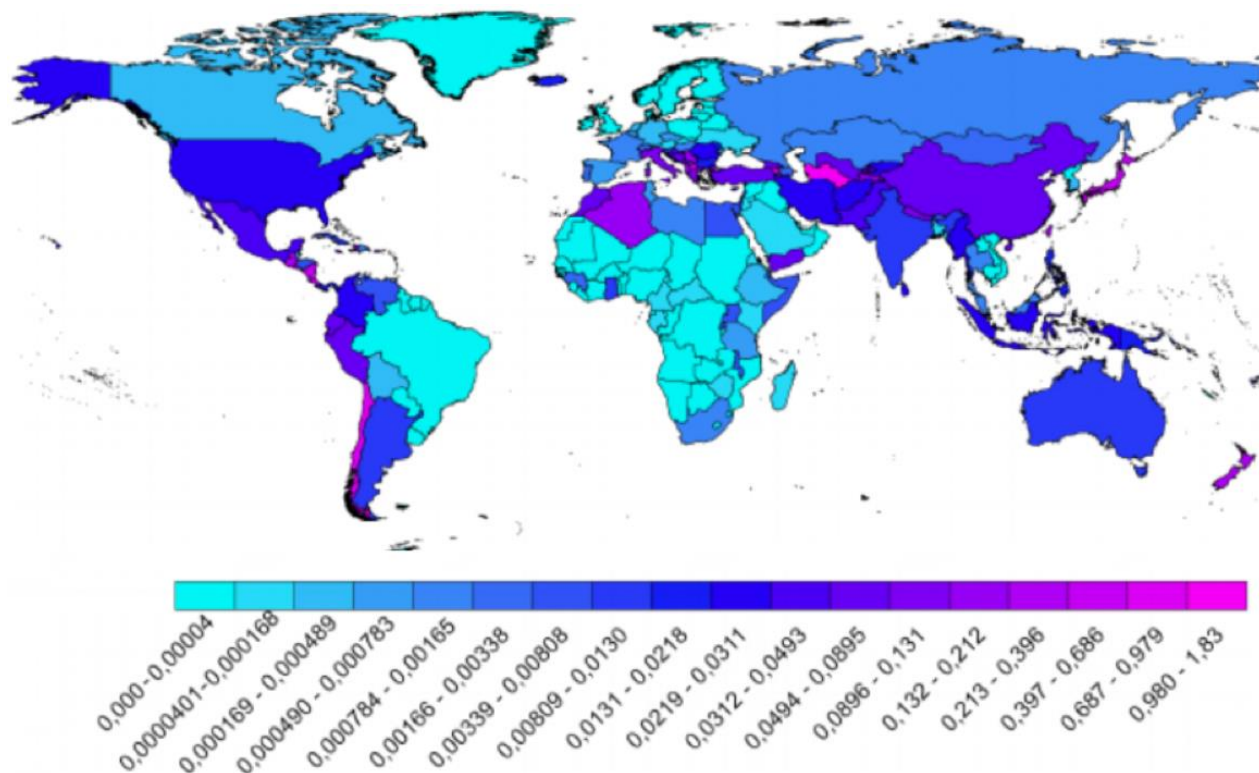


Рис.1.11. Середні щорічні втрати (у % ВВП) від землетрусів, 1900-2020 рр.

[складено автором на основі [3,7,12,21,28,29]]

Аналізуючи дані табл. 1.3 щодо загальних відносних втрат від землетрусів, у відношенні номінального ВВП наслідки землетрусу у Вірменії 1988 року, технічно будучи у складі колишнього СРСР, сильно відобразились на економічній ситуації у країні. Країни Центральної Америки також демонструють велику відносну схильність до землетрусів.

Розглядаючи країни у регіоні Європи та Центральної Азії за середньорічним ВВП, які постраждали від землетрусів, країною з найвищим рівнем середньорічних збитків за ВВП є Туреччина (10 млрд. дол. США), Румунія (5 млрд. дол. США) та Греція (3 млрд. дол. США) [3,7,21,25]. Загалом економічні збитки від землетрусів у регіоні Європи та Центральної Азії відображає табл.1.4.

Таблиця 1.3

Країни із найвищими прямими економічними втратами у 1900-2020 рр.

[складено автором на основі [3,7,12,21,28,29]]

№ п/п	Землетрус (країна)	Рік	Загальні економічні втрати (млрд.дол. США)	% від номінального ВВП
1	Спітак, Вірменія	1988	16,20	358,9*
2	Манагуа, Нікарауга	1972	0,845	67,1 до 105
3	Картаго, Коста-Ріка	1910	0,025	90,0
4	Консепсьон, Чилі	1906	0,260	55,0 до 82,9
5	Порт-о-Пренс, Гаїті	2010	7,754	70,0
6	о. Волліс та Футуна	1993	0,014	54,0
7	Канто, Японія	1923	3,84	52,8
8	Гватемала	1976	3,9	50,3
9	Нікарагуа	1931	0,03	51,0
=10	Мальдіви (цунамі)	2004	0,603	46,0
=10	Ямайка	1907	0,013	45,9

\*Враховує часткову відповідь СРСР – подвоєння номінального ВВП 1990 року та ВВП Вірменії. Гіперінфляція та девальвація дуже ускладнили процес правильного розрахунку ВВП у той час; таким чином, було надано діапазон, що включає різні джерела з 1988-1998 рр. з використанням середнього значення за цей період, що відповідає виплаті за реконструкцію протягом відповідного проміжку часу. Моделювання призводить до значень до 594% номінального ВВП.

Таблиця 1.4

Середньорічні збитки за ВВП у регіоні Європи та Центральної Азії за період

1900-2020 рр. [складено автором на основі [3,7,12,21,25,28,29]]

	Землетруси	
	Середньорічний показник постраждалого населення	Середньорічний показник збитків у % від ВВП (млрд. дол. США)
Країни Балтії	50 000	600
Країни Кавказу	600 000	2 000
Країни Центральної Азії	2 000 000	5 000
Країни Європейського Союзу	1 000 000	20 000
Країни Південно-Східної Європи	2 000 000	20 000

Існує чотири поширені підходи, які часто використовуються для оцінки втрат людського капіталу у результаті землетрусу:

1) емпіричний підхід складається з прямої кореляції між рухами ґрунту та населенням, яке перебувало в районі під час землетрусу на основі історичних

даних про статистику землетрусу у конкретному регіоні;

2) напівемпіричний підхід враховує типи будівель, які характерні для тієї чи іншої території, і оцінює рівень пошкодження відповідно до різних будівельних структур;

3) чистий аналітичний підхід передбачає прогнозування поведінки будівель та їх вплив на людей, які знаходяться всередині, на основі аналізу сейсмічної небезпеки;

4) гібридний підхід полягає в оцінці частки населення, яке загинуло внаслідок руйнування різних типів будівель, враховуючи макросейсмічну інтенсивність [25,30].

У регіонах, які зазнали впливу численних землетрусів із великою історією смертності, як правило, у країнах, що розвиваються, із щільним населенням, яке живе у вразливих будівельних структурах, існує достатньо даних, щоб відкалібрувати кількість смертельних випадків лише за історичними записами даних про землетруси. У таких регіонах, як правило, відсутні інвентаризація будівель, як і систематичний аналіз їх вразливості. Отже, аналітичні інструменти недоречні для використання, оцінюючи втрати від стихійних лих. Навпаки, у найбільш розвинутих країнах, особливо тих, де впроваджено високі будівельні норми, відповідь будівельних структур на землетруси легше охарактеризувати аналітично, а їх розподіл та масштаб є більш доступними у розрізі аналізу даних. Завдяки високим будівельним нормам ця категорія країн зазвичай характеризується відносно малою кількістю смертельних землетрусів, що ускладнює використання емпіричного калібрування лише за минулими подіями. У таких випадках оцінки смертності в основному ґрунтуються на аналітично отриманих показниках руйнувань і передбачуваному коефіцієнті смертності з огляду на масштаби руйнування конструкції.

Ключова відмінність між напівемпіричним і аналітичним методами полягає в тому, що напівемпіричний метод використовує функції ймовірності колапсу на основі інтенсивності, отримані в основному з експертної думки, тоді як аналітичний метод використовує функції ймовірності колапсу на основі

фізики та техніки, отримані за допомогою спектральної реакції [30].

За приблизними підрахунками вчених кількість людей, які загинули у світі через землетруси за останнє тисячоліття, перевищує 5 млн. людей (рис 1.12). Близько 59% із них загинули внаслідок обвалу кам'яних будівель, а 28% – через вторинні наслідки, такі як цунамі чи зсуви [25]. Для порівняння масштабу людських втрат від землетрусів, кількість людей, які загинули внаслідок виверження вулканів за аналогічний проміжок часу, становить 98 тис [3,7].

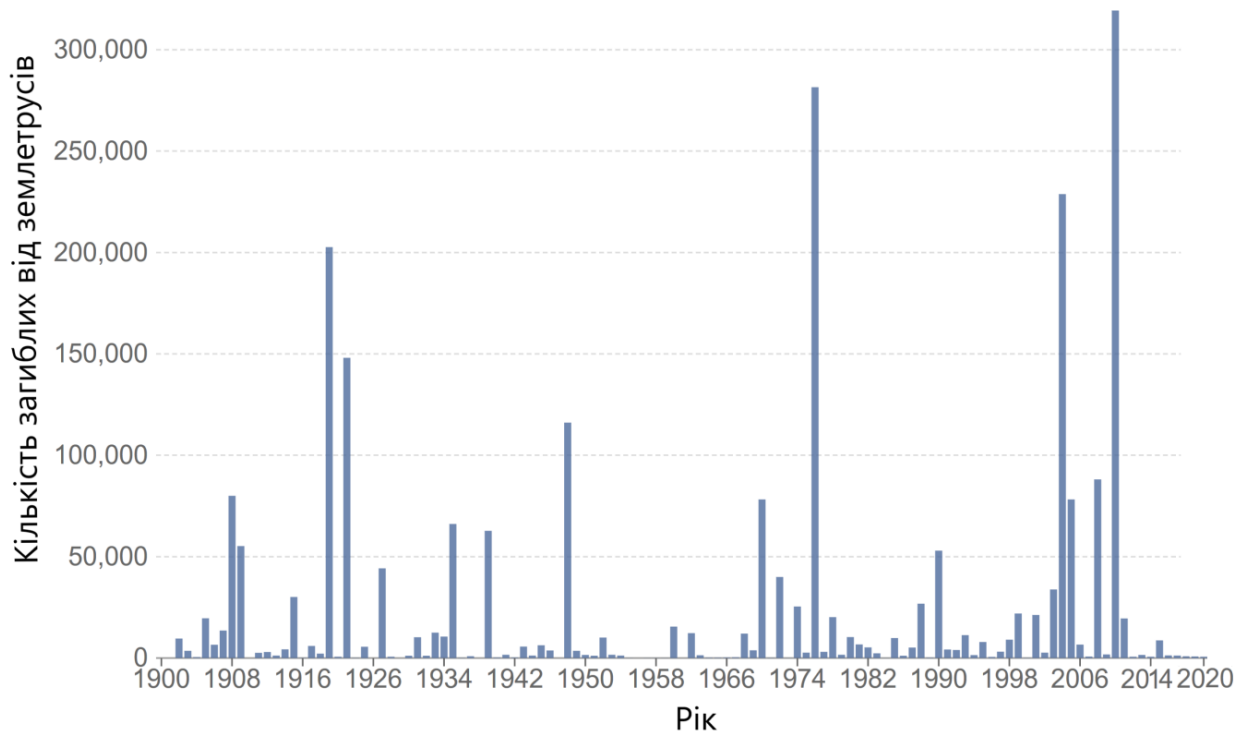


Рис.1.12. Смертність від землетрусів у світі, 1900-2020. Випадки загибелі внаслідок землетрусів включають пряму смертність внаслідок події, а також загибель від вторинних впливів (таких як цунамі, викликані землетрусом) [складено автором на основі [3,7,12,21,25]]

Рейтинг кількості людських втрат через землетруси очолює Китай: він розташований у зоні сейсмічної активності, а на його території проживає велика кількість людей (у XVI ст. загинуло 830 тис. осіб, у середині минулого століття – 240 тис. осіб) (рис.1.13).

Подібних катастрофічних наслідків можна було б запобігти, якби захист від землетрусів був добре продуманий на державному рівні, а при конструюванні

будівель враховувалася можливість виникнення сильних підземних поштовхів: більшість людей загинуло саме під уламками. Нерідко люди, які проживають або перебувають у сейсмічно активній зоні, не мають жодного уявлення про те, як саме потрібно діяти в умовах надзвичайної ситуації та як врятувати своє життя [30].

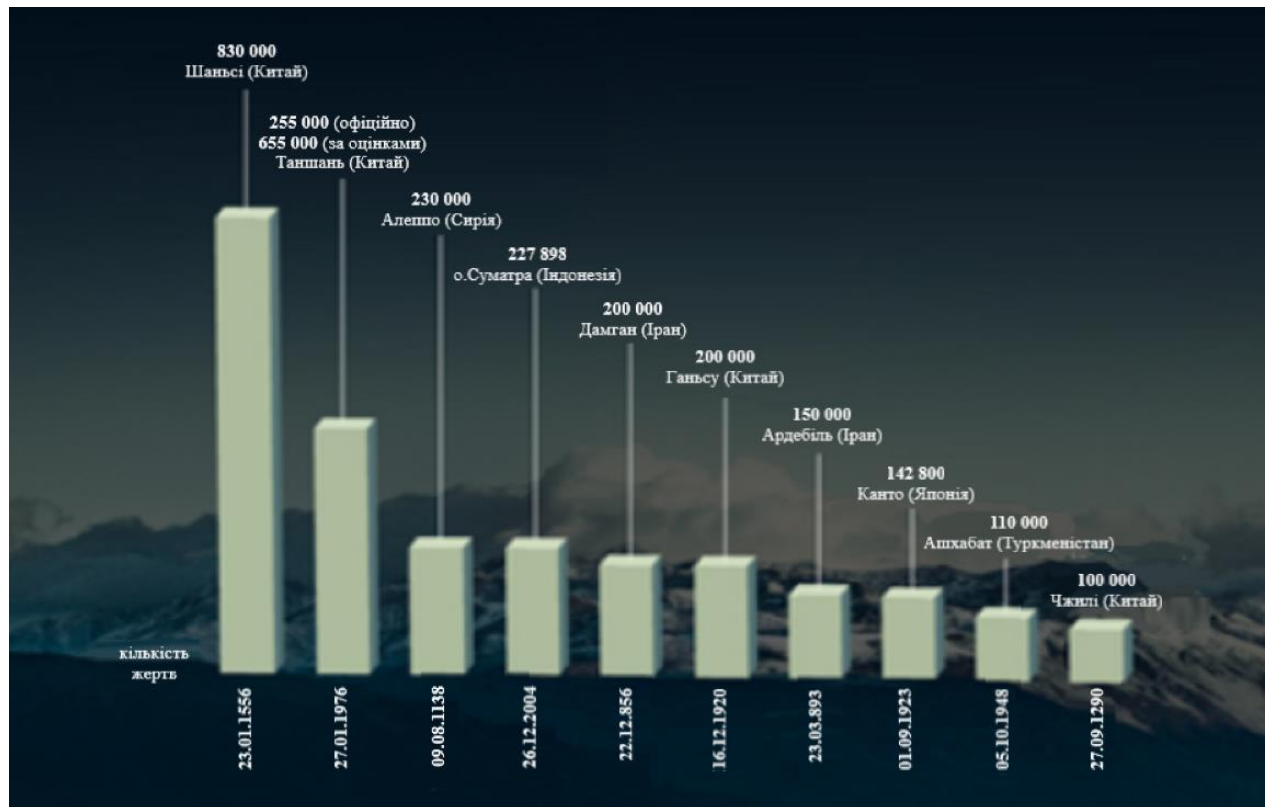


Рис. 1.13. Найбільші землетруси за кількістю людей, які загинули внаслідок стихійного лиха

[складено автором на основі [3,7,12,21,25]]

Відсоток смертності від землетрусів у світі вважається найвищий і встановлений на рівні близько 40% [25].

## Висновки до розділу 1

Вразливість економіки до стихійних лих залежить від комплексу зовнішніх чи внутрішніх, прямих, опосередкованих чи непрямих впливів. Динамічна, швидкозмінна чутливість економіки до стихійних лих у сучасну епоху

зосереджується на взаємодії факторів розвитку економіки та суспільства із природними небезпеками. Основу становлять деякі загальні впливи, а також фактори, специфічні для країни та регіону. Крім того, у довгостроковій перспективі зміна клімату може породжувати частоту та інтенсивність небезпечних подій, що впливає на масштаб і характер вразливості економіки.

Масштаб і характер економічних наслідків стихійних лих також залежать від впливів, які мають певний часовий проміжок або закріплені за конкретним періодом у часі. Існують п'ять основних факторів, які визначають масштаб макроекономічної вразливості до стихійних лих:

- тип природної небезпеки;
- загальна структура економіки, включаючи запаси природних ресурсів;
- географічний розмір країни;
- рівень доходів і рівень розвитку країни;
- соціально-економічні умови, в т.ч. політичне середовище та стан економіки.

Оцінити економічні збитки від ударів стихії з високою точністю доволі складно, оскільки далеко не всі країни збирають такі дані у відповідному обсязі або достатній якості. За оцінками Світового банку у глобальному масштабі щорічний показник становить 520 млрд доларів, а 26 млн. людей щороку зазнають матеріальної та/або моральної шкоди від стихійних лих.

Сумарна кількість жертв та постраждалих внаслідок землетрусів на Землі за останнє тисячоліття становить близько 15 млн. осіб, майже половина з них припадає на Китай, Японію та США. Щорічно від землетрусів гине близько 10 тис. людей. Землетруси становлять 13% від загальної кількості природних катастроф і посідають 3-є місце за збитками серед стихійних лих, віддаючи першість тропічним штормам та повеням.

Землетруси можуть спричинити масштабне руйнування інфраструктури та інших виробничих потужностей на відносно великих територіях. Найбільший ризик катастрофічних макроекономічних наслідків існує, коли подія відбувається у великому міському центрі або в мегаполісі. Розмір економічних

збитків, як і у випадку з усіма небезпеками, частково залежить від типу економіки. Етап розвитку економіки, виміряний за ступенем галузевої, географічної та фінансової інтеграції, рівнями економічної спеціалізації та можливостями уряду залучати доходи, впливає на вразливість до стихійних лих, зокрема землетрусів.



