

Складні системи в геофізиці: методи дослідження та прогнозування їх поведінки

С.В. Микуляк, 2025

Інститут геофізики ім. С.І. Субботіна НАН України, Київ, Україна
Надійшла 7 жовтня 2024 р.

Велику кількість природних і створених людиною штучних систем останнім часом розглядають і вивчають з точки зору теорії складних систем. Складні системи — це системи, утворені великою кількістю компонент, що взаємодіють між собою, як правило, нелінійно. У процесі еволюції та формування складні системи можуть самоорганізовуватися та набувати принципово нових властивостей, не характерних для складових частин самої системи.

У цій оглядовій статті сконцентровано увагу на геосистемах, які є природними складними системами. Висвітлено властивості таких складних геосистем, як сейсмоактивні області. Обговорено критерії, за якими системи можна віднести до категорії складних систем, основні властивості та можливі методи вивчення і прогнозування їх поведінки. Проаналізовано моделі, за допомогою яких здійснюються кліматичні прогнози з позиції поведінки складної системи, а також моделі, які описують сейсмічні процеси, що є проявом складної поведінки підсистем літосфери — сейсмоактивних зон. Більшість феноменологічних закономірностей, які відображають статистичні властивості землетрусів, мають скейлінговий характер, і це є свідченням складності даної системи. Прогнозування землетрусів є найважливішим завданням для сейсмологічних досліджень, незважаючи на доволі скромні досягнення у цій сфері, інтенсивність досліджень у даному напрямку не зменшується, оскільки наслідки від землетрусів для людства є суттєвими. Розглянуто види прогнозів і моделі, що застосовуються для прогнозування. Особливу увагу приділено сучасним методам прогнозування, в яких використовується штучний інтелект. Описано різні підходи до прогнозування сейсмічних подій, переваги та недоліки різних методів, а також труднощі, що виникають у задачах з прогнозування. Отже, наука про складні системи набуває стрімкого розвитку і має величезні перспективи для здобуття одного з найважливіших інструментів пізнання як навколишнього природного середовища, так і створених людиною штучних систем.

Ключові слова: складна система, землетруси, прогнозування, штучний інтелект, нейронні мережі.

Вступ. Останніми десятиліттями дослідженнями складних систем (complex system) охоплюється все ширше коло як природничих, так і гуманітарних наук. Концепція складної системи стає однією із найважливіших і найпоширеніших у сучасній науці. У 2000 р. Стівен Гокінг у відповідь на запитання про те, як розви-

ватиметься наука надалі, зауважив: «Я думаю, що наступне століття буде століттям науки про складність» [Hawking, 2000]. Складні системи охоплюють надзвичайно широкий спектр найрізноманітніших об'єктів та явищ: феромагнетик у змінному магнітному полі, надпровідник у зовнішньому магнітному полі, турбулентний

Citation: Mykulyak, S.V. (2025). Complex systems in geophysics: methods of research and prediction of their behavior. *Geofizychnyi Zhurnal*, 47(1), 120—148. <https://doi.org/10.24028/gj.v47i1.312874>.

Publisher Subbotin Institute of Geophysics of the NAS of Ukraine, 2025. This is an open access article under the CC BY-NC-SA license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>).

рух рідини, гранульоване середовище, спінове скло, атмосфера, геосфера, гідросфера, світова екосистема, підсистеми: пустеля, ліс, океан; живі системи — клітини, мозок, зграя птахів, Інтернет, соціальні мережі, фондовий ринок, автомобільний трафік у великих містах, національна та міжнародні економіки, культури народів, мови, політичні організації тощо. Наука про складні системи знаходить у всіх цих різноманітних об'єктах і явищах певну подібність і намагається знайти єдиний підхід до їх дослідження. Дана стаття присвячена огляду сучасного стану науки про складні системи з акцентом на дослідженнях складних систем у сфері області геофізики, зокрема, на прогнозуванні землетрусів, які є проявами складної поведінки геосередовищ в сейсмоактивних зонах.