## РОЗДІЛ 2

# ТЕХНОЛОГІЇ ТА МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ СЕЙСМІЧНОЇ НЕБЕЗПЕКИ

### 2.1. Прогнозування майбутнього землетрусу як ключовий елемент у запобіганні збиткам від стихійних лих

Перші приклади успішного прогнозування землетрусів відносяться до 1970-х років, і тоді здавалося, що фінальний успіх уже близько — потрібно лише зібрати більше різнобічної інформації про стан земної кори і навчитися краще її обробляти [31]. Успіх у вирішенні цього завдання приніс би не лише величезну практичну користь, а й пропагандистський ефект, який відігравав велику роль в епоху холодної війни. Найбільш активно проблемою займалися у США, Японії, СРСР та Китаї. Американці та японці зосереджували свої основні зусилля на масштабність мережі збору геофізичної інформації, СРСР — на вдосконалення обробки даних у районах високої сейсмічності, а Китай — на численність та працьовитість населення [31, 32]. У Китаї була створена ціла армія народних спостерігачів, які повинні були повідомляти в наукові центри про несподівані зміни рівня води в колодязях, аномалії, що спостерігались у поведінці тварин, та інші прикмети, які свідчать про можливий землетрус. У кількох найбільш сейсмонебезпечних районах було організовано мережі інструментальних спостережень [33].

У 1975 році китайським фахівцям вдалося передбачити сильний землетрус Хайченг з магнітудою 7,3 за шкалою Ріхтера. Протягом кількох місяців спостереження фіксували аномально швидкі рухи земної поверхні. Потім дедалі частіше почали надходити сигнали від непрофесійних спостерігачів, які відзначали, наприклад, аномалії у поведінці тварин. Нарешті 4 лютого о 14 годині після серії слабких поштовхів було оголошено загальну тривогу, людей вивели з будівель, а о 19 годині 36 хвилин був сильний поштовх, який зруйнував 90% усіх споруд міста Хайченг. Із 600 тисяч городян загинули близько 2 тис.

людей та ще 27 тис. отримали поранення. У випадку непередбаченості до стихійного лиха кількість постраждалих могла досягти 150 тис. Утім уже наступного року непередбачений руйнівний землетрус Таншань магнітудою 7,8-8,2 за шкалою Ріхтера залишив під руїнами китайських міст (у тому числі і в Пекіні) сотні тисяч людей [31, 33].

У наступні роки в Китаї вдавалося прогнозувати деякі землетруси, але значно частіше стихія завдавала удару несподівано. При цьому прогнози, що не підтверджувалися, породжували паніку серед населення і призводили до великих економічних втрат, тому було вирішено обмежити практику проведення евакуаційних заходів [31, 33].

Невдачу китайської системи передбачення землетрусів можна було б віднести до схильності народних спостерігачів до особливої пильності або, навпаки, невиправданої байдужості. Якщо це справді так, тоді вирішення проблеми мають забезпечити розвинуті мережі геофізичних спостережень. Саме на це акцентували свою увагу США та Японія, причому реєстрацією коливань земної кори вчені не обмежувалася. Вони вимірювали рівень, температуру та хімічний склад води у свердловинах, швидкість руху земної поверхні, фіксували аномалії гравітаційного та геомагнітного полів, проводився моніторинг атмосферних, іоносферних та геоелектричних явищ. У СРСР не вистачало можливостей для розгортання регіональних мереж спостереження, натомість було створено низку висококласних локальних полігонів для комплексних геофізичних спостережень. Очікувалося, що успіх прийде завдяки дослідженням процесів, що свідчать про можливий землетрус, та нових способів розпізнавання аномалій, зокрема, з використанням методів штучного інтелекту, оскільки сильних математиків та геофізиків у країні вистачало, але надії на техніку також не справдилися. Величезне зростання обсягу геофізичної інформації не призвело до якісного підвищення ефективності прогнозу. Геофізикам вдавалося спостерігати велику кількість різних фізичних аномалій, імовірно пов'язаних з процесами, що свідчать про можливість настання землетрусу (наприклад, швидких рухів земної поверхні перед Хайченгським землетрусом), проте

переважна більшість із них не проявлялись при інших землетрусах чи на інших полігонах. Незважаючи на всі зусилля, так і не вдалося отримати ефективний та економічно виправданий прогноз землетрусів, за якого втрати від передбаченого стихійного лиха, яких вдалося би запобігти, перевершували б збитки від хибних тривог [32].

Прогнозування землетрусу – це завчасне визначення місця, часу та сили очікуваної сейсмічної події. Поділ території за рівнем потенційної сейсмічної небезпеки входить у завдання сейсмічного районування. Воно засноване на використанні історичних даних (про повторюваність сейсмічних подій, їхню силу) та інструментальних спостереженнях за землетрусами, геолого-географічному картуванні та відомостях про рух земної кори. Найчастіше на перших етапах прогнозування враховують саме сейсмічне районування, що свідчить про силу підземних поштовхів, які можуть бути характерними для цієї місцевості. Районування території пов'язане також з проблемою страхування від землетрусів [20].

За часом виділяють відповідно довгостроковий (десятки років), середньостроковий (роки, місяці) та короткостроковий (дні, години) прогнози землетрусів. До короткострокових прогнозів висувають великі вимоги, оскільки від точності таких прогнозів залежать тисячі людських життів. Як приклад - два китайські землетруси 1975 і 1976 років, які були описані раніше. У першому випадку людей було евакуйовано за дві години, у другому - загинули сотні тисяч, оскільки вчені побоялися хибної тривоги.

Короткостроковий прогноз будується на комплексному аналізі геофізичних та сейсмологічних провісників, закономірностях поведінки слабких землетрусів у різні періоди підготовки сильнішої сейсмічної події. В основі середньострокового прогнозу лежать спостереження за геофізичними полями. Ці прогнози не можна віднести до найбільш успішних, але в загальному потоці подій навіть такі прогнози є певною цінністю для побудови майбутніх прогнозних моделей [18,19].

Найменше суперечок викликає, звісно, довгостроковий прогноз. Під час

цього прогнозу вивчаються зміни рівня напруги у літосфері, сейсмічність літосфери. Довгостроковий прогноз часто ґрунтується на гіпотезі сейсмічного циклу, запропонованої в середині 1960-х років Сергієм Федотовим. Її суть полягає в тому, що руйнівні землетруси (з магнітудою 7,5 і вище за шкалою Ріхтера) повторюються в сейсмоактивних районах квазіперіодично з інтервалом  $140 \pm 60$  років, причому на різних стадіях цього циклу характер сейсмічного явища змінюється. З урахуванням районування та параметрів сейсмічного циклу виділяються потенційно найбільш небезпечні області, в яких відбуваються дослідження з метою уточнення просторових та часових рамок можливого сильного землетрусу [19].

У сейсмології відомий емпіричний закон Гутенберга-Ріхтера, який описує залежність між магнітудою та загальною кількістю землетрусів, свідчить, що зі збільшенням енергії землетрусу в 1000 раз (на 2 одиниці магнітуди) кількість подій такого масштабу зменшується приблизно у 100 разів. Звідси, до речі, випливає важливий висновок, що лєвова частка всієї сейсмічної енергії, що виділяється в земній корі, припадає на невелику кількість найсильніших подій. Припустимо, що  $N$  є кількістю землетрусів на рік, для яких магнітуда знаходиться в діапазоні  $M_s$ . Тоді зміна нахилу залежності Гутенберга-Ріхтера описуватиметься рівнянням [18]:

$$\lg N = a - bM_s, \quad (2.1)$$

де  $a$  та  $b$  – регіональні константи. Константа  $a$  зазвичай дорівнює 1,0 для сейсмічно активних регіонів. Залежно від тектонічної структури регіону константа  $b$  може бути в межах від 0,5 до 1,5. За великої кількості подій залежність представляється прямою лінією (рис. 2.1).

У період підготовки сильного землетрусу графік поводитьься як випадкова величина. При наближенні рівня напруги в гіпоцентрі майбутнього землетрусу до фіксованого значення, яке свідчить про землетрус, слабка сейсмічність стане більш упорядкованою, нахил графіка зміниться. Чим ближче по часу момент

сильного сейсмічного впливу, тим більше виникає сильних подій, внаслідок чого нахилу графіка характерна низхідна тенденція.

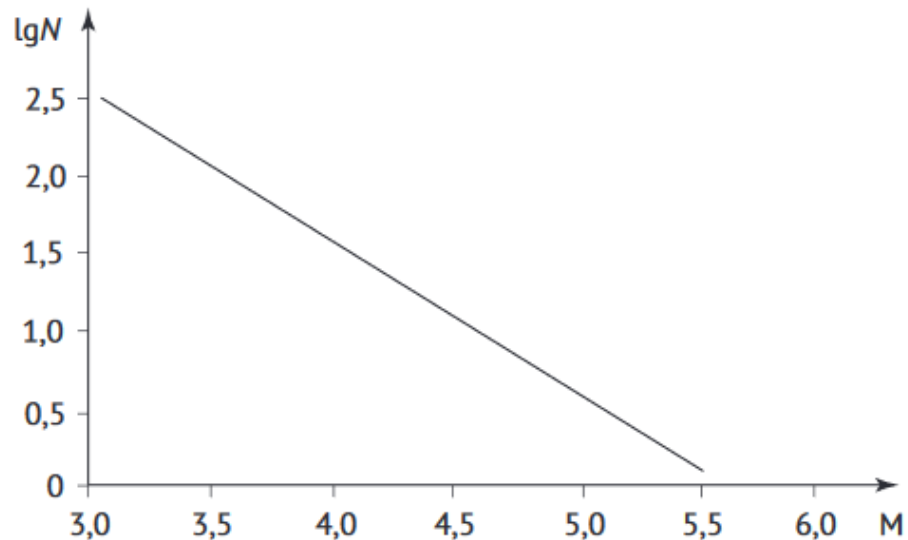


Рис. 2.1. Графік залежності між магнітудою та загальною кількістю можливих землетрусів Гутенберга-Ріхтера [складено автором на основі [18]]

Сейсмологи без особливого успіху намагалися пояснити дію закону Гутенберга-Ріхтера, однак у другій половині ХХ століття з'ясувалося, що такий закон розподілу зустрічається не лише у сейсмології. Подібним чином розподіляються населені пункти за кількістю жителів, підприємства за величиною капіталу, військові конфлікти за кількістю жертв. У фізиці статичні закони розподілу типові для критичних процесів (наприклад, для фазових переходів).

Для передбачення землетрусів використовуються такі показники [17, 25]:

- статистичні дані;
- виділення сейсмічно активних зон;
- зміни магнітного поля;
- зміни складу газів, що надходять із глибин;
- вивчення швидких зсувів земної кори;
- фіксацію незначних поштовхів.

Для забезпечення проведення повної процедури прогнозування землетрусу каталоги даних землетрусів повинні містити інформацію про магнітуду, місце та час виникнення землетрусу [25].

Сейсмічні станції ведуть спостереження підземних поштовхів та дають загальну характеристику енергії коливань, що викликаються підземними поштовхами чи вибухами. Результати фіксують на підставі шкали магнітуд, серед яких виділяють наступні [25]:

- локальна магнітуду;
- магнітуду, величина якої залежить від поверхневих хвиль;
- магнітуду, що залежить від об'ємних хвиль;
- моментна магнітуду.

Шкала Ріхтера надає інформацію про енергію, що виділяється, у процесі підготовки та виникнення землетрусу. Наприклад, при магнітуді в 3 бали деякі люди уже можуть відчувати дуже слабе коливання землі, при 6 балах землетрус може завдати суттєвої шкоди як території так і населенню, при 9 балах можуть виникати цунамі [18]. Недоліком шкали Ріхтера є те, що на підставі однієї величини складно охарактеризувати таке складне явище як землетрус.

Інтенсивність дає якісну характеристику підземним поштовхам. Також вона характеризує масштаб катастрофи. Усього існує 4 шкали інтенсивності [25]:

- у США – Меркаллі;
- у пострадянських державах – Медведєва-Шпонхойєра-Карника;
- у державах ЄС – EMS (Європейська макросейсмічна шкала);
- в Японії – Японського метеорологічного агентства (Shindo).

Протягом багатьох років прогнозні дослідження землетрусів базувались на тому, що напруга накопичується в гірських породах поблизу розлому та призводить до деформації земної кори. Напруга вимірювалась в горизонтальному напрямку вздовж активних розломів методами трилатерації та триангуляції та у вертикальному напрямку за допомогою точного нівелювання та нахилометрів [17, 19].

Землетруси часто пов'язують із характерними звуками та світлом, що є його провісниками. Звуки, як правило, низькочастотні, їх порівнюють із шумом метро. Виникнення таких звуків відповідає моменту проходженням високочастотних сейсмічних хвиль через землю. Одним із методів передбачення землетрусів є вивчення небесних змін. Іноді під час землетрусів на нічному небі спостерігаються світлові спалахи та яскраві кулі. Ці вогні пояснюються електричною індукцією в повітрі над місцем розташування джерела землетрусу [19].

В основу теорії, яка має назву «Літосферно-атмосферно-іоносферний сполучний механізм», покладено наступне спостереження: одразу перед землетрусом із розлому, в якому уже існує певного роду напруга, виходить багато газу, особливо безбарвного, позбавленого запаху радону. Коли радон потрапляє у верхні шари атмосфери – іоносферу – він забирає у молекул повітря електрони, поділяючи їх на негативно заряджені частинки (вільні електрони) та позитивно заряджені. Ці заряджені частинки (іони) вступають у реакцію з конденсованою водою, внаслідок чого виділяється тепло. Це тепло можуть зафіксувати вчені за допомогою інфрачервоного випромінювання [19,25].

Отже, до провісників землетрусів, які базуються на особливостях фізичних полів, що свідчать про можливий землетрус, можна віднести:

- іоносферні сплески електромагнітних випромінювань над епіцентром події, що має відбутися (низькочастотні шуми частотою 100-20 кГц), а також зміна щільності і температури плазми, що виникають за кілька годин до сильної події;
- збільшення концентрації радону в газовому складі свердловин за 2–3 тижні до події;
- поява помітного стрибка у рівні атмосферного тиску за 2-8 діб до події, а безпосередньо перед землетрусом висока ймовірність дощів та гроз;
- зменшення вмісту озону в атмосферному повітрі за кілька днів до землетрусу;
- ефект зменшення електричного опору порід на глибині до 20 км за 2-3 місяці до події, що пояснюється зміною електричних властивостей порід на певній глибині;

– зміна рівня ґрунтових вод за півроку-рік до події; про даного роду явище та його взаємозв'язок із настанням землетрусу повідомлялося переважно з Китаю. Оскільки рівень води в колодязях залежить від цілого ряду факторів, таких як опади, такі фактори доведеться усунути, якщо зміни рівня води будуть досліджуватися у контексті взаємозв'язку із землетрусами;

– стрибки дебіту свердловин за декілька місяців до події;

– зміна співвідношень між поздовжньою та поперечною швидкостями сейсмічних хвиль. Якщо рівень співвідношення відображав падіння протягом 2-х місяців, то через 2 місяці слід очікувати можливий землетрус;

– поява високих тонких хмар над зонами розломів за кілька діб перед землетрусом. Фіксуються із супутників та космічних станцій. Утворюються вони, швидше за все, через викиди глибинних газів та аерозолів, які є ядрами конденсації атмосферної вологи [17-19, 25].

Окремо слід зазначити хімічний метод прогнозування землетрусів. Виявилось, що при формуванні вогнища землетрусу та наростанні механічних напруг різко збільшується концентрація в підземних водах гелію та інших хімічних елементів (наприклад, неону, аргону, криптону). Зростає їхня концентрація і в газових потоках. Таким чином, виконуючи хімічний аналіз газу або води в спеціально створених свердловинах, можна виявити наближення землетрусу [25].

У 2008 р. у рамках міжнародної програми створено Глобальну мережу прогнозування землетрусів (Global Network for the Forecasting of Earthquakes (GNFE)), країнами-учасниками якої стали Австрія, США, Індонезія, Пакистан, Азербайджан, а як асоціативні партнери – наукові організації Туреччини, Казахстану та Узбекистану. Станції прогнозування землетрусів розміщені у Пакистані, Азербайджані та Індонезії. Станції прогнозування автоматично та автономно передають інформацію до США (La Habra). Одна з важливих відмінностей нової технології прогнозування землетрусів у тому, що під час прогнозу вказуються не тільки місце, сила і час, а й кількість сильних землетрусів, що прогножуються [15].



## 2.2. Традиційні методи та моделі задачі прогнозування землетрусів

Проблема прогнозу небезпечних явищ природи може бути вирішена лише спільними зусиллями вчених, які представляють усі галузі сучасної геофізики та астрономії. У пошуках найбільш точних методів прогнозу землетрусів використовують усі відомі підходи та прийоми до прогнозування природних лих, хоча, загалом, систематизувати їх доволі складно. За ступенем формалізації процедури складання прогнозу прийоми прогнозування можна поділити на три класи: інтуїтивні, формалізовані та комбіновані (рис.2.2).

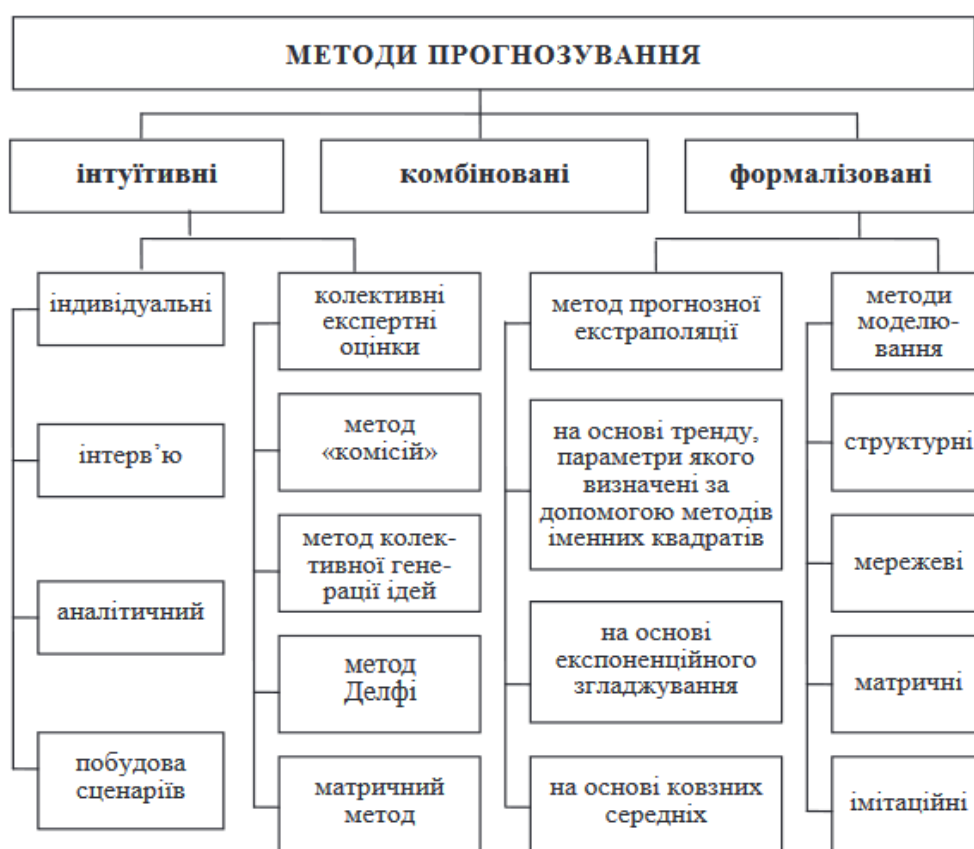


Рис.2.2. Класифікація методів прогнозування землетрусів

[складено автором на основі [34]]

До інтуїтивних належать методи системно-структурного аналізу, найбільш відомі як індивідуальні та групові методи експертних оцінок (сценаріїв). Системний сейсмологічний метод складання короткострокового прогнозу землетрусу із завчасністю 24-36 год є прикладом технології індивідуального

експертного підходу. Групова експертна оцінка, відома як «мозковий штурм», часто застосовується фахівцями при розробці остаточних формулювань прогнозів різних типів землетрусів, особливо в умовах неповноти вхідних даних.

Клас формалізованих методів складається з асоціативних методів, методів випереджальної інформації, методів прогнозної екстраполяції та системно-структурних методів та моделей (рис.2.3)

Методи прогнозної екстраполяції	Системно-структурні методи та моделі	Асоціативні методи	Методи випереджальної інформації
<ul style="list-style-type: none"> <li>• проста екстраполяція;</li> <li>• метод ковзних середніх;</li> <li>• метод експоненціального згладжування;</li> <li>• екстраполяція трендів;</li> <li>• авторегресійні моделі.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• морфологічний аналіз;</li> <li>• системний аналіз;</li> <li>• матричний метод;</li> <li>• регресійні моделі;</li> <li>• економетричні методи;</li> <li>• мережеве моделювання.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• імітаційне моделювання;</li> <li>• історико-логічний аналіз.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• аналіз потоків публікацій;</li> <li>• оцінка значущості винаходів;</li> <li>• аналіз патентної інформації.</li> </ul>

Рис.2.3. Класифікація формалізованих методів у прогнозуванні землетрусів [складено автором на основі [34]]

Прогноз небезпечних явищ природи орієнтований соціально, а отже повинна існувати конкретна особа, відповідальна за якість прогнозу. Оскільки такою особою, звісно, є людина, то інтуїтивні методи обов'язково входять до її особистого арсеналу засобів прогнозування, забезпечуючи можливість виконання завдань прогнозу за кризових умов. Формалізовані методи є високоцінним доповненням до загального обсягу прогнозної інформації, що наявна перед процесом здійснення безпосереднього прогнозування.

Отже, особа, яка приймає рішення про прогноз, ґрунтуючись на вихідній інформації та соціально-економічній ситуації, вибирає з-поміж зібраних прогнозних варіантів той, який їй здається найбільш обґрунтованим. Цей вибір повинен базуватись на співвідношенні між завчасністю прогнозу, що будується, (L) і тривалістю еволюційного циклу об'єкта прогнозування (P). Відношення цих величин  $\tau = \frac{L}{P}$  дозволяє дійти висновку про можливість застосування тієї чи іншої категорії класів методів прогнозу [35].

Якщо справедливе співвідношення  $\tau < 1$ , то такий прогноз буде короткостроковим, для якого застосування формалізованих методів є найбільш успішним вибором. У випадку, коли виконується рівність  $\tau \approx 1$ , слід враховувати можливість закінчення еволюційного циклу об'єкта прогнозування. Це свідчить про наявність ймовірності різкої зміни умов протікання стихійного лиха. У цьому випадку інтуїтивні методи, засновані на аналогії, можуть виявитися кращими за формалізовані. Якщо прогноз потрібно підготувати за умови  $\tau > 1$ , то використання тимчасових формалізованих методів не принесе точних прогнозів, аналогії у таких випадках простежуються рідко, а тому залишається можливим лише прогноз ймовірностей виникнення тих чи інших результатів [34, 35].

Детерміністські методи аналізу сейсмічної небезпеки, які ґрунтуються на геологічних даних, були описані Е. Krinitzsky, який визначив, що при прогнозуванні землетрусів головним є визначення найближчого активного розлому і обчислення максимального можливого для нього землетрусу. Потім обчислюється найбільша можлива інтенсивність сейсмічних поштовхів на поверхні Землі. Розрахунки проводяться на основі теорії поширення сейсмічних хвиль з урахуванням їх загасання по мірі віддалення від вогнища землетрусу і впливу місцевих ґрунтів, які зазвичай подаються у вигляді горизонтально шаруватого середовища [36].

Інший підхід до побудови прогнозу землетрусу ґрунтується на потенційних взаємозв'язках між глибиною землетрусу, тобто гіпоцентром, і розташуванням поверхні, де відобразились основні прояви землетрусу (епіцентр), щоб передбачити магнітуду землетрусу. Розв'язання цієї задачі можливе із застосуванням іншого підходу, а саме використанням статичного аналізу. Одним з інструментів статичного аналізу є програми, що використовують мережі штучних нейронів. Для того, щоб отримати якісний результат нейромережевого моделювання, необхідно розглянути достатню кількість прикладів і відповідних їм розв'язків для навчання нейронної мережі, тобто встановлення та запам'ятовування закономірностей, що пов'язують їх між собою [37]. Для цього типу прогнозування багат шаровий перцептрон (multilayer

perceptron (MLP)), також званий багатосаровою нейронною мережею прямого поширення, використовується більш ніж у 50% випадків для прогнозування землетрусів на основі структурованих каталогів даних землетрусів, що містять, щонайменше, інформацію про магнітуду, місце та глибину виникнення землетрусів [38].

Ризик землетрусів збільшується у міських умовах через високу щільність населення та розлогу інфраструктуру. Однак ці фактори водночас і ускладнюють моніторинг землетрусів. Логістичні труднощі розгортання приладів для моніторингу, а також сейсмічні шуми, які постійно створює місто, ускладнюють і без того нелегку задачу. Традиційні методи моніторингу землетрусів, які шукають пов'язані з сейсмічними хвилями події вище певного рівня шуму, можуть просто пропускати не такі яскраві сигнали. І хоча поріг виявлення для невеликих землетрусів можна знизити, покладаючись, наприклад, на локальну подібність сигналів, саме сейсмічне шумозаглушення може значно підвищити чутливість до виявлення потрібних сейсмічних сигналів. Серед досліджень вчених, які активно займаються вивченням наслідків виявлення помилок і локації землетрусів, що пов'язані саме із сигналами, що характеризують наближення землетрусу, можна виділити роботи S. Husen та J.L. Hardebeck, T.A. Stabile, I. Zaliapin та Y. Ben-Zion [39-41].

Традиційні методи шумозаглушення засновані на простій спектральній фільтрації сигналів, а тому є неефективними у випадку, якщо сигнал про землетрус перекриватиметься шумами на одному і тому ж частотному діапазоні. Проблему може вирішити шумозаглушення у частотно-часовій області, яке допоможе виявити сейсмічний сигнал на фоні шуму. Традиційні методи виявлення шукають імпульси енергії з амплітудами, що перевищують поріг виявлення, і не можуть відрізнити землетрус від інших сигналів, таких як форми хвиль, що генеруються, наприклад, дорожнім рухом. Однак це потребує складного аналізу великого масиву даних у пошуку потрібних взаємозв'язків між сигналами, що є чи не ідеальним завданням для методів машинного навчання [42, 43].

Виявлення землетрусів і вибір фази хвилі, характерній майбутньому землетрусу, є досить трудомісткими процедурами, які виконуються аналітиками під час ретельної обробки сейсмічних записів [25].

Сейсмічні хвилі, що виникають під час землетрусу, діляться на кілька типів [44]:

– P-хвилі - хвилі стиснення, чи первинні поздовжні хвилі. Вони ініціюють коливання частинок порід уздовж напрямку свого поширення, породжуючи ділянки стиснення і розрідження, що чергуються. Їх швидкість у 1,7 разів перевищує швидкість S-хвиль зсуву. Саме ці хвилі вдається реєструвати на сейсмостанціях. Швидкість P-хвилі відповідає швидкості звуку у конкретній гірській породі. Якщо частота такої хвилі перевищує 15 Гц, вона сприймається на слух як підземний гул або гуркіт.

– S-хвилі – це хвилі зсуву, або вторинні поперечні сейсмічні хвилі. Вони ініціюють коливання частинок порід перпендикулярно до напрямку поширення хвилі.

– L-хвилі (хвилі Релея LR та хвилі Лява LQ) – поверхневі, або довгі хвилі. Вони відповідають горизонтальному руху частинок та слідуєть після того, як P-хвилі та S-хвилі пройдуть через надра планети; характеризуються можливістю заподіяти найбільшу шкоду.

Вибір фази полягає в оцінці часу приходу первинної (P) і вторинної (S) хвиль на станцію сейсмічного моніторингу. Авторами S.M. Leon, B.O. Calvino, L.A. Vivas та ін. розроблені нейронні мережі прямого поширення (feedforward neural network (FFNN)) і згорткові нейронні мережі (convolutional neural network (CNN)) для дослідження численних конфігурацій архітектури у пошуку відповідних шаблонів гіперпараметрів для ефективного виявлення землетрусів P-хвилею [45]. Алгоритм, розроблений авторами, вимагає певної постобробки виходу мережі на основі адекватного рівня запуску, що не є остаточним рішенням для вирішення питання точного прогнозування виникнення землетрусу.

Земну кору можна представити у вигляді шару або декількох шарів, в яких швидкість сейсмічних хвиль менша, ніж у мантиї. Основні хвилі, що

розповсюджуються в такій структурі, – прямі поздовжні і поперечні. Вони є заломленими в мантию та поширюються в ній приблизно вздовж її межі, проникаючи в мантию на невелику глибину. На дуже малих відстанях приходять лише прямі хвилі [44, 45].

Заломлені хвилі починають переходити на поверхню Землі, перебуваючи на відстані, що відповідає критичному куту падіння хвилі на межу земна кора-мантия. Спочатку вони приходять пізніше за прямі, але, починаючи з відстані близько 200 км, обганяють їх і приходять першими. З трьох видів коливань, які одночасно зароджуються в гіпоцентрі, поздовжні хвилі  $P$  приходять першими, оскільки вони поширюються з найбільшою швидкістю. Поперечні хвилі  $S$  поширюються з меншою швидкістю, а поверхневі хвилі  $L$  ще повільніше. Звідси можна дійти висновку, що фаза  $P$  відповідає початку поширення поздовжніх хвиль (розширенню-стиску в земній корі), а фаза  $S$  – початку поширення поперечних хвиль. Поверхневі хвилі  $L$  поширюються з постійною швидкістю, а швидкість поширення поздовжніх  $P$  і поперечних  $S$  хвиль є функцією відстані від епіцентру (рис. 2.4). Час пробігу хвилі більш тривалий, якщо відстань між сейсмічною станцією та епіцентром землетрусу доволі велика.

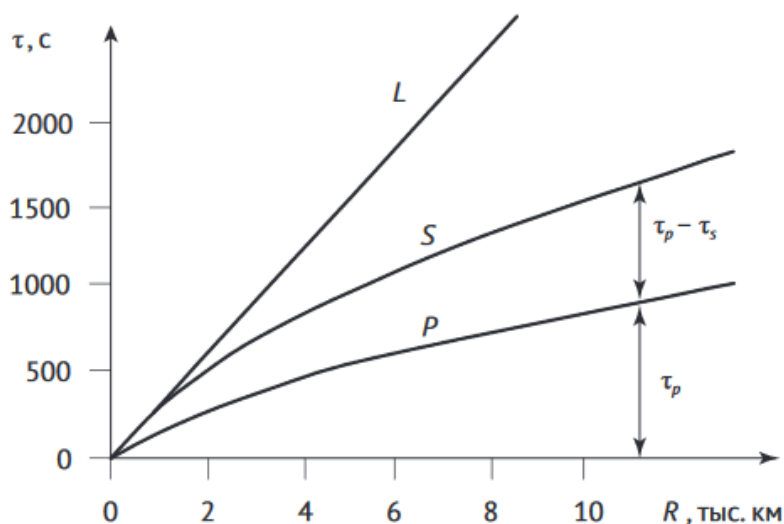


Рис.2.4. Криві поширення сейсмічних хвиль  $P$ ,  $S$ ,  $L$ ,

де  $\tau$  - час;  $R$  - відстань від епіцентру землетрусу;  $\tau_p$  - час поширення хвилі від вогнища до станції;  $(\tau_p - \tau_s)$  - різниця у часі між початком пробігу хвиль  $P$  і  $S$

[складено автором на основі [44, 45]]

На відстані від вогнища землетрусу до поверхні механічні властивості гірських порід, такі як стискання, міцність і щільність, відіграють важливу роль у швидкості, з якою поширюються хвилі, а також у формуванні форми та тривалості серії хвиль. Шарування порід і фізичні властивості поверхневого ґрунту також впливають на характеристики хвиль.

У більшості випадків ґрунту притаманна пропускна поведінка під час землетрусів, але сильні поштовхи від проникаючих сейсмічних хвиль, що впливають на поверхневі ґрунти, іноді призводять до зменшення пропускнуої спроможності ґрунту, що призводить до осідання (тобто руху неконсолідованого матеріалу вниз і назовні) і розрідження ґрунту.

Коли сейсмічна хвиля стикається з межею, яка розділяє породи з різними пружними властивостями, вона зазнає відбиття та заломлення. Трансформація типів хвиль зазвичай відбувається таким чином: випадкова P- або S-хвиля може видозмінитись у відбиті P- і S-хвилі та заломлені P- і S-хвилі. Межі між структурними шарами також можуть трансформувати хвилі на дифраговані та розсіяні хвилі. Ці хвилі частково можуть також бути причиною деяких ускладнень, що спостерігаються під час вимірювання руху землі у момент землетрусу [44].

Сучасні дослідження пов'язані з обчисленням сили руху ґрунту, використовуючи теорію хвиль у складних структурах. Приклади сейсмограм близького та далекого землетрусів представлені на рис. 2.5.

За останні декілька років у дослідженнях з прогнозування землетрусів почали широко застосовуватися космічні методи спостереження. Сильні землетруси – це великомасштабні події, яким передують мозаїчна картина провісників на великій території. Нові супутникові технології дозволяють відстежувати деформації земної поверхні, зміни температури ґрунтів під час викидів глибинних флюїдів, зміни іоносфери, пов'язані з сильними землетрусами.

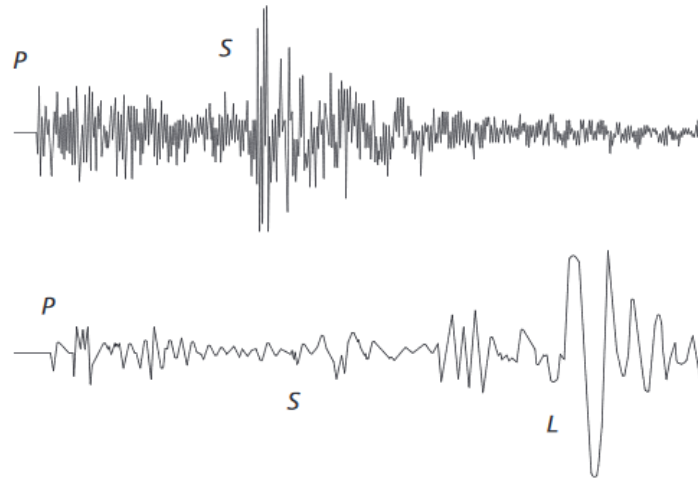


Рис.2.5. Сейсмограми близького та далекого землетрусів.

Тривалість запису землетрусу у хвилинах становить: близького – 2, далекого – 20; P, S, L - відповідно, поздовжні, поперечні та поверхневі сейсмічні хвилі [складено автором на основі [44, 45]]

У роботах з прогнозу землетрусів NASA, наприклад, спирається на використання високоточної системи глобального позиціонування GPS, а також супутникових радарів, що з'явилися трохи пізніше, з синтетичною апертурою InSAR. GPS дозволяє з точністю до міліметрів відстежувати положення точок земної поверхні, де встановлені стаціонарні приймачі, та оцінювати швидкість їх руху. Передбачається, наприклад, що відхилення від рівномірного зміщення вздовж розломів системи Сан-Андреас у Каліфорнії – одного з найбільш сейсмічних районів Північної Америки – дозволять виявити місця накопичення енергії, тобто ймовірні місця майбутніх землетрусів. За допомогою технології InSAR проводиться моніторинг зсувів земної поверхні за встановлені інтервали часу між послідовними оглядами досліджуваної території. Об'єднання даних GPS та InSAR забезпечує неймовірну точність моніторингу рухів земної поверхні. Іншим завданням залишається відстеження з цих даних сигналу, що дозволяє прогнозувати місце та силу майбутнього землетрусу [46, 47].

Серед сучасних європейських систем спостереження особливий інтерес представляє французька програма на основі запущеного в 2004 супутника DEMETER (Detection of Electro-Magnetic Emissions Transmitted from Earthquake



Regions). Вона передбачала проведення як дистанційних, так і наземних спостережень з метою перевірки та прив'язки космічних даних до складання можливих прогнозів майбутніх землетрусів. Ця програма спрямована на прогнозування землетрусів за даними про зміну стану іоносфери [48].

Використовуючи дані супутників, D.Ouzounov, професор природничих наук в Університеті Чапман, разом із колегами вивчив процеси, що відбувалося в атмосфері за кілька днів до японського землетрусу. Дослідники виявили, що концентрація електронів в іоносфері помітно зросла за кілька днів до катастрофи. Дослідники проаналізували інформацію про більш ніж 100 землетрусів в Азії і Тайвані та знайшли схожі кореляції для землетрусів магнітудою понад 5,5 балів за шкалою Ріхтера, епіцентр яких залягав на глибині менше 50 км. На сьогодні опубліковано понад 130 статей із даними DEMETER, які показують, що сейсмічні процеси можуть впливати на іоносферу не лише під час землетрусів, але й за години та дні до них.

Розробкою та вдосконаленням іншого методу, який може стати доволі ефективним у прогнозуванні землетрусів, займалася спільно Геологічна служба США (United States Geological Survey (USGS)), Міжнародна програма континентального наукового буріння (International Continental Scientific Drilling Program (ICDP)) та Національний науковий фонд США (National Science Foundation (NSF)). Він полягав в тому, щоб максимально близько підібратися до вогнища землетрусу. З цією метою починаючи з 2004 року відбувалось буріння похилої свердловини довжиною 3,2 км та глибиною 3 км. вглиб тектонічного розлому Сан-Андреас поблизу міста Паркфілд, Каліфорнія (буріння та обладнання пілотної свердловини розпочалися ще у 2002 році). Було встановлено, що у регіоні Паркфілд Тихоокеанська плита зсунулася більш ніж на 300 км на північ відносно Північноамериканської плити. У свердловині були встановлені спеціальні прилади глибинної обсерваторії SAFOD (The San Andreas Fault Observatory at Depth), які мали на меті фіксацію та передавання інформації безпосередньо із зони вогнищ землетрусів.