Що таке складні системи? З часів І. Ньютона одним з найважливіших завдань науки є передбачення поведінки окремого тіла чи системи тіл. Для цього необхідно знайти розв'язок рівняння руху, яке описує еволюцію траєкторій у фазовому просторі (координати—швидкості) [Parisi, 1999]:

$$\frac{d^2 X(t)}{dt^2} = G[X(t)], \quad (1)$$

за початкових умов $X(0)=X_0$, де $X(t)=\{x_i, v_j\}$ — вектор, G — багатовимірна функція. Вважалося, що за рівнянням руху та початковими значеннями координат і швидкостей поширення багаточасткової системи, можна визначити координати і згадані швидкості у будь-який момент часу, незважаючи на кількість частинок і тривалість проміжку, через який визначаються параметри частинок. На початку XIX ст., розглядаючи Всесвіт як велику систему, утворену великою кількістю атомів, Лаплас писав: «...тоді ми маємо розглядати теперішній стан Всесвіту як наслідок його попереднього стану і як причину того, що буде наступним. Якщо на одну мить отримати інтелект, який міг би досягнути всі сили, за допомогою яких оживлена природа, і відповідне становище істот, які її

складають, інтелект, достатньо великий, щоб піддати ці дані аналізу, він охопив би в одній формулі рухи найбільших тіл Всесвіту та найлегшого атома; для нього ніщо не було б невизначеним, і майбутнє, як і минуле, було б присутнім перед його очима...» [Holovatch et al., 2017].

Проте вже розв'язання задачі про рух трьох одночасно взаємодіючих тіл, наприклад Сонця, Землі, Місяця, зіштовхується зі значними труднощами. Згодом Пуанкаре показав, що ця задача не має загального розв'язку в алгебричних і трансцендентних функціях [Thurner et al., 2018]. І це був перший удар по класичному детерміністичному підходу Ньютона—Лапласа, який має на увазі точне знання траєкторій, а звідси, точне передбачення стану динамічної системи у майбутньому. Отже, якщо кількість взаємодіючих частин системи більша за дві, прогнозування майбутнього часом стає проблематичним.

Максвелл, Больцман та Гібс, автори статистичної механіки, у другій половині XIX ст. частково розв'язали цю проблему опису динамічної багаточасткової системи, увівши імовірнісну концепцію та імовірнісне прогнозування [Parisi, 1999]. У статистичній механіці мікроскопічні стани багаточасткової системи описуються імовірнісними величинами. І це докорінно змінило філософію прогнозування. Нині прогнозування є пов'язаним з певними величинами, які можна визначити в системі з великою кількістю частинок, а саме: середні значення, дисперсії, функції розподілу, моменти тощо, на відміну від детерміністичного підходу, де відслідковуються траєкторії кожної частинки.

Подальші зміни у концепції прогнозування відбулися на початку XX ст. з виникненням квантової механіки. Квантова механіка також відкинула детерміністичний прогноз поведінки системи, оскільки вона побудована на ймовірнісному принципі: стан квантової системи описується хвильовою функцією, квадрат модуля якої пропорційний імовірності перебування частинки у деякій точці простору [Greiner, 2001]. Більше того, за принци-

пом невизначеності Гайзенберга не можна одночасно визначити координати та імпульс мікрочастинок, хоча квантова механіка дає можливість з великою точністю прогнозувати поведінку багаточасткової квантової системи.

Наступний етап переосмислення проблеми прогнозування відбувся наприкінці ХХ ст., коли було з'ясовано, що існує клас динамічних систем, які дуже чутливі до початкових умов, і невеликі зміни в цих умовах можуть приводити до суттєво різних результатів, а отже, прогнозування на тривалий відрізок часу стає неможливим. Слід зауважити, що рівняння руху таких систем є нелінійними і не включають стохастичні члени, проте розв'язки можуть бути стохастичними. Крім того, динамічна система може бути чутлива і до малих змін у самому рівнянні руху. Яскравим прикладом впливу малих збурень на розв'язки модельної системи рівнянь є розрахунки з прогнозуванням погоди, виконані за допомогою одного коду на різних комп'ютерах, які в підсумку дали різні результати [Hong et al., 2013]. Ця різниця пов'язана з незначними, але відмінними розрахунковими точностями комп'ютерів. Тому детерміновані прогнози принципово неможливі для таких нелінійних систем, навіть якщо системи можуть складатися з невеликої кількості елементів.

Ще більш нетривіальною є задача прогнозування еволюції систем, у яких існують невизначеності, пов'язані з їх хаотичною поведінкою, а в процесі еволюції ще й змінюються взаємодії між структурними елементами. Такі змінні в часі взаємодії властиві складним системам.