Незважаючи на завершення цієї програми у 2008 році, зразки та дані

SAFOD продовжуватимуть давати уявлення вченим про ключові фізичні та хімічні дані з активного розлому, що контролюють процеси утворення розломів і зони розломів протягом наступних років. Це дає змогу перевірити давні гіпотези про розломи, що включають склад і механічні властивості гірських порід у зоні розлому, характер змін, відповідальних за землетруси, роль рідин у контролі розломів, геофізичні процеси та провісники майбутніх землетрусів. Свердловина SAFOD була першою, яка пройшла вглиб розлому між плитами та досягла глибини зафіксованого раніше землетрусу, і залишається однією з найглибших свердловин на межі плит у світі. Свердловинні інструменти зараз знаходяться на відстані 50–100 м від повторюваних слабких землетрусів [49, 50].

Попри широкий асортимент доступних вченим методів фіксації деформацій земної кори технологіями штучного інтелекту, виявлення землетрусів є досі нерозв'язаним завданням сейсмології. На перший погляд, будь-яка аномалія не має пройти непоміченою, однак впевненого сейсмічного прогнозу годі й намагатися шукати, адже локальні зміни параметрів не завжди ведуть до землетрусів, а неоднорідність середовища не дає можливості виокремити якусь одну яскраву зміну, яка може змусити замислитися про майбутній землетрус.

Швидке поширення штучного інтелекту значною мірою впливає на суспільство, змінює те, як ми працюємо, живемо і взаємодіємо. Тому найважливішим міркуванням у ході розробки штучного інтелекту має бути забезпечення його корисності для людства, а для цього він має бути водночас «дружнім до людини» і «дружнім до Землі» [51].

Сьогодні технології штучного інтелекту успішно розвиваються за двома напрямками [51]:

- семіотичний – створення систем, які наслідують такі процеси як мова, мислення, вираження емоцій;
- біологічний – створення нейронних мереж, які побудовані за біологічним принципом.

Потенціал застосування штучного інтелекту дуже широкий, адже уже

зараз він використовується у багатьох сферах: медицина, фінанси, промисловість, торгівля і, звичайно, побут людини. Оскільки штучний інтелект є рушійною силою Четвертої промислової революції, використання його потенціалу могло б допомогти у досягненні стійких результатів, сприятливих для людства і планети, на якій ми живемо (рис. 2.6).

Запровадження сучасних математичних методів, а також розробка новітніх комп'ютерних технологій на основі штучного інтелекту, що дають можливість проводити дослідження складних нелінійних явищ і процесів, – новий етап у прогнозуванні виникнення природних катастроф, зокрема, землетрусів [52-54].



Рис.2.6. Кардинальні чинники штучного інтелекту заради блага Землі (орієнтовна часова шкала) (складено автором за даними)

[складено автором на основі [55]]

На рис.2.7 зображено схему процесу прогнозування землетрусів за допомогою методів на основі штучного інтелекту. Деякі класифікатори штучного інтелекту використовуються у цьому процесі передбачення разом із вхідними параметрами та їх попередньою обробкою.

Оцінка методу прогнозування землетрусів може бути проведена за

допомогою різних показників, таких як позитивні та негативні прогнозні значення ( $P_1$ ,  $P_0$ ), специфічність ( $S_p$ ), чутливість ( $S_n$ ), точність, частка помилкових класифікацій (FAR), R-оцінка, корінь середньоквадратичної похибки (RMSE), середня квадратична похибка (MSE), відносна похибка (RE), середня абсолютна похибка (MAE), площа під ROC-кривою (AUC), критерій хі-квадрат тощо [52]. Обрана модель для прогнозування землетрусів залежать від регіону, звідки отримують дані для аналізу, та особливостей отриманого каталогу землетрусів. Саме через це існує потреба в стандартному наборі даних землетрусу, на основі якого можуть розрахувати оціночні показники для порівняння точності моделей з попередніми дослідженнями.



Рис. 2.7 Загальна модель прогнозування землетрусів методами ШІ

[складено автором на основі [52]]

При прогнозуванні природних катаклізмів, таких як землетруси, важливо чітко виявити різні приховані зв'язки між змінними, які вивчаються під час дослідження. Через відсутність технічних можливостей у лабораторії чи практичного досвіду вчених багато таких взаємозв'язків можуть залишитися

непоміченими. Нейронні мережі як технологія штучного інтелекту здатні виявляти приховані зв'язки між змінними. Після навчання нейронну мережу можна використовувати для наборів даних про землетруси в різних регіонах, оскільки нейронна мережа буде адаптуватися до наявних даних на основі виявлених залежностей [42].

### **2.3. Перспективи використання методів машинного навчання та нейронних мереж для прогнозування землетрусів**

У задачі прогнозу землетрусів штучні нейронні мережі використовуються як у контексті прогнозування, так і у контексті розпізнавання образів. До методів, заснованих на штучних нейронних мережах, належать: карта самоорганізації Кохонена (SOM) (1989), теорія адаптивного резонансу Карпентера та Гроссберга (1987), мережа Хопфілда (1984) та інші типи рекурентних нейронних мереж, нейронних мереж прямого поширення тощо [56].

Для прогнозу землетрусів найбільш широко використовуються такі нейронні мережі як: штучні нейронні мережі з алгоритмом навчання зворотного поширення помилки, нейронні мережі з радіальними базисними функціями (radial basis function (RBF)), нелінійні авторегресійні моделі з екзогенними входами (nonlinear autoregressive exogenous model (NARX)), рекурентні нейронні мережі (recurrent neural network (RNN)), згорткові нейронні мережі (CNN), імовірнісні нейронні мережі (probabilistic neural network (PNN)), глибинні нейронні мережі прямого поширення (deep neural network (DNN)), багатошаровий перцептрон (MLP). Ці нейронні мережі залежно від вхідних даних мають два найбільш розповсюджених види застосування: для прогнозування магнітуди можливого майбутнього землетрусу і місця та інтервалу часу виникнення землетрусу [57].

Статистичні методи, в основі яких лежать вищенаведені нейронні мережі, використовуються для довгострокового прогнозу сильних землетрусів. Проте їх важко застосувати для короткострокового прогнозування сильних/слабких

землетрусів. Слабкі землетруси ( $M_w < 3$ ) рідко є об'єктом дослідження, тому що хвилі від таких землетрусів дуже важко виявляти та відслідковувати. Проте застосування підходів, які доволі добре зарекомендували себе в умовах високого співвідношення подібності між найближчими сейсмічними сигналами, призводить до великої кількості помилкових прогнозів [57]. За результатами вчених J. Akram, O. Ovcharenko та D. Peter було виявлено, що багатопшарові згорткові нейронні мережі можуть найбільш точно виявляти слабкі землетруси. Для цього застосовувалася нейронна мережа для виявлення синтетичних мікросейсмічних подій за записами зі свердловини, рівень шуму на яких був відносно низьким [58].

Завданням прогнозування інтервалу часу виникнення землетрусів присвячено чимало робіт. Інтервал між землетрусами характеризується сейсмічною активністю кожного району. K.D. Chong у своїй роботі описує алгоритм побудови середньострокового прогнозу сильних землетрусів ( $M_w > 6$ ) на основі сейсмічних даних, пов'язаних з часом виникнення землетрусів. Автор фокусується на розробці принципу вибору інтервалу часу прогнозу для середньострокового прогнозу землетрусів за допомогою нейронної мережі зворотного поширення. Головною складністю даного методу можна вважати обраний автором вид нейронної мережі, який вимагає обліку великої кількості землетрусів. Тому прогнози, які можна отримати з відносно обмеженого каталогу землетрусів обраної місцевості, неспроможні вважатися досить точними [57].

В галузі наукових досліджень землетрусів та їх прогнозу важливим завданням є вивчення форшоків та афтершоків [57]. За допомогою нейронної мережі Phoebe M.R. DeVries, F. Viegas, M. Wattenberg та B.J. Meade можна дослідити осередки землетрусів та здійснити прогноз афтершоків. Новий підхід дозволить прогнозувати повторні сейсмічні поштовхи, які можуть статися у період до року після головного сейсмічного удару. Навчання нейромережі проводили на 199 землетрусах за останні десятиліття та 130 тис. афтершоках. Охоплення складало 50 км по вертикалі і 100 км по горизонталі від епіцентру

кожного землетрусу [59]. Дослідники відзначають, що нейронна мережа ще далека до ідеального прогнозу афтершоків, проте вона характеризується надзвичайним потенціалом.

Нові ризики та виклики, що пов'язані із прогнозування землетрусів, породжують дедалі складніші методології для їх моделювання та передбачення. Алгоритми моделювання поєднують різні види навчання нейронних мереж конкретного типу. Тип нейронної мережі, який лежить в основі цих алгоритмів, варіюється в залежності від поставленої задачі. Найбільш доцільною для раннього попередження землетрусу у задачі оцінки ймовірних параметрів розташування епіцентру землетрусу та магнітуди вважається багат шарова нейронна мережа прямого зв'язку. Головною проблемою, характерною цьому типу нейронної мережі, є налаштування вагових коефіцієнтів від вхідних до прихованих нейронів. У цього випадку застосовують алгоритм навчання зворотного поширення. Сутність алгоритму полягає у тому, що помилки, які пов'язані із ваговими коефіцієнтами прихованих шарів, визначаються шляхом зворотного поширення помилок нейронів вихідного шару [60]. Відбувається циклічність навчання до моменту мінімізації значення помилки вагових коефіцієнтів. Серед найбільш характерних викликів до прогнозування настання землетрусів у сучасних умовах можна віднести [57]:

- існування невідомих факторів, які можуть впливати на точність побудованої моделі прогнозування землетрусу.

- складність вимірювання чи відстеження відомих факторів, що є провісниками можливого землетрусу;

- розмежування факторів, що характеризують наближення землетрусу: деформації земної кори, аномалії геомагнітних полів і теплового потоку, різкі зміни властивостей гірських порід (електричних, сейсмічних і т. ін.), геохімічні аномалії, порушення водного режиму, атмосферні явища

- доволі часто зв'язок між цими факторами та виникненням землетрусу є нелінійним зв'язком.

З цими викликами стикаються вчені під час вирішення таких завдань

прогнозування землетрусів як:

- виявлення взаємозв'язку між коефіцієнтом впливу землетрусу та характером місця виникнення, використовуючи DNN [61];
- дослідження електромагнітних хвиль, що характеризують рівень сейсмічності, використовуючи MLP [62];
- короткострокове прогнозування на основі хаотичного аналізу часових рядів, що містять дані останніх землетрусів у конкретному регіоні з використання RNN [63];
- прогнозування магнітуди, використовуючи PNN [64], і часу та місця сильного землетрусу за допомогою RNN [65], використовуючи вектор з восьми математично обчислених параметрів – індикаторів сейсмічності до двох типів нейронних мереж;
- нелінійне прогнозування для моделювання розмежованих часових рядів каталогів землетрусів, використовуючи багат шарові нейронні мережі прямого поширення із алгоритмом навчання зворотного поширення помилки (backpropagation algorithm (BPA)) [66];
- знаходження та оцінка взаємозв'язку рівня радону та майбутнім землетрусом з використанням тришарової нейронної мережі Levenberg-Marquardt з алгоритмом навчання прямого поширення помилки [67];
- аналіз просторово-часових даних електричного поля, виміряних різними станціями, як провісника землетрусу, у відношенні до регіональної сейсмічності, використовуючи SOM [68] тощо.

## **Висновки до розділу 2**

В роботі землетрус було визначено як швидкий перехід накопиченої потенційної енергії пружно деформованих (стиснутих або розтягнутих) гірських порід в енергію сейсмічних хвиль та зміну структури порід у вогнищі землетрусу. Зазначений перехід можливий при перевищенні рівня міцності порід у вогнищі землетрусу. Сильні землетруси мають катастрофічний характер,



поступаючись за кількістю жертв лише тайфунам і значно (у десятки разів) випереджаючи виверження вулканів. Матеріальні збитки одного руйнівного землетрусу можуть становити сотні мільйонів доларів, у зв'язку з цим успіх прогнозування набуває величезної важливості.

Для підвищення точності прогнозу землетрусів необхідно детальніше досліджувати механізми накопичення напруги у земній корі, крип та деформації на розломах, виявляти залежності між тепловим потоком з надр Землі та просторовим розподілом землетрусів, а також встановлювати закономірності повторюваності землетрусів залежно від їхньої магнітуди. У багатьох районах земної кулі, де існує ймовірність виникнення сильних землетрусів, ведуться геодинамічні спостереження з метою виявлення передвісників землетрусів, серед яких заслуговують на особливу увагу зміни сейсмічної активності, деформації земної кори, аномалії геомагнітних полів і теплового потоку, різкі зміни властивостей гірських порід (електричні, сейсмічні тощо), геохімічні аномалії, порушення водного режиму, атмосферні явища, а також аномальна поведінка комах та інших тварин (біологічні провісники).

Можливість передбачення землетрусів ґрунтується, зазвичай, на спостереженнях за станом підземних порід. Виникнення значної механічної напруги помітно змінює властивості порід – ці властивості стають незвичайними, або, як кажуть, аномальними. Спостерігаються різного роду аномалії: електричні, магнітні, пружні тощо. Напруга, яка існує у гірських породах, впливає також на циркуляцію підземних вод, характер заповнення водами тріщин і свердловин. Проте завдання прогнозу землетрусів, що ведеться на основі спостережень за провісниками (передбачення як місця, так і часу сейсмічного події), можна вважати вкрай далеким від свого вирішення, оскільки жоден із провісників не можна вважати надійним.

## РОЗДІЛ 3

### НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ МОДЕЛЮВАННЯ У ЗАДАЧІ ПЕРЕДБАЧЕННЯ СИЛЬНИХ ЗЕМЛЕТРУСІВ НА ТЕРИТОРІЇ ГРЕЦІЇ

#### 3.1. Сейсмотектонічні особливості Греції та входні дані для аналізу нейронної мережі

Греція розташована в області, яка є дуже вразливою до сейсмічної активності та історично завжди піддавалася впливу підземної стихії. Частота землетрусів у Греції робить її шостою у світі та першою в Європі за загальними збитками, спричиненими землетрусами. Це пов'язано з унікальними геологічними особливостями, викликаними рухами тектонічних плит у районі Східного Середземномор'я. Північна частина Греції розташована на Євразійській плиті, а південна частина – на плиті Егейського моря. Область, яка найбільш схильна до землетрусів, простягається, зокрема, вздовж узбережжя західної частини Греції від Корфу до західної частини Криту. У цих регіонах зазвичай спостерігається значна руйнівна сейсмічна активність. «Грецька дуга» бере початок навколо острова Лефкада і простягається через море, омиваючи південну частину острова Крит, до Родосу, та існує уже близько 5 млн років. Першим історично зафіксованим землетрусом на Родосі став землетрус 226 р. до н.е. [69]. Цей землетрус відомий тим, що зруйнував велику статую Колоса Родоського. Після землетрусу статуя пролежала на землі майже 8 ст., перш ніж була продана загарбниками.

Землетруси у районі «Грецької дуги» можуть сягати від 7 до 7,5 балів за шкалою Ріхтера. Ця область є лінією дотику та зближення Африканської та Євразійської літосферних плит, при цьому перша повільно, але неухильно опускається зі швидкістю близько 4,5 см. на рік нижче останньої. І саме ця тектонічна «битва» плит у південній частині Егейського моря є головною причиною більшості землетрусів у Греції. Згідно з дослідженнями грецький розлом історично поділяється на три області за частотою та силою сейсмічної

активності, кількістю жертв та масштабами руйнувань [69,70].

У першому районі, що простягається на північ від острова Лефкада, сейсмічна активність обумовлена стискаючими силами, що діють приблизно у напрямку схід-захід, перпендикулярно до узбережжя західної Греції. Останній великий землетрус, що відбувся у Лефкаді в 2015 році, призвів до загибелі двох людей і десятків поранених, а матеріальні збитки досягли десятків мільйонів євро. Друга область, що розташована на південь від острова Кефалонія, утворює західну частину «грецької дуги». Сейсмічна активність у цьому районі обумовлена зближенням Африканської та Егейської тектонічних плит та опусканням першої. У результаті цього спостерігається сейсмічна активність на так званій проміжній глибині (вогнища землетрусів сягають понад 60 км вглиб), що бере початок від півострова Пелопоннес і простягається у напрямку сходу до Кіклад. Острови Кефалонія, Закінф та Ітака в Іонічному морі постраждали від потужного землетрусу магнітудою 6,2 за шкалою Ріхтера у 1953 році, який зруйнував загалом 27 тис. 569 будинків із 33 тис. житлових будинків. Третя сейсмічна зона розташована між першими двома, у ширшій області Кефалонії, від Закінтоса до Лефкади. Сейсмічна активність у цій області переважно проявляється вздовж хребта Аїнос, що простягається з північного сходу на південний захід. Загальний відносний рух поблизу цього розлому становить близько 25 мм на рік [69, 70].

Крім островів Іонічного моря, згаданих вище, Коринфська затока, що відокремлює півострів Пелопоннес від основної частини Греції, і південний Крит також знаходяться у зоні підвищеної сейсмічної активності. Область від південного Криту до Родосу має сильний вплив геологічного утворення, що називають Анатолійським рифтом, і в результаті може постраждати від дуже потужних землетрусів. Ця особлива сейсмічна активність рухає Туреччину на захід у бік Егейського моря, зі швидкістю 25 мм на рік вздовж Північно-Анатолійського розлому. Егейське море фактично також піддається впливу цього руху, просуваючись з тією ж швидкістю, що і європейський континент, вздовж Північно-Егейського жолоба на захід. У той же час Егейське море також

розширюється на південь зі швидкістю близько 10 мм на рік. Через це швидкість ковзання на півдні досягає близько 35 мм на рік приблизно у напрямку північний схід-південний захід. Це означає, що плита Егейського моря переміщується на південний захід по відношенню до Євразійської плити, тоді як Африканська плита занурюється на північ під плиту Егейського моря. У міру просування Африки на північ зі швидкістю 10 мм на рік швидкість зближення Африканської літосферної плити з Егейською становить близько 45 мм на рік, що призводить до безперервного розширення Егейського моря [69, 70] (рис.3.1).

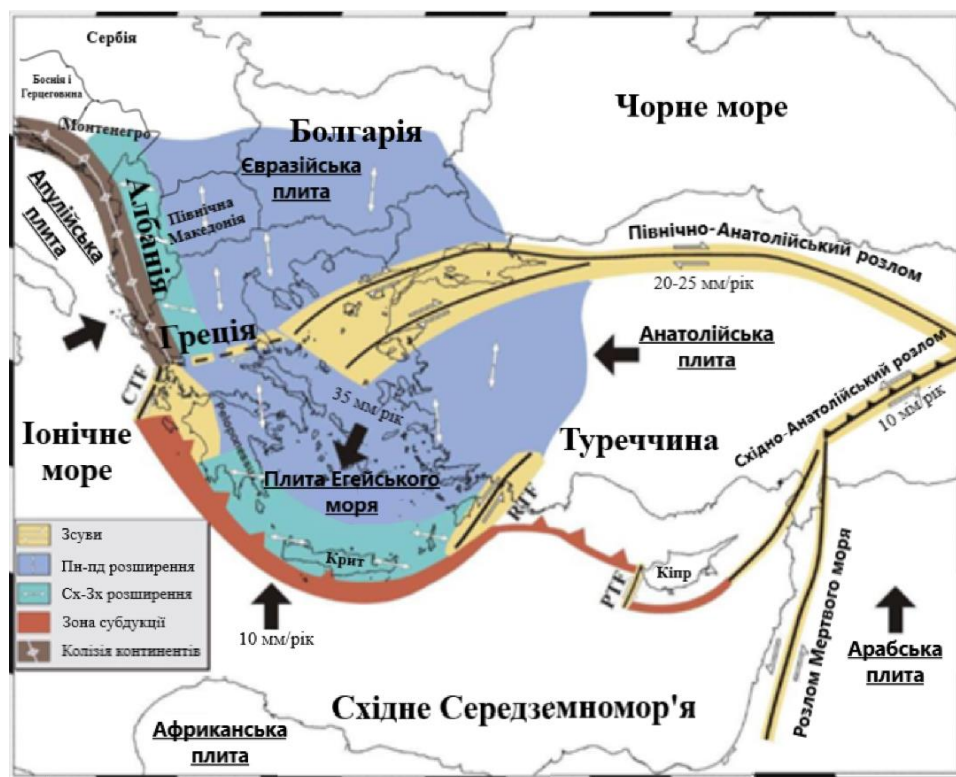


Рис.3.1. Географія тектонічної структури території Греції та прилеглих районів (STF, RTF, PTF є трансформаційними розломами в районах Кефалонії (STF), Родоса (RTF) та Пафоса (PTF)) [складено автором на основі [69,70]]

Загалом, на території Греції в Егейському морі розташовано 19 активних тектонічних розломів, які можуть спричинити землетрус магнітудою понад 7 балів за шкалою Ріхтера [71, 72]. Щодня Геодинамічний інститут Національної обсерваторії Афін, де ведуться спостереження за сейсмічністю Греції та координація національної сейсмологічної мережі, що складається з понад 300

сейсмологічних станцій по всій країні, реєструє в нормальних умовах від 20 до 30 землетрусів, які не відчуються. Ці коливання мають магнітуду нижче 3 балів за шкалою Ріхтера (рис. 3.2).

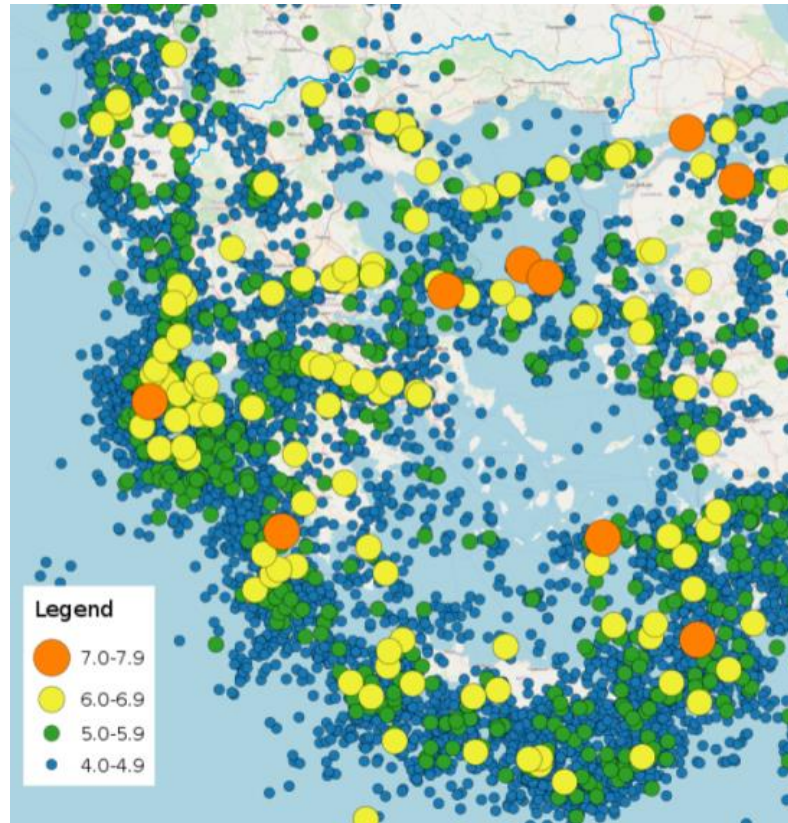


Рис.3.2. Орієнтовна карта зафіксованих землетрусів на території Греції у період 1900-2020 рр.

[складено автором на основі [71,72]]

Для побудови прогнозної нейронної мережі для аналізу оціночної магнітуди сильних землетрусів ( $M_w \geq 4$  за шкалою Ріхтера) використовуються дані навчальної вибірки за період 2000-2015 рр. ( $n=2002$  подій) та тестової вибірки за період 2016-2020 рр. ( $n=437$  подій): географічні координати широти та довготи місця виникнення землетрусу, глибина місця залягання землетрусу та магнітуда, виміряна за шкалою Ріхтера. Порог магнітуди був введений для компенсації штучно створеного приросту зареєстрованих малих землетрусів, що зумовлено збільшенням загальної кількості та чутливості сучасних станцій сейсмічної реєстрації [73-76].

Штучні нейронні мережі застосовуються для апроксимації будь-яких складних функціональних зв'язків. Використовуючи нейромережеве моделювання тип зв'язку між вхідними змінними та вихідними змінними не вказується, на відміну від узагальнених лінійних моделей, що підтверджує дослідження Р. McCullagh та J. Nelder, де це є обов'язковим, наприклад, у вигляді лінійної комбінації [77].

### **3.2. Вибір та налаштування нейронної мережі прямого поширення помилки для прогнозування сильних землетрусів**

Мережі прямого зв'язку у передбаченні короткострокових та довгострокових землетрусів, перш за все, характеризуються своєю статичністю, що дає змогу вагам нейронної мережі після їх визначення залишатися фіксованими і не змінюватись з часом [73]. Прямий зв'язок вказує на те, що даного типу нейронні мережі не можуть отримувати зворотний зв'язок із виходів з кількох шарів і нейронної мережі зворотного поширення, яка переважно перебуває в різних локальних умовах під час фази навчання [56]. Таким чином, цей тип мережі не повторює ітерації до моменту отримання остаточного рішення, а безпосередньо перетворює вхідні сигнали на вихідні дані незалежно від попередньо отриманих вхідних даних [78]. Однак ймовірність отримання бажаного результату підвищується, коли мережа тестується з ідеально представленими вхідними сигналами. Мережа коригує вагові коефіцієнти протягом багатьох ітераційних циклів, відточуючи свій вихід до максимально точного значення [56].

Не існує встановлених правил для визначення точної кількості прихованих шарів та нейронів у прихованому шарі. Класично найкраща конфігурація визначається за вхідними даними методом проб і помилок, починаючи з невеликої кількості вузлів [78]. Проте дослідження S.C. Huang, Y-F. Huang показує, що верхня межа кількості нейронів, необхідних для точного відтворення бажаних результатів навчальних вибірок, становить  $m$ -кількість навчальних

вибірок. Таким чином, кількість нейронів у прихованому шарі ніколи не повинна перевищувати кількість навчальних вибірок. Крім того, щоб проблема навчання залишалася надмірно обмеженою, кількість навчальних вибірок завжди має бути більшою за кількість внутрішніх ваг. На практиці  $m \approx 10n_{tot}$  (загальна кількість) вважається хорошим вибором [79]. Отже, кількість нейронів має бути обмеженою; інакше існує загроза того, що навчальний набір запам'ятається мережею та буде відповідати лише конкретній задачі прогнозування без зміни параметрів моделі.

Для побудови прогнозу була застосована двошарова нейронна мережа прямого поширення. Цей тип нейронної мережі був обраний, оскільки для побудови моделі використано великий набір даних, що складається з даних про землетруси за період у двадцять років, на відміну від нейронної мережі зворотнього поширення, що використовується для побудови прогнозу із залученням значно меншої кількості даних [52, 80]. Ця архітектура нейронної мережі показала найкращий результат у порівнянні з іншими багаторівневими нейронними мережами, перевіреними порівнянням значень загальної помилки між фактичними та прогнозними значеннями; відповідає очікуванням, оскільки це одна з найбільш часто використовуваних архітектур у прогнозуванні землетрусів разом із нейронечіткими моделями, що характеризується найбільшою точністю [81-83]. Географічні координати широти та довготи землетрусу та глибина землетрусу є вхідними значеннями, а виходом слугує магнітуда землетрусу, що описується за шкалою Ріхтера.

Перед початком прогнозування наявні дані піддаються попередній оптимізації для коректної роботи нейронної мережі: відбувається видалення факторних значень, нормалізація числових даних та перевірка наявних даних на відповідний формат.

При визначенні алгоритму навчання нейронної мережі, здається, що найкращим рішенням щодо визначення моменту припинення навчання є випадок, коли досягнуто локального мінімуму або коли швидкість збіжності стала дуже малою, тобто покращення від ітерації до ітерації дорівнює нулю або

є мінімальним. Однак S. Geman, E. Bienenstock та R. Doursat доводять, що це призводить до надмірної перетренованості, тобто до запам'ятовування даних тренувального набору. Отже, отриманий розподіл ваги буде оптимальним для навчальних зразків, але призведе до поганої продуктивності в цілому [84]. Подібне явище має місце в проблемах томографії, де воно відоме як надмірне пристосування [85].

Класичним рішенням цієї дилеми є використання розділеного набору даних. Одна частина використовується для навчання; інша частина використовується як еталонний набір для кількісної оцінки загальної ефективності побудованої моделі. Навчання моделі припиняється, коли невідповідність еталонного набору початковим даним досягає мінімуму. Цей метод відомий як перехресна перевірка затримки [78].

Хоча цей метод загалом дає хороші результати, він призводить до скорочення навчального набору, що може створити проблему, якщо доступна лише обмежена кількість даних для навчання. Оскільки цей метод вимагає поділу кількості існуючих прикладів, остаточна кількість використаних навчальних зразків ще більше зменшується [78]. Набір даних, який ми використовуємо у даній роботі, складається із достатньої кількості спостережень, що дало змогу застосувати саме цей тренувальний алгоритм, отримавши бажаний результат у прогнозуванні частоти виникнення сильних землетрусів ( $M_w \geq 4$  за шкалою Ріхтера).

Кінцевий набір даних для побудови нейромережевої моделі передбачення сильних землетрусів поділено на навчальний та тестовий набори у співвідношенні 83% до 17% [80]. Контрольний (еталонний) набір буде створюватись із навчального автоматично в ході навчання моделі та становить 10% від навчального набору даних. Вибірка ґрунтується на значеннях  $R^2$  – коефіцієнту детермінації, що визначають як відношення між реальними та отриманими результатами: чим ближче значення  $R^2$  до 1, тим точнішими є результати [86]. Щоб уникнути проблеми розділених наборів даних, існують деякі інші методи: узагальнені методи перехресної перевірки, аналіз залишків і теоретичні заходи,



які досліджують як отримані результати, так і складність мережі.

В процесі функціонування нейронна мережа генерує вихід  $Y$  для заданого входу  $X$  за функцією  $Y = G(X)$ . При відомій архітектурі мережі вид функції  $G$  визначається значеннями синаптичних ваг (коефіцієнтів) і зсувів (порогових сигналів) мережі [87].

Найпростіший багат шаровий персептрон складається з вхідного шару з  $n$  входами та вихідного шару з одним вихідним нейроном. Його можна описати наступною функцією [87]:

$$o(x) = f(w_0 + \sum_{i=1}^n w_i x_i) = f(w_0 + w^T x), \quad (3.1)$$

де  $w_0$  – порогова величина;

$w = (w_1, \dots, w_n)$  – вектор, що складається з усіх синаптичних ваг без врахування порогової величини;

$x = (x_1, \dots, x_n)$  – вектор усіх вхідних параметрів.

У даному випадку усі розраховані вагові коефіцієнти еквівалентні параметрам лінійної моделі регресії (generalized linear model (GLM)) [87].

Однак К. Hornik, М. Stichcombe та Н. White спростували думку про те, що одного прихованого шару достатньо для моделювання будь-якої частково безперервної функції. MLP, що складається з  $j$  прихованих нейронів, представимо наступною функцією [87]:

$$o(x) = f(w_0 + \sum_{j=1}^J w_j \cdot f(w_{0j} + \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i)) = f(w_0 + \sum_{j=1}^J w_j \cdot f(w_{0j} + w_j^T x)), \quad (3.2.)$$

де  $w_0$  – порогова величина;

$w_{0j}$  – порогова величина  $j$ -то прихованого нейрона;

$w_j$  – синаптична вага, що відповідає синапсу, який починається із  $j$ -то прихованого нейрона до вихідного нейрона;

$w_j = (w_{1j}, \dots, w_{nj})$  – вектор, що складається з усіх синаптичних ваг, які відповідають синапсам, що ведуть до  $j$ -то прихованого нейрона;

$x = (x_1, \dots, x_n)$  вектор усіх вхідних параметрів (незалежних змінних – коваріат).

Припустимо, що рішенням є функція  $Y = F(X)$ , задана парами даних  $(X_1, Y_1)$ ,  $(X_2, Y_2)$ , ...,  $(X_N, Y_N)$ , для яких  $Y_k = F(X_k)$  ( $k = 1, 2, \dots, N$ ) [87]. Метою навчання нейромережі є синтез функції  $G$ , що буде близькою до  $F$  при відповідній помилці наближення до даних навчальної вибірки  $E$ . При цьому навчання нейронної мережі перетворюється на багатовимірну оптимізацію великої розмірності.

Загальна помилка  $E$  як різниця квадрату між прогнозованим і фактичним результатами обчислюється як [87]:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^L \sum_{h=1}^H (o_{lh} - y_{lh})^2, \quad (3.3)$$

де  $l=1, \dots, L$  – кількість пар вхід-вихід;

$h=1, \dots, H$  – кількість виходів;

$o_{lh}$  та  $y_{lh}$  – прогнозовані та фактичні вихідні дані відповідно.

Середня абсолютна відсоткова похибка (mean absolute percentage error (MAPE)) – це середнє арифметичне абсолютних похибок  $|e_i| = o_{lh} - y_{lh}$ , яке обчислюється таким чином [87]:

$$MAPE = \frac{\sum_{l=1}^L \sum_{h=1}^H |o_{lh} - y_{lh}|}{L \times H} = \frac{\sum_{l=1}^L \sum_{h=1}^H |e_i|}{L \times H}. \quad (3.4)$$

Рівняння 3.1 було використано для створення нейронної мережі з одним прихованим шаром для прогнозування частотності сильних землетрусів на основі щомісячних даних про землетруси, які відбулися в Греції протягом двадцяти (20) років. Рівняння 3.2 і 3.3 були використані для створення та оцінки продуктивності двошарової прямої нейронної мережі для прогнозування максимальної магнітуди землетрусів щомісяця. Рівняння 3.4 розраховує міру точності передбачення методів прогнозування землетрусів для визначення кращої моделі.

### 3.3. Моделювання нейронної мережі для передбачення сильних землетрусів Греції

Побудова нейронної мережі для передбачення сильних землетрусів реалізується у середовищі розробки RStudio мови програмування R, яка ідеально підходить для статистичної обробки даних. Для побудови необхідної нейронної мережі використовувалися пакети `neuralnet`, який містить гнучку функцію для навчання нейронних мереж прямого поширення та дозволяє моделювати безліч внутрішніх прихованих шарів та прихованих нейронів мережі, та `nnet`, що слугує доволі простим універсальним інструментом при побудові прогнозованих моделей при нейромережевому програмуванні.

Для аналізу рівня сейсмічності на території Греції проведено дослідження частотності настання сильних землетрусів ( $M_w > 4$  за шкалою Ріхтера), результати якого відображені за допомогою лінійного графіку. Для цього були використані дані, що характеризують щомісячну кількість сильних землетрусів, що відбувались на території Греції у період 2000-2020 рр. ( $n=252$  події) (рис. 3.3). Використовуючи бібліотеку `nnet` для цього аналізу слід враховувати її особливість – вона дозволяє будувати нейромережі лише з одним прихованим шаром.