Складні системи утворені масивом взаємодіючих між собою структурних елементів, тому будь-яку складну систему можна уявити у вигляді мережі, яка складається із вузлів (структурних елементів) та ліній, що з'єднують ці елементи (зв'язки), які відповідають взаємодії між структурними елементами. Так само можна поставити складним системам у відповідність графи, що складаються від-

повідно із вершин і ребер. Вузлами можуть бути найрізноманітніші об'єкти: атоми, молекули, спіни, гранули, тектонічні блоки, амінокислоти, нейрони, члени громади, товари тощо. Кожен вузол може перебувати, як мінімум, у двох станах, які описуються певним математичним об'єктом — скаляром, вектором, тензором, матрицею тощо.

Рівняння руху, які описують еволюцію складної системи, у загальному випадку мають такий вигляд [Holovatch et al., 2017]:

$$\frac{dS_i(t)}{dt} = F[S_j(t), M_{ij}^\alpha(t)], \quad i, j = 1, \dots, N, \quad (2)$$

$$\frac{dM_{ij}^\alpha(t)}{dt} = G[S_j(t), M_{ij}^\alpha(t)], \quad i, j = 1, \dots, N, \quad (3)$$

де S_i — стан структурного елемента (наприклад, у моделі Ізінга для спінового скла, стан структурного елемента може набувати значень $S_i = \pm 1$, чи у моделі клітинних автоматів для структурованих геосередовищ $S_i = 1$ для збудженого стану та $S_i = 0$ для рівноважного стану геоблока). Величина S_i може бути як скалярною, так і вектором чи матрицею або іншим математичним об'єктом; N — загальна кількість структурних елементів; M_{ij}^α — матриця взаємодії структурних елементів i, j ; а α — належить до типу взаємодії. Тут матриця M_{ij}^α залежить від часу. У такій системі, на відміну від простої чи ускладненої, коли елементи матриці M_{ij}^α є сталими величинами, стани вузлів визначають загальний стан системи, який, в свою чергу, впливає на взаємодію між структурними елементами. Цю систему можна розглядати як деякий механізм, що змінює свою внутрішню структуру під час роботи [Holovatch et al., 2017]. Опис роботи такого механізму за допомогою аналітичних рівнянь не буде ефективним, якщо і навіть можливим. Роботу даного механізму найкраще описати за допомогою алгоритму, тобто за допомогою списку правил щодо того, як динаміка системи оновлює свої стани та майбутні взаємодії, що потім призводить до нових обмежень динаміки на наступному часовому кроці. Ці проце-

си не є процесами аналітичної динаміки (розв'язання рівнянь руху), вони нині є такими, що відповідають *алгоритмічній* динаміці. Така складна алгоритмічна динаміка систем породжує багато нових нетривіальних властивостей складних систем.

Поняття складності систем, як зазначено вище, охоплює широкий спектр систем із різних сфер науки, тому сформулювати математично чітко узагальнююче визначення складної системи та визначити міру складності виявляється надзвичайно важким і проблематичним завданням. Незважаючи на те, що на цей час запропоновано кілька десятків визначень міри складності, жодна з цих мір не в змозі претендувати на універсальність [Lloyd, 2001]. У багатьох показників існує певна подібність, тому Ллойд [Lloyd, 2001] згрупував їх згідно з питаннями, на які вони можуть відповісти:

1. Наскільки важко це описати?
2. Наскільки важко це створити?
3. Який ступінь організації?

До першої групи слід віднести міри, які були введені в теорії інформації: ентропія Шенона [Ladyman et al., 2013], складність Колмогорова [Kolmogorov, 1968], складність Лемпеля—Зіва [Cover, Thomas, 2006]. Друга група, що пов'язана з труднощами поєднання елементів системи в регулярний стан, включає такі міри, як логічна [Bennett, 1988] та термодинамічна глибина [Lloyd, Pagels, 1988]. До третьої групи слід віднести міри, що стосуються складності організації в системах: ефективна складність [Gell-Mann, Lloyd, 1996], багатомасштабна складність [Bar-Yam, 2006; Metzler, Bar-Yam, 2005], фрактальний розмір [Holovatch et al., 2017], взаємна складність [Fraser, Swinney, 1986], стохастична складність [Rissanen et al., 1989] тощо.

Властивості складних систем. Незважаючи на надзвичайну різноманітність складних систем і на те, що структурними елементами можуть бути зовсім різні об'єкти і можуть взаємодіяти між собою найрізноманітнішими способами, у

них є багато спільних рис і властивостей [Ladyman et al., 2013]:

1. *Чисельність*: складні системи мають велику кількість структурних компонентів, які зв'язані між собою та потенційно з навколишнім середовищем великою кількістю зв'язків. Структурними компонентами складних систем також можуть бути системи, що взаємодіють між собою. Взаємодія між компонентами структур здійснюється через обмін енергією, речовиною чи інформацією.