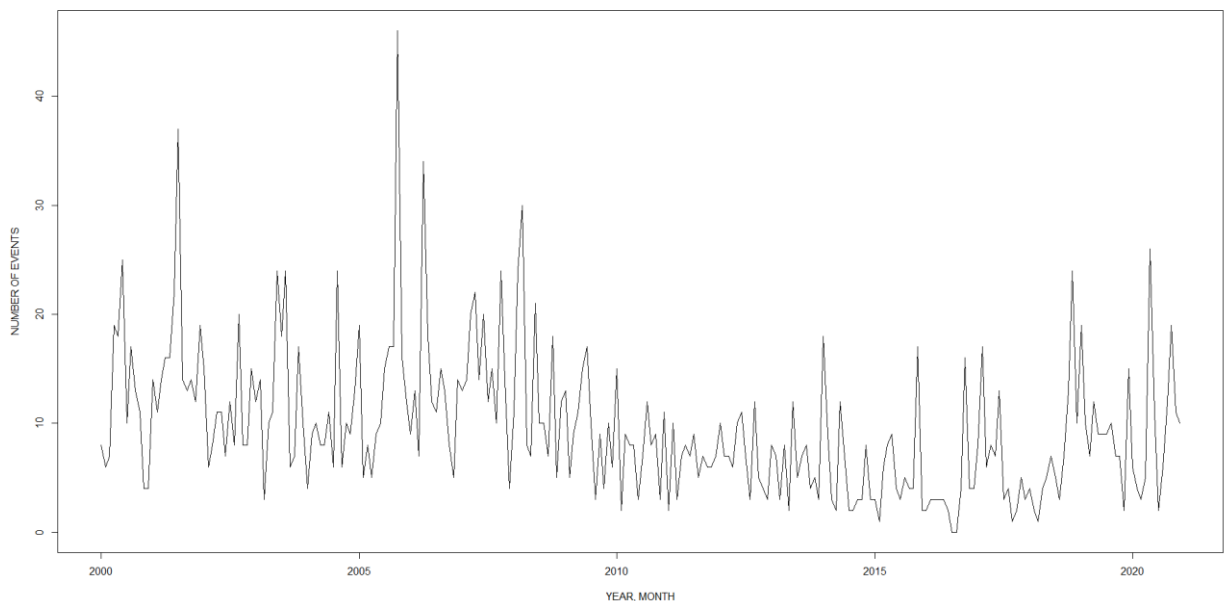


Рис.3.3. Частотність настання сильних землетрусів на території Греції за період 2000-2020 рр. ( $n=252$  події)

Для отримання результату прогнозування частоти сильних землетрусів використовувався наступний алгоритм (рис.3.4):

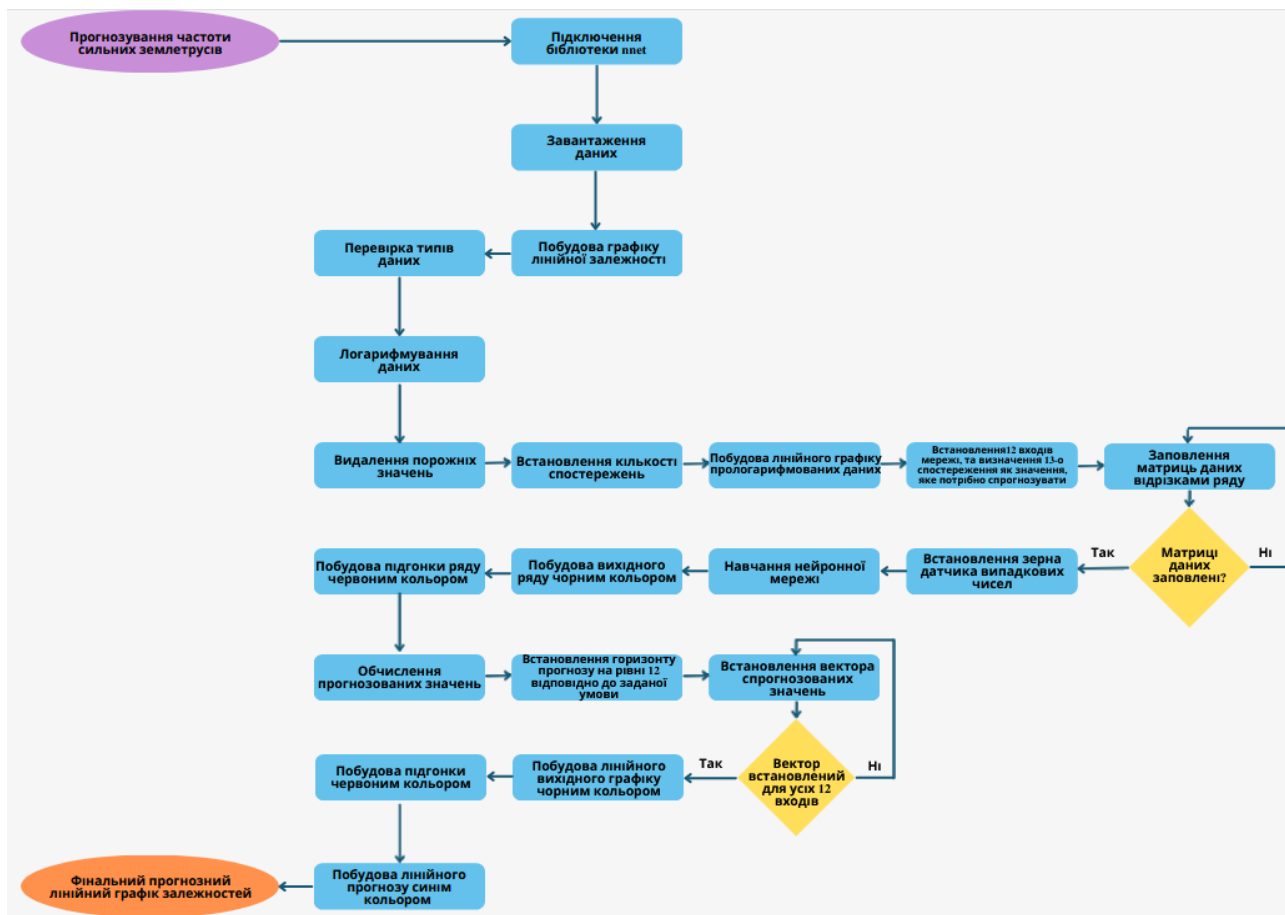


Рис. 3.4. Алгоритм прогнозування частоти сильних землетрусів

Фінальний графік лінійної залежності для вхідних даних отримано за наведеним вище алгоритмом у середовищі розробки RStudio (рис.3.5)

Для тренування нейронної мережі був використаний набір даних, що складався із 240 випадкових подій настання сильних землетрусів ( $M_w \geq 4$  за шкалою Ріхтера) у період 2000-2020 рр. Тестовий набір даних включав 12 подій, що складає приблизно 5% від загальної вибірки даних. Прогноз здійснений на 1 спостереження вперед та побудований, базуючись на тестовому наборі даних.

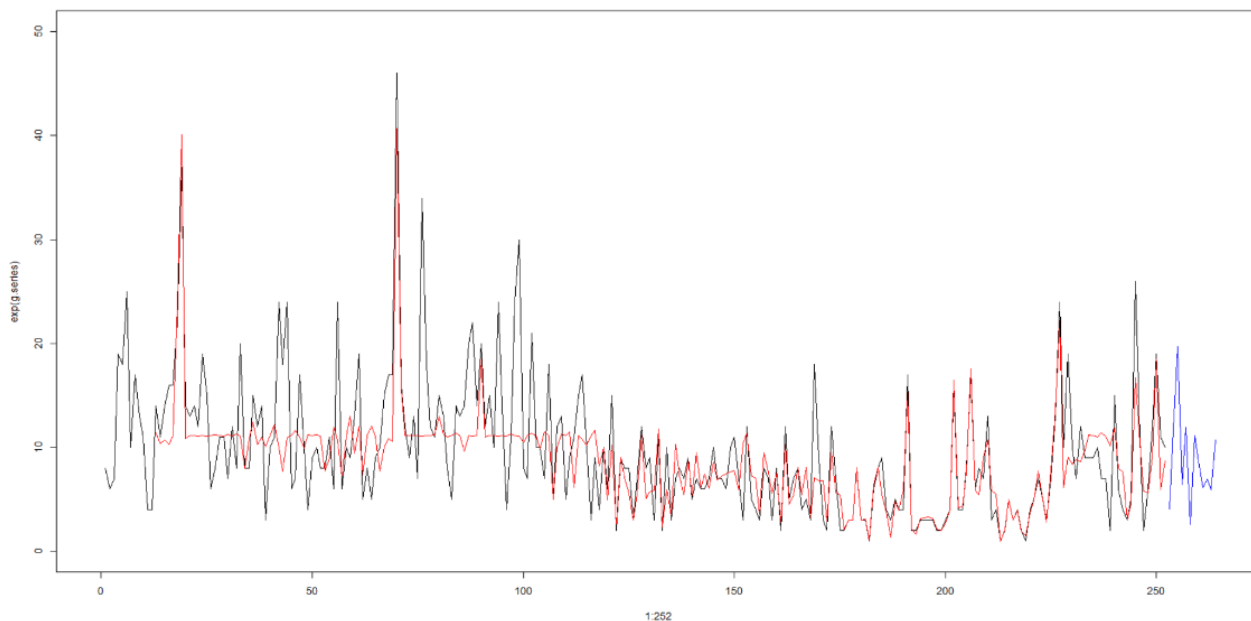


Рис.3.5. Фінальний лінійний графік лінійної залежності: чорним кольором зображено вихідний ряд, червоним кольором - підгонка, синім кольором - прогноз для  $n=252$  подій за період 2000-2020 рр.

Функція `neuralnet`, що використовується для навчання нейронної мережі, дає можливість визначити необхідну кількість прихованих шарів і прихованих нейронів відповідно до бажаної складності нейромережевої моделі. Складність обчислюваної функції зростає з додаванням прихованих шарів або прихованих нейронів. Значенням за замовчуванням є один прихований шар з одним прихованим нейроном.

Вихід нейромережі безпосередньо залежить від функції активації  $f$  [87]:

$$f(u) = \frac{1}{1+e^{-u}} \quad (3.4)$$

де  $u$  означає зважену суму виходів усіх прихованих шарів.

На відміну від нейронних мереж прямого поширення, для нейронних мереж зворотнього поширення в якості функції активації доцільно використовувати нелінійні сигмоїдні функції як гіперболічний тангенс, або логістична функція [81]. Логістична функція, наприклад, підходить для бінарних

змінних, оскільки вона відображає вихід кожного нейрона в інтервал  $[0, 1]$ .

Функція активації нейронної мережі для нашого набору даних має вигляд: `NN=neuralnet(MAGNITUDE~LONG+LAT+DEPTH, trainNN, hidden=c(5,3), err.fct="sse", linear.output = F)`. Нейронна мережа отримує на вхід дані 3 незалежних змінних: географічні координати широти, географічні координати довготи місця виникнення землетрусу, глибину місця залягання землетрусу, які проходять через 2 прихованих шари мережі, що складаються із 5 та 3 прихованих нейронів відповідно, які генерують вхідні дані на вихід мережі. У випадку, якщо мова йде про побудову регресії, яка базується на глибокому нейромережевому навчанні, потрібно використовувати як мінімум 2 прихованих шари при побудові моделі. Вхідні дані поширюються через наведену вище архітектуру нейронної мережі, створюючи чіткий результат мережі [57].

Нейронна мережа для прогнозування сильних землетрусів ( $M_w \geq 4$  за шкалою Ріхтера) в Греції була отримана за допомогою наступного алгоритму в середовищі розробки RStudio (рис.3.6).

У використанні наведеного вище алгоритму необхідно обов'язково враховувати наступні умови:

- зерно «50» як контролер випадкового числа не є стабільним числом; ми можемо змінити це значення і простежити за поведінкою нейронної мережі;
- нормалізуючи навчальні (83% вибірки даних) та тестові (17% вибірки даних) дані, необхідно врахувати, що дані повинні бути в інтервалі  $[0;1]$  («2» у функції «`apply`» позначає стовпці, що використовуються для аналізу; «1» позначає рядки, тому не використовується у нашому дослідженні);
- прописуючи відповідну функцію активації нейронної мережі, магнітуда встановлена як залежна змінна, довгота, широта та глибина залягання вогнища землетрусу як коваріати, а також встановлено диференційовану функцію «`err.fct`», яка використовується для обчислення помилки та «`linear.output=false`», щоб значення вхідної мережі було в межах  $[0;1]$ .

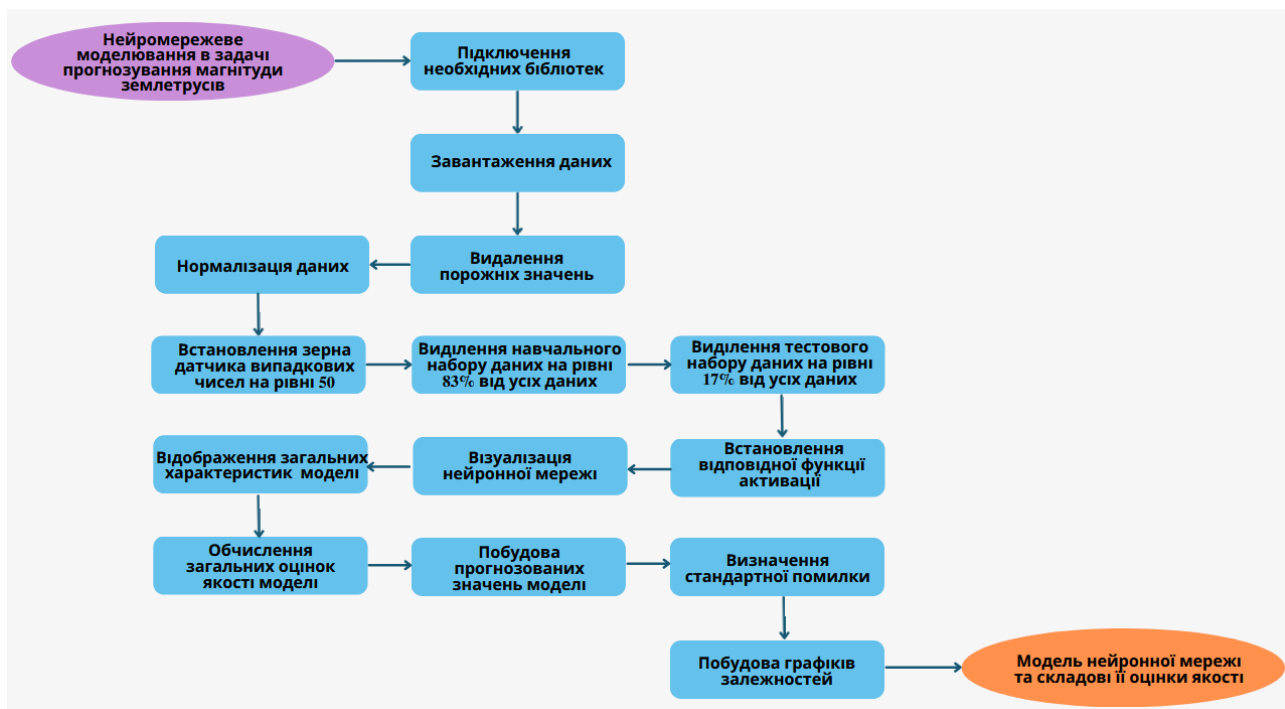


Рис.3.6. Алгоритм нейромережевого моделювання в задачі прогнозу сильних землетрусів

Для побудови фінального прогнозу протестовано більше 50 нейронних мереж з різними параметрами: кількістю прихованих шарів, розміром навчальної вибірки, параметром регуляції нейронної мережі. Для автоматичного розрахунку цих параметрів у середовищі розробки RStudio використовувався метод випадкового пошуку. Головною особливістю цього методу є те, що він не вказує заздалегідь оптимальну програму пошуку. Однак автоматичний розрахунок має і недолік – знижується швидкість навчання моделі [81]. Додаткове навчання було проведено на основі кроків, описаних вище. Потім було розраховано MAPE для перевірки точності навчання моделі нейронної мережі в залежності від параметрів, які були розраховані методом випадкового пошуку. На основі цього створена таблиця з результатами дослідження для 15 обраних моделей нейронної мережі з найбільш точними результатами (табл.3.1).

Остаточний прогноз був побудований на основі наведеного вище алгоритму та характеристик вибраної навчальної мережі, яка отримала найкращі результати MAPE=12,07 (рис.3.7).

Таблиця 3.1

## Залежність якості навчання від вхідних параметрів

Кількість прихованих шарів	Кількість кроків навчання моделі	Абсолютна похибка часткових похідних функції	Навчальна вибірка (% від усіх значень вибірки)	Середня абсолютна відсоткова похибка (MAPE)	Загальна помилка моделі (E)
2	162	10	80%	56.2	89.7
2	2890	10	85%	34.0	78.4
<b>2</b>	<b>6582</b>	<b>0.01</b>	<b>83%</b>	<b>12.07</b>	<b>16.82</b>
3	1154	0.1	85%	27.2	38.0
3	3876	0.001	80%	19.89	23.4
3	18	10	90%	94.7	99.8
5	25	100	80%	97.0	99.9
5	456	10	85%	91.0	94.5
12	356	100	80%	93.8	96.1
12	2401	0.1	85%	44.0	52.1
15	1090	0.001	80%	47.9	55.0
15	880	0.0001	85%	34.9	45.8
25	256	10	80%	77.8	89.2
25	480	10	85%	75.0	81.9
50	915	10	80%	80.3	85.0

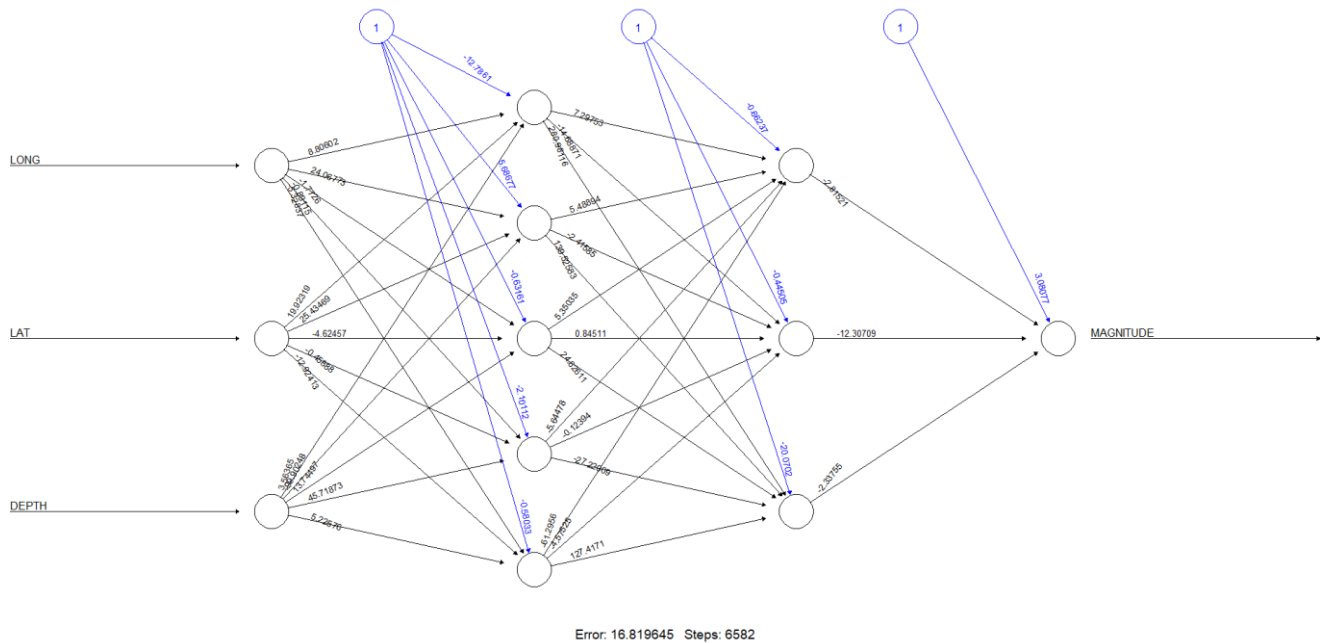


Рис.3.7. Нейронна мережа для передбачення сильних землетрусів (M<sub>w</sub> ≥ 4 за шкалою Ріхтера) на території Греції



У процесі навчання нейронної мережі було здійснено 6582 кроки, поки всі абсолютні помилки часткових похідних функції моделі не стали меншими за 0,01 (поріг за замовчуванням). Відносна помилка мережі становить  $E=16,82$ , що свідчить про доволі успішне навчання нейронної мережі та можливість отримання високих та достовірних результатів [57].

З наведеного вище графіка та таблиці випливає, що якість навченої моделі залежить насамперед від кількості циклів навчання та кількості прихованих шарів. Виходячи з отриманих результатів, можна сказати, що вплив на якість моделі також має розмір вибірки для її навчання.

Відповідні синаптичні ваги зв'язків між нейронами побудованої 2-х шарової нейронної мережі представлено на рис.3.8.

Синаптичні ваги характеризують силу зв'язку між нейронами та можуть бути використані для виявлення впливу кожної з незалежних змінних на залежну коваріанту – магнітуду землетрусу. Наприклад, на рис.3.7 нейрон, що вважається константою, підключається до кожного з п'яти прихованих нейронів першого прихованого шару з такими входами: -12,79, 5,69, -0,63, -2,1, -0,58, які представлені у першому рядку на рис.3.8.

```
> NN$weights
[[1]]
[[1]][[1]]
      [,1]      [,2]      [,3]      [,4]      [,5]
[1,] -12.786097  5.686773 -0.6316072 -2.1011217 -0.5803304
[2,]  8.806019  24.067733 -1.7726017 -0.8911510 -5.3283750
[3,] 19.923185  25.434689 -4.6245705 -0.4588819 -12.9241263
[4,]  3.563651 -99.902484 13.7449704 45.7187307  5.2257554

[[1]][[2]]
      [,1]      [,2]      [,3]
[1,] -0.6623743 -0.4450467 -20.07020
[2,]  7.2975288 -14.6887111 280.98116
[3,]  5.4889394 -2.4158505 139.52583
[4,]  5.3503534  0.8451080 24.62611
[5,] -5.6447833 -0.1239352 -27.22009
[6,] -61.2956019 -4.5752466 127.41710

[[1]][[3]]
      [,1]
[1,]  3.080774
[2,] -2.815211
[3,] -12.307093
[4,] -2.337551
```

Рис.3.8. Синаптичні ваги зв'язків між нейронами побудованої 2-х шарової нейронної мережі

Другий рядок описує вихідні коефіцієнти першої незалежної змінної – довготи, що являють собою вхідні коефіцієнти для кожного з п'яти прихованих нейронів першого прихованого шару тощо. Від'ємні синаптичні ваги означають обернено пропорційний зв'язок між коваріатами та залежною змінною. У кожному циклі навчання мережі один із входів є константою; якщо мережа не мала би жодного входу, вихід був би близьким до середнього значення через вплив констант.

Оцінюючи вплив кожної з 3-х незалежних змінних на залежну змінну – магнітуду землетрусу, візуалізуємо дані, будуючи наступні графіки залежності (рис. 3.9).

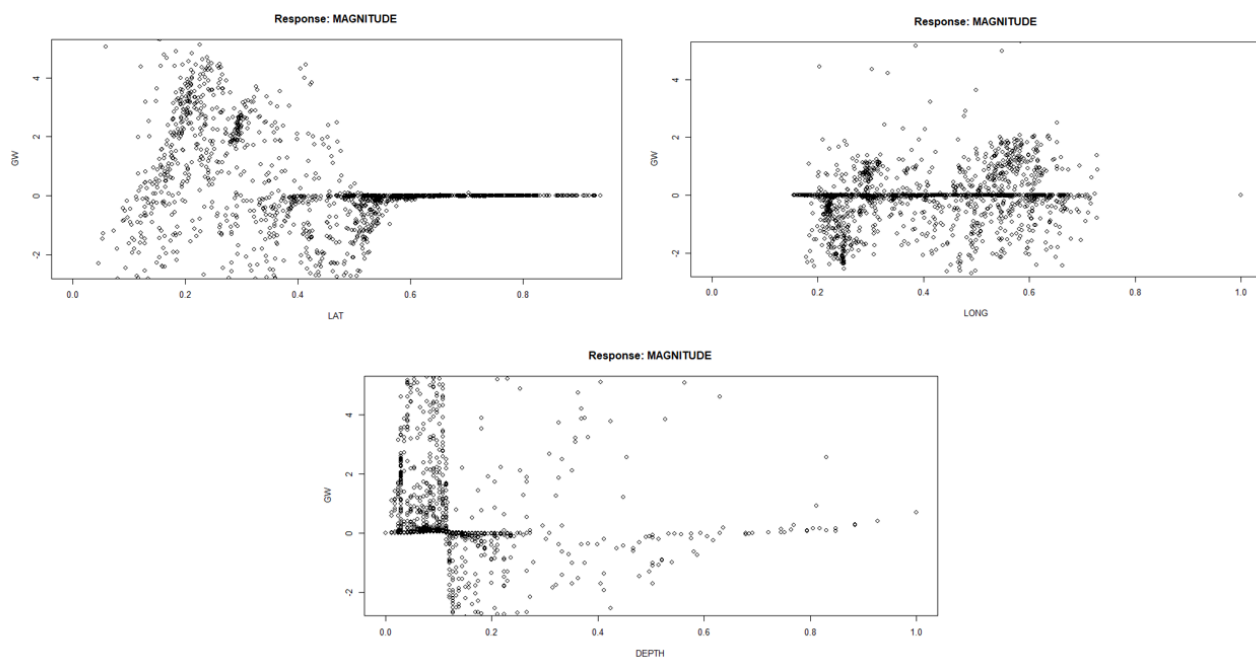


Рис.3.9. Графіки узагальнених ваг щодо кожної незалежної змінної

Узагальнені вагові коефіцієнти наведено для всіх незалежних змінних у межах одного діапазону. Розподіл узагальнених ваг дає змогу зробити висновок, що усі незалежні змінні мають нелінійний ефект, оскільки дисперсія їх узагальненої ваги загалом більше одиниці, а саме тому вважаємо, що кожна незалежна змінна має значний вплив на вихідний результат.

Останнім кроком при проведенні нейромережевого аналізу є побудова

графіка за передбаченими значеннями та визначення середньоквадратичної помилки моделі (рис.3.10).

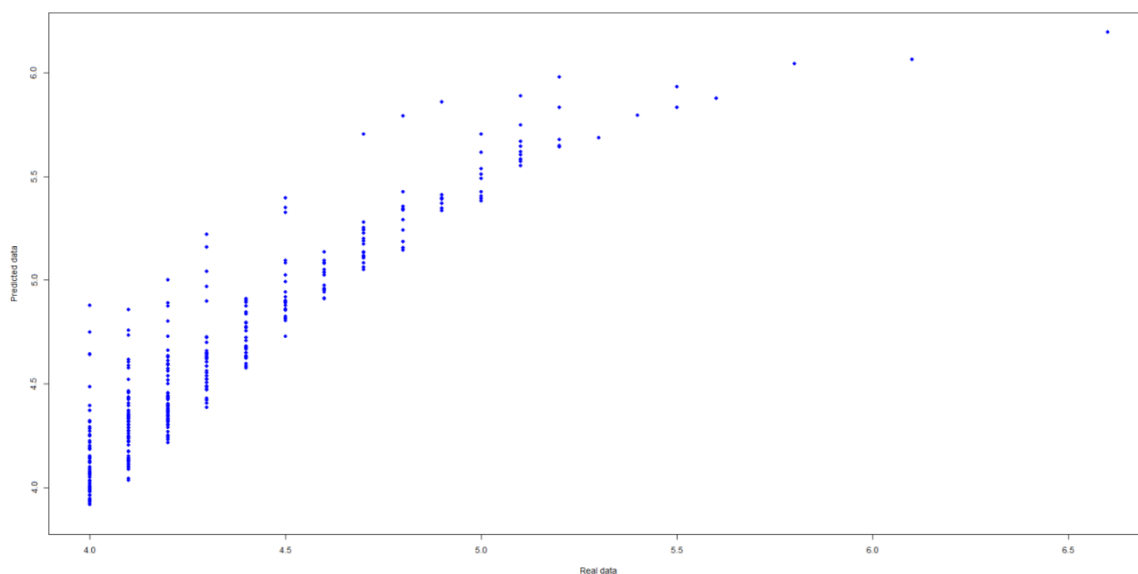


Рис.3.10. Графік передбачення настання сильних землетрусів ( $M \geq 4$  за шкалою Ріхтера) на території Греції, побудований на основі розробленої нейронної мережі, для навчання якої використовувались дані навчальної вибірки за період 2000-2015рр. ( $n=2002$  подій) та у якості тестового набору даних було представлено  $n=437$  подій за період 2016-2020 рр.

За допомогою побудованого графіку можемо оцінити точність прогнозу та простежити відповідність побудованих прогнозних значень фактичним даним вибірки, особливо у діапазоні  $M_w=4.0-4.5$ . Середньоквадратична помилка моделі визначена на рівні 3.44. Це свідчить про доволі хорошу якість прогнозованої моделі, тобто хороший рівень інтеграції даних, оскільки простежується невелика різниця між прогнозованими та спостережуваними значеннями у порівнянні з помилкою навчальної моделі ( $E=16.82$ ) [57].

Різницю між фактичними та прогнозними значеннями можна вважати прийнятною (табл. 3.2).

Наведені розрахунки отримані із відношення реальних даних до відсотка, що характеризує ймовірність отримання достовірних прогнозних даних. В результаті була отримана оптимальна багатошарова нейронна мережа прямого зв'язку з

чотирма рівнями: вхідний (3 нейрони), перший прихований шар (5 нейронів), другий прихований шар (3 нейрони) і вихідний (1 нейрон) для прогнозування землетрусів у Греції зі значенням коефіцієнта детермінації  $R^2 = 0,72$ .

Таблиця 3.2

Фактичні та отримані прогнозні значення за допомогою нейронної мережі MLP

Магнітуда	2000-2004	2005-2009	2010-2014	2015-2020
$M_w$ (фактична)	5,5	5,0	4,6	4,2
$M_w$ (передбачена)	5,8	5,4	5,1	4,3

### Висновки до розділу 3

Основа сейсмічної безпеки – сейсмостійке будівництво. Це найнадійніша стратегія виживання на планеті, яка багаторазово виправдала себе, де землетруси закономірні і невідворотні прояви її еволюції. В даний час найбільш ефективним і економічно доцільним інструментом підвищення сейсмостійкості в будівництві вважається віброізоляція сейсмічного навантаження, застосування конструкцій, що адаптуються, конструювання будівель і споруд необхідної жорсткості з урахуванням геологічних, динаміко-геофізичних і рельєфних будівельних майданчиків.

Складність прогнозування землетрусів пов'язана з їхньою неоднозначністю. Сьогодні відомі десятки провісників катастрофічних землетрусів, але прикладів вдалих прогнозів одиниці. Важливе значення у прогнозуванні майбутніх землетрусів посідає також і метод прогнозування, який із високою ймовірністю може показати, чи відбудеться подія. Оцінка сейсмічної небезпеки, яка має прогнозований характер, залежить від декількох параметрів, що характеризують особливості місця залягання землетрусу, які були використані при проведенні даного дослідження: географічні координати епіцентру, глибина джерела та магнітуда.

За допомогою методу нейромережевого моделювання для прогнозування виникнення землетрусів на території Греції вдалося розрахувати магнітуду майбутніх землетрусів. Розроблено методологію, яка дозволяє розрахувати

сейсмічну небезпеку в населених пунктах, розташованих в радіусі впливу групи сейсмічних зон Греції, і побудувати карту сейсмічного районування великих територій, наприклад, для всієї території Європи з використанням просторово-часових алгоритмів кластеризації.

Ключовим моментом у підвищенні точності побудованої нейронної мережі може стати розширення вибірки даних при проведенні навчання моделі та збільшення/зменшення кількості прихованих шарів та нейронів, оскільки із фінального графіку передбачення виникнення сильних землетрусів ( $M_w \geq 4$  за шкалою Ріхтера) на території Греції слідує, що точність моделі втрачається із збільшенням магнітуди землетрусу. Причиною цього може стати недостатня кількість даних, що характеризують вищу магнітуду землетрусу, проте може бути скориговано, розширивши вибірку даних. Обмеженням використання цього підходу є те, що неможливо передбачити точну дату та час сейсмічної події, оскільки тип даних не може бути перетворений на числовий тип для моделювання штучної нейронної мережі, безпосередньо, використовуючи даний алгоритм.

## ВИСНОВКИ

Оцінка збитків від стихійних лих є ключовим інструментом для встановлення пріоритетів розподілу обмежених ресурсів, а також для запобігання каскадного впливу подій, які можуть посилити початкові наслідки лиха. Ефективне реагування на стихійні лиха залежить від швидких і точних оцінок масштабу та величини збитку, а також від завчасного попередження лиха.

У процесі наукового дослідження було вирішено ряд завдань, серед яких:

1. Отримано загальну кількісну оцінку наслідків стихійних лих, зокрема досліджено їх глобальний вплив на демографічний та економічний стан країн. Діапазон економічних та демографічних збитків різниться через низку факторів, включаючи величину, щільність населення, методи будівництва та розташування епіцентру землетрусу. Розширені програми оцінки збитків від стихійних катастроф можуть надати кількісні прогнози збитків для цілей планування, включно з аналізом витрат, переліком будівельних норм і необхідними зусиллями від уряду та місцевих громад для зменшення наслідків від лих. Рівень смертності внаслідок стихійного лиха останнім часом залишається стабільним. З огляду на те, що населення Землі зростає, це означає, що у пропорційному відношенні рівень смертності від природних катастроф падає.

2. Виявлено особливості виникнення та географічного поширення землетрусів. Соціальні та економічні проблеми, що виникають у результаті завчасного попередження про фейкову подію, дуже серйозні. В даний час існує ймовірність, що сейсмологам спочатку слід робити завчасні попередження, можливо, на кілька років вперед, а потім поступово уточнювати час, місце і можливу магнітуду очікуваного землетрусу в міру його наближення для отримання точнішого прогнозу. Це пояснюється змінами тектонічних структур та геологічної будови під дією різних природних або техногенних чинників. Незважаючи на перспективи прогнозу або ймовірного попередження про наближення події, аналізуючи фізико-географічне районування зон сейсмічної

активності, очевидно, що кількість жертв від землетрусів та економічні втрати можуть бути суттєво зменшені, якщо фахівці спрямують свою винахідливість та працю насамперед на розробку більш надійних будівельних нормативів та створення досконаліших будівельних конструкцій, особливо у районах із підвищеною сейсмічною активністю.

3. Здійснено аналіз масштабів економіко-демографічних втрат від землетрусів у світовому просторі. У період між 1900 та 2020 рр. причиною близько 30 % економічних збитків стали землетруси. Ризик землетрусу визначається наступними критеріями: ймовірністю виникнення сейсмічної події, впливом події на людей і майно, наслідками вищевказаного впливу. Хоча в абсолютному виразі економічні збитки значно зросли, нині вони становлять менший відсоток від сумарної вартості будівель, доріг та іншої створеної людьми інфраструктури. Це означає, що людство навчилося краще справлятися з наслідками землетрусів та швидше адаптовуватись до зміни природних станів та приймати виклики стихій.

4. Було виділено три категорії моделей для оцінювання збитків, які базуються на основі існуючих прогнозних моделей для передбачення майбутніх землетрусів: моделі у режимі реального часу, моделі можливих сценаріїв та імовірнісні моделі. Модель оцінки збитків у режимі реального часу допомагає отримати оцінки сейсмічної небезпеки та втрат одразу після виникнення землетрусів. Вони включають генерацію карт оцінки руху землі в реальному часі як продуктів сейсмології в реальному часі та/або генерацію сигналів тривоги безпосередньо з онлайн інструментальних даних. Інструменти оцінки втрат у режимі реального часу допомагають змодельовати можливі сценарії землетрусів і надати корисні оцінки місцевим органам влади чи державним службам, щоб вони могли запропонувати свої плани пом'якшення наслідків сейсмічного лиха. Імовірнісні інструменти допомагають управліти ризиками катастроф, наприклад, пропонувати поліс страхування від сейсмічної активності для житлових будинків і розробляти державну політику щодо готовності до сейсмічного сценарію.

5. Обґрунтовано доцільність використання методів машинного навчання

та нейронних мереж для прогнозування землетрусів. Стратегія зменшення сейсмічного ризику потребує постійного вдосконалення методів розрахунку і складання все більш інформативно-нормативних прогнозних карт сейсмічної небезпеки, використовуючи методи машинного навчання, зокрема нейромережеве моделювання. Сейсмічну небезпеку неможливо зменшити, можливо зменшити прийнятний сейсмічний ризик виникнення природних катастроф, володіючи інформацією про майбутнє місцезнаходження небезпек, їх силу та можливі наслідки для того чи іншого регіону.

6. Досліджено сеймотектонічні особливості Греції. Оцінки особливостей тектонічної будови території Греції, що лідирує у рейтингу найбільш активних сейсмічних районів Європи, використовуються для розрахунку сейсмічної небезпеки у процесі прогнозування майбутніх землетрусів і дослідження рухів земної кори. Каталоги землетрусів Греції вирізняються високою точністю інформації, що дозволяє простежити тенденції виникнення землетрусів та віднайти найбільш якісний алгоритм для прогнозування магнітуди майбутніх землетрусів, що буде вирізнятись можливістю пристосування до будь-якого сейсмічного району нашої планети для прогнозування сейсмічних подій.

7. Описано алгоритм налаштування нейронної мережі прямого поширення помилки для прогнозування сильних землетрусів. Для налаштування прогнозної нейронної мережі для передбачення магнітуди сильних землетрусів ( $M_w \geq 4$  за шкалою Ріхтера) використано дані про землетруси, що були зареєстровані на території Греції за період 2000-2020 рр. Нейронна мережа отримує на вхід дані трьох незалежних змінних: географічні координати широти, географічні координати довготи місця виникнення землетрусу, глибину місця залягання землетрусу, генеруючи вихідний результат у вигляді прогнозної магнітуди. Попередньо дані піддаються попередній оптимізації для коректної роботи нейронної мережі,

8. Побудовано прогноз землетрусів на території Греції з використанням методів нейромережевого моделювання. Побудова нейронної мережі для передбачення сильних землетрусів була реалізована у середовищі розробки



RStudio мови програмування R. В результаті отримано нейронну мережу виду багатошаровий перцептрон. Побудована прогнозна нейромережева модель сейсмічності, яка стала результатом дослідження, не лише описує процес виникнення (генерації) землетрусів Греції, а й може бути використана при складанні каталогу землетрусів та прогнозуванні їх у майбутньому для оцінки та пошуку потенційних шляхів зменшення збитків від природніх небезпек.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Mazhin S.A. et al. Worldwide disaster loss and damage databases: A systematic review. *Journal of Education and Health Promotion*. 2021; 10:329
2. Cavallo E. et al. Catastrophic Natural Disasters and Economic Growth. *Review of Economics and Statistics*; 2013, 95(5):1549-1561
3. EM-DAT, The International Disaster Database. URL: <https://www.emdat.be/>
4. CRED. 2021 Disasters in numbers. Brussels: CRED. 2022. URL: [https://cred.be/sites/default/files/2021\\_EMDAT\\_report.pdf](https://cred.be/sites/default/files/2021_EMDAT_report.pdf)
5. The Intergovernmental Panel on Climate Change. URL: <https://www.ipcc.ch/>
6. World Bank. World Bank Country and Lending Groups. URL: <https://datahelpdesk.worldbank.org/knowledgebase/articles/906519-world-bank-country-and-lending-groups>
7. Our World in Data. URL: <https://ourworldindata.org/>
8. Hallegatte S., Rozenberg J. Climate Change through a Poverty Lens. *Nature Climate Change*. 2017; 7(4): 250-256
9. Klomp J. Economic Development and Natural Disasters: A Satellite Data Analysis. *Global Environmental Change*. 2016; 36:67-88.
10. Economic Effects of Natural Disasters: Theoretical Foundations, Methods, and Tools (ed. Chaiechi T.). Academic Press; 1st Edition, 2020
11. Boustan L.P. et al. The Effect of Natural Disasters on Economic Activity in US Counties: A Century of Data. *Journal of Urban Economics*. 2020; 118(C):103257
12. World Bank Open Data. URL: <https://data.worldbank.org/>
13. Aon Risk Solutions. Weather, Climate and Catastrophe Insight. 2021. URL: [https://www.aon.com/weather-climate-catastrophe/index.aspx?utm\\_source=virtual-event&utm\\_medium=link&utm\\_campaign=ri\\_esg-climate-change\\_all\\_rin\\_global\\_all&utm\\_content=gated-content&utm\\_term=2020-report](https://www.aon.com/weather-climate-catastrophe/index.aspx?utm_source=virtual-event&utm_medium=link&utm_campaign=ri_esg-climate-change_all_rin_global_all&utm_content=gated-content&utm_term=2020-report)

14. National Center for Climate Data. URL: <https://www.ncei.noaa.gov/>
15. Організація Об'єднаних Націй. URL: <https://www.un.org/ru/>
16. United Nations Office for Disaster Risk Reduction (UNDRR). Sendai Framework for Disaster Risk Reduction 2015–2030. United Nations. 2015. URL: <https://www.undrr.org/publication/sendai-framework-disaster-risk-reduction-2015-2030>
17. Keller E.A., DeVecchio D.E. Natural hazards: earth's processes as hazards, disasters, and catastrophes. Pearson Higher Education AU; 4th Edition, 2015
18. Gutenberg B., Richter C. F. Seismicity of the Earth and associated phenomena. Princeton University Press, Princeton, 1954
19. Elnashai A.S., Di Sarno L. Fundamentals of earthquake engineering. New York: Wiley, 2008
20. Foulger G.R. et al. Global review of human-induced earthquakes. Earth-Science Reviews. 2018; 178:438-514
21. Munich Re's NatCatSERVICE. Data on natural disasters since 1980. URL: <http://natcatservice.munichre.com/>
22. Musson R.M.W. Intensity-based seismic risk assesment. Soil Dynamics and Earthquake Engineering. 2000; 20(5–8):353–360
23. Goldberg D. E. et al. A Ground-Motion Model for GNSS Peak Ground Displacement. Bulletin of the Seismological Society of America. 2021; 111(5): 2393-2407
24. Global seismic hazard assessment program (GSHAP). URL: <http://static.seismo.ethz.ch/GSHAP/index.html>
25. The USGS Earthquake Hazards Program. URL: <https://www.usgs.gov/>
26. Felbermayr G., Gröschl J. Naturally Negative: The Growth Effects of Natural Disasters. Journal of Development Economics. 2014; 111:92-106.
27. Harris C.T., Kiger P.J. How Earthquakes Work. URL: <https://science.howstuffworks.com/nature/natural-disasters/earthquake.htm>
28. Daniell J. E. et al. The CATDAT damaging earthquakes database. Nat. Hazards Earth Syst. Sci. 2011; 11:2235-2251

29. Daniell, J.E. CATDAT Global Socio-Economic Databases. Digital Database, Karlsruhe, Germany, 2009-2013
30. Marano K.D., Wald D.J., Allen T.I. Global earthquake casualties due to secondary effects: a quantitative analysis for improving rapid loss analyses. *Natural Hazards*. 2010; 52(2):319-328
31. Yeats R.S. *Living With Earthquakes in The Pacific Northwest*. OSU Press, 2022
32. Mubarak M. A. et al. Earthquake prediction: A global review and local research. *Proc. Pakistan Acad. Sci.* 2009; 46(4):233-246
33. Huang F., Li M., Ma Y. et al. Studies on earthquake precursors in China: A review for recent 50 years. *Geodesy Geodynamics*. 2017; 8(1):1–12.
34. Francesco M., Geller R. J. *Earthquake science and seismic risk reduction*, Dordrecht: Kluwer Academic Publishers. 2003; 56-57
35. Console R. Testing earthquake forecast hypotheses. *Tectonophysics*. 2001; 338(3-4):261-268
36. Krinitzsky E.L. How to combine deterministic and probabilistic methods for assessing earthquake hazards. *Engineering Geology*. 2003; 70(1–2):157–163
37. Leon S.M., Calvino B.O., Vivas L.A. Small-layered Feed-Forward and Convolutional neural networks for efficient P wave earthquake detection. *Expert Systems with Applications*. 2022; 206, 117749
38. Mignan A., Broccardo M. Neural network applications in earthquake prediction (1994-2019): Meta-analytic and statistical insights on their limitations. *Seismological Research Letters*. 2020; 91(4):2330-2342
39. Husen S., Hardebeck J.L. Understanding seismicity catalogs and their problems, *Community Online Resource for Statistical Seismicity Analysis*, 2011
40. Stabile T.A. et al. The INSIEME seismic network: a research infrastructure for studying induced seismicity in the High Agri Valley (southern Italy). *Earth Syst. Sci. Data*. 2020; 12(1): 519–538
41. Zaliapin I, Ben-Zion Y. Artefacts of earthquake location errors and short-term incompleteness on seismicity clusters in southern California. *Geophysical Journal*

International. 2015; 202(3):1949–1968

42. Amit D.J., Tsodyks M.V. Effective neurons and attractor neural networks in cortical environment. *Network: Computation in Neural Systems*. 1991; 3(2):121-138

43. Abbott L.F. Learning in neural network memories. *Network: Computation in Neural Systems*. 1990; 1:105-122

44. Bolt B.A. *Inside the Earth: Evidence from Earthquakes*. San Francisco, 1982

45. Leon S.M., Calvino B.O., Vivas L.A. Small-layered Feed-Forward and Convolutional neural networks for efficient P wave earthquake detection. *Expert Systems with Applications*. 2022; 206, 117749

46. Gitis V., Derendyaev A., Petrov K. Analyzing the Performance of GPS Data for Earthquake Prediction. *Remote Sens*. 2021; 13(9), 1842

47. NASA science: share the science. New Radar to Monitor Volcanoes and Earthquakes from Space. URL: <https://science.nasa.gov/technology/technology-highlights/new-radar-to-monitor-volcanoes-and-earthquakes-from-space>. Accessed 13 September 2022.

48. Alvan H. V., Azad F. H. Satellite remote sensing in earthquake prediction. A review. *National Postgraduate Conference (NPC)*, 2011;1-5

49. Brett M. Carpenter and Judith S. Chester. 2019. San Andreas Fault Observatory at Depth. URL: [https://www.earthscope-program-2003-2018.org/articles/SAFOD\\_gold\\_standard.html](https://www.earthscope-program-2003-2018.org/articles/SAFOD_gold_standard.html)

50. Zoback M. D., Hickman S., Ellsworth W., SAFOD Science Team. Scientific drilling into the San Andreas Fault Zone. An overview of SAFOD's first five years. *Sci. Drill*. 2011; 11:14-28

51. Perez C.E. Deep Learning, Semiotics and Why Not Symbols. 2018. URL: <https://medium.com/intuitionmachine/deep-learning-and-semiotics-b9bb16045005>

52. Banna M.H.A. et al. Application of Artificial Intelligence in Predicting Earthquakes: State-of-the-Art and Future Challenges. 2020, 8:192880-192923

53. Maravelakis E., Konstantaras A., Kabassi K. et al. 3D-SYSTEK web-based point cloud viewer. 5th International Conference on Information, Intelligence, Systems&Applications (IISA 2014), Chania, Greece, 2014; 262-266

54. Axaridou A., Chrysakis I., Georgis C., et al. 3D-SYSTEK: Recording and exploiting the production workflow of 3D-models in cultural heritage. 5th International Conference on Information, Intelligence, Systems & Applications (IISA 2014), Chania, Greece, 2014; 51-56

55. Smith B. AI for Earth can be a game-changer for our planet. 2017. URL: <https://blogs.microsoft.com/on-the-issues/2017/12/11/ai-for-earth-can-be-a-game-changer-for-our-planet/>

56. Волощук Д.В., Касьянова Н.В. Машинне навчання як інструмент передбачення землетрусів: сучасні та майбутні виклики для глобальної економіки. III Міжнародна науково-практична конференція «Розвиток економіки та бізнес-адміністрування: наукові течії та рішення», Київ, НАУ, 2022; 26-28

57. Voloshchuk D., Konstantaras A.J., Moshou A., Kasianova N., Skorniakova I. et.al. Neural network modeling of seismic behaviour of the hellenic Arc: strengths and limitations. International Journal of Advanced Technology and Engineering Exploration. 2022; 9 (95): 2394-7454. URL: <http://dx.doi.org/10.19101/IJATEE.2021.876293>

58. Akram J, Ovcharenko O, Peter D. A robust neural network-based approach for microseismic event detection. In SEG technical program expanded abstracts. 2017 (pp. 2929-33). Society of Exploration Geophysicists

59. DeVries, P.M.R., Viegas, F., Wattenberg, M. et al. Deep learning of aftershock patterns following large earthquakes. Nature 560. 2018; 632–634

60. Rumelhart D., Hinton G., Williams R. Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition. MIT, Cambridge. 1986; 1:318–362

61. You-Po Su, Qing-Jie Zhu. Application of ANN to prediction of earthquake influence. Second International Conference on Information and Computing Science, Manchester. 2009; 2:234–237

62. Itai A., Yasukawa H., Takumi I., Hata M. Multi-layer neural network for precursor signal detection in electromagnetic wave observation applied to great earthquake prediction. IEEE-Eurasip Nonlinear Signal and Image Processing (NSIP). 2005; 31–31

63. Shahi S., Fenton F.H., Cherry E.M. Prediction of chaotic time series using recurrent neural networks and reservoir computing techniques: A comparative study. *Machine Learning with Applications*. 2022; 8, 100300
64. Adeli H., Panakkat A. A Probabilistic Neural Network for Earthquake Magnitude Prediction. *Elsevier Neural Networks*. 2009; 22:1018-1024
65. Panakkat A., Adeli H. Recurrent neural network for approximate earthquake time and location prediction using multiple seismicity indicators. *Computer-Aided Civil & Infrastructure Engineering*. 2009; 4:280-292
66. Lakshmi S., Tiwari R. Model dissection from earthquake time series: a comparative analysis using modern non-linear forecasting and artificial neural network approaches. *Computers & Geosciences*. 2009; 35(2):191-204
67. Negarestani A., Setayeshi S., Ghannadi-Maragheh M., Akashe B. Layered neural networks based analysis of radon concentration and environmental parameters in earthquake prediction. *Journal of Environmental Radioactivity*. 2002; 62(3):225
68. Ozerdem M., Ustundag B., Demirer R. Self-organized maps based neural networks for detection of possible earthquake precursory electric field patterns. *Advances in Engineering Software*. 2006; 37(4):207-217
69. Metaxas C., Angelopoulos A., Lalechos S., Foundoulis D. Deep tectonic structure of Northwestern Attica, Greece: Geodynamic pattern of Athens earthquake. *Bulletin of the Geological Society of Greece*. 2001; 34(1):259–265
70. Papadopoulos T. D. Tectonic structure of Central-Western Attica (Greece) based on geophysical investigations-Preliminary results. *Bulletin of the Geological Society of Greece*. 2007; 40(3):1207-1218
71. Seismological Laboratory. National and Kapodistrian University of Athens. Faculty of Geology and Geoenvironment. Department of Geophysics-Geothermics. URL: [http://dggsl.geol.uoa.gr/en\\_index.html](http://dggsl.geol.uoa.gr/en_index.html)
72. Greek GI-NOA. Earthquake Catalogue. URL: <https://www.gein.noa.gr/services/cat.html>
73. Bodri B. A neural-network model for earthquake occurrence. *Journal of Geodynamics*. 2001; 32(3):289-310

74. Konstantaras A., Vallianatos F., Varley M.R., Makris J.P. Soft-computing modelling of seismicity in the southern Hellenic Arc. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*. 2008; 5(3): 323-327
75. Konstantaras A. Classification of distinct seismic regions and regional temporal modelling of seismicity in the vicinity of the Hellenic seismic arc. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2013; 6(4): 1857-1863
76. Konstantaras A., Petrakis N.S., Frantzeskakis T. et.al. Deep learning neural network seismic big-data analysis of earthquake correlations in distinct seismic regions. *International Journal of Advanced Technology and Engineering Exploration*. 2022; 8(84): 1410-1423
77. McCullagh P., Nelder J. *Generalized Linear Models*. Chapman and Hall; 2nd Edition, London, 1983
78. Van der Baan M., Jutten C. Neural networks in geophysical applications. *Geophysics*. 2000; 65(4):1032-1047
79. Huang S.C., Huang Y-F. Bounds on the Number of Hidden Neurons in Multilayer Perceptrons. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 1991; 2(1):47-55
80. Baheti P. Train Test Validation Split: How To&Best Practices. 2022. URL: <https://www.v7labs.com/blog/train-validation-test-set>
81. Hornik K., Stichcombe M., White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*. 1989; 2:359–366
82. Konstantaras A., Varley M.R., Vallianatos F. et.al. Neuro-fuzzy prediction-based adaptive filtering applied to severely distorted magnetic field recordings. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*. 2006; 3(4):439-441.
83. Konstantaras A., Varley M.R., Vallianatos F. et.al. Detection of weak seismo-electric signals upon the recordings of the electrotelluric field by means of neuro-fuzzy technology. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2007; 4(1):161-165.



84. Geman S., Bienenstock E., Doursat R. Neural networks and the bias/variance dilemma. *Neural Computation*. 1992; 4(1):1-58
85. Scales J. A., Snieder R. What is noise? *Geophysics*. 1998; 63:1122–1124
86. Hai D.T., Vinh N.D., Trieu C.D. Long-term Earthquake prediction in Lai Chau-Dien Bien region on the basis of time Magnitude model. *Journal of science and technology*. 2002; 40(4):45–53
87. Fritsch S., Günther F. *neuralnet: Training of Neural Networks*. R Foundation for Statistical Computing. 2008; 2/1:30-38.

## ДОДАТКИ

### Додаток А

Програмний код, виконаний у середовищі розробки RStudio мови програмування R, для прогнозування частоти виникнення сильних землетрусів на території Греції з використанням технології штучних нейронних мереж

```
##підключаємо бібліотеку для роботи із нейронною мережею
library(nnet)
##завантажуємо дані
data=events
##будуємо графік лінійної залежності даних
plot(events)
##перевіряємо тип даних
class(events)
##логарифмуємо дані, оскільки на виході дані виявились часовим рядом
g.series=log(as.numeric(events))
##видаляємо порожні значення з датасету
events <- na.omit(events)
##задаємо кількість спостережень
n.obs=length(g.series)
##будуємо графік ряду після логарифмування даних
plot(1:n.obs,g.series,type="l")
##задаємо 12 входів нейронної мережі, та визначаємо 13-е спостереження як
вихідне значення, яке потрібно спрогнозувати
g.2=matrix(rep(0,240*13),nrow=240,ncol=13)
##заповнюємо матриці даних відрізками ряду
for(i in 1:240)
{
```

```

g.2[i,]=g.series[i:(12+i)]
}
##встановлюємо зерно датчика випадкових чисел
set.seed(12345)
##навчаємо нейронну мережу
g.net<-nnet(g.2[,1:12],g.2[,13],size=6,linout = TRUE,rang = 0.1,decay =
0.001,maxit=1000)
##будуємо вихідний ряд чорним кольором
plot(1:252,g.series,type = "l")
##будуємо підгонку ряду червоним кольором
lines(13:252,g.net$fitted.values,col="red")
##починаємо обчислювати прогнозовані значення
g.forecast=g.2[nrow(g.2),-1]
##встановлюємо горизонт прогнозу на рівні 12 за заданої умови
pred.n=12
##встановлюємо вектор спрогнозованих значень
pred.1=rep(-9999,pred.n)
for (i in 1:pred.n)
{
  pred.1[i]=predict(g.net,g.forecast,type="raw")
  g.forecast=c(g.forecast[-1],pred.1[i])
}
##будуємо лінійний вихідний графік чорним кольором
plot(1:252,exp(g.series) ,type="l",xlim = c(0,252+pred.n),ylim = c(0,50))
##будуємо підгонку червоним кольором
lines(13:252,exp(g.net$fitted.values),col="red")
##будуємо лінійний прогноз синім кольором (обов'язково встановлюємо
значення експоненти, оскільки дані були переведені у формат логарифмів)
lines((252+1):(252+pred.n),exp(pred.1),col="blue")

```

Програмний код, виконаний у середовищі розробки RStudio мови програмування R, для моделювання нейронної мережі для передбачення сильних землетрусів Греції з використанням технології штучних нейронних мереж

```
## підключаємо необхідні бібліотеки
library(ggplot2)
library(neuralnet)
library(caret)
## завантажуюємо дані
data=Greece_data
head(Greece_data)
delete=createDataPartition(Greece_data$MAGNITUDE,p=1,list=F)
Greece_data=Greece_data[delete,]
## нормалізуємо дані, враховуючи обов'язкову умову нейронної мережі: дані
повинні бути від 0 до 1
samplesize=0.83*nrow(Greece_data)
set.seed(50)
index=base::sample(seq_len(nrow(Greece_data)),size=samplesize)
datatrain=Greece_data[index,]
datatest=Greece_data[-index,]
max=apply(Greece_data,2,max)
min=apply(Greece_data,2,min)
scaled=as.data.frame(scale(Greece_data,center=min,scale=max-min))
## розділяємо навчальний (82% даних вибірки) та тестовий (18% даних
вибірки) датасети
trainNN=scaled[index,]
testNN=scaled[-index,]
colnames(trainNN)
```

```

## прописуємо відповідну функцію активації нейронної мережі
NN=neuralnet(MAGNITUDE~LONG+LAT+DEPTH, trainNN, hidden=c(5,3),
err.fct="sse", linear.output = F)
## візуалізуємо нейронну мережу
plot(NN)
## відображаємо загальні результати, тобто вихід для кожної реплікації
NN$net.result
NN$weights
NN$result.matrix
## порівнюємо вхідний вектор і фактичний вихід
NN$covariate
infert$MAGNITUDE
## відображаємо результат для всіх спостережень і загальну оцінку результатів
NN$net.result[[1]]
NN1=ifelse(NN$net.result[[1]]>0.5,1,0)
NN1
## будуємо прогнозовані значення
predict_testNN=compute(NN,testNN[,c(2:4)])
predict_testNN=(predict_testNN$net.result*(max(Greece_data$MAGNITUDE)-
min(Greece_data$MAGNITUDE)+min(Greece_data$MAGNITUDE)))
plot(datatest$MAGNITUDE,predict_testNN,col="blue",pch=16,ylab = "Predicted
data",xlab = "Real data")
## визначаємо стандартну помилку
RMSE.NN=(sum((datatest$MAGNITUDE-predict_testNN)^2)/nrow(datatest))^0.5
RMSE.NN
## будуємо графіки залежностей
par(mfrow=c(2,2))
gplot(NN,selected.covariate="LAT", min=-2.5, max=5)
gplot(NN,selected.covariate="LONG", min=-2.5, max=5)
gplot(NN,selected.covariate="DEPTH", min=-2.5, max=5)

```