2. *Нелінійність*: складні системи демонструють нелінійну залежність від параметрів або зовнішніх впливів. Слід зауважити, що нелінійна взаємодія між структурними компонентами не є необхідною умовою для нелінійності всієї складної системи.

3. *Нерівноважність*: складні системи перебувають поза термодинамічною рівновагою і взаємодіють з навколишнім середовищем. Системи, можуть бути у нерівноважному стані, обмінюючись енергією чи речовиною із зовнішнім середовищем у такий спосіб, що їх поведінка чи стан є стаціонарними та не змінюються суттєво протягом тривалого часу. Такий стан називають динамічною рівновагою.

4. *Емергентність*: наявність у системі особливих властивостей, які не можуть бути зведені до властивостей її частин. Властивості системи визначаються не тільки через властивості її компонентів, а й через зв'язки між цими елементами. Емергентність є результатом нетривіальних зв'язків між властивостями системи на різних масштабах [Sayama, 2015].

5. *Самоорганізація*: взаємодії між компонентами складної системи можуть створювати глобальну структуру або глобальну поведінку. У цьому випадку не існує головного провідника чи драйвера, «контроль» у самоорганізованій системі розподіляється між компонентами та інтегрується. У деяких випадках складні системи можуть самоорганізуватися в «критичний» стан, який може існувати в крихкому балансі між випадковістю та регулярністю. Патерни, які виникають у

таких самоорганізованих критичних станах, часто виявляють особливі властивості, такі як самоподібність та степеневі розподіли їх параметрів [Ball, 1999].

6. *Стійкість*: система може бути стійкою до збурень у сенсі збереження своєї структури або функції під час збурень. Крім того, система може бути стійкою в тому сенсі, що вона здатна відновлюватися після певного значного збурення.

7. *Ієрархічна організація*: більшість складних систем мають багаторівневу структурну організацію, в якій окремі елементи з вищих структурних рівнів можуть бути складними системами, утвореними з елементів нижчих структурних рівнів. Така багаторівнева організація має важливу перевагу: формування вищих структурних рівнів приводить до збільшення кількості доступних для системи структурних конфігурацій і, як наслідок, отримує більше можливостей для оптимальної організації.

8. *Адаптація*: у разі пошкоджень компонентів деякі складні системи здатні адаптуватися та відновлювати свою попередню функціональність, а іноді вони стають навіть кращими, ніж раніше. Цього вони можуть досягти завдяки стійкості до збурень, тобто можуть повертатися до вихідного стану після великого збурення, або адаптуватися таким чином, щоб змінитися самим, а отже, залишатися функціональними та виживати.

Наведені властивості не є вичерпними для складних систем. Слід зауважити, що конкретна складна система не обов'язково має володіти всіма переліченими характеристиками. У складних системах під взаємодією мається на увазі будь що, що може приводити до зміни в системі, а об'єкти — все, що може мати принаймні два стани та здатне взаємодіяти. У цьому сенсі наука про складні системи є природним розширенням фізики [Holovatch et al., 2017].

Складні геосистеми. Найяскравішим прикладом складної системи є Земля. У цій системі можна виділити ряд складних підсистем: геосфера, атмосфера, гідро-

сфера, кріосфера, біосфера, які так само можуть бути розділені на більш спеціалізовані складні системи [Steffen et al., 2005; Fan et al., 2021]. Такий підхід сформувався в рамках нової науки про Землю — системної науки про Землю (Earth System Science [Steffen et al., 2020], яка виникла в кінці ХХ ст. Зокрема, Ганс Шеллнхубер назвав такий холистичний підхід до вивчення Землі другою коперніковою революцією [Schellnhuber, 1999]. Він запропонував уявити земну систему E у такому абстрактному математичному вигляді:

$$E = E(N, H), \quad (4)$$

де $N=N(a, b, c, \dots)$ — екосфера, яка включає в себе атмосферу a , біосферу b , кріосферу c , тощо. $H=H(A, S)$ — це вплив людського фактора, що складається з фізичної компоненти A та ментальної — S . Між цими складовими існує взаємодія і зворотній зв'язок. У цю систему слід було б включити всю літосферу, оскільки вплив процесів, що відбуваються в літосфері (землетрусів), на фізичний людський фактор та загалом на екосферу є суттєвим.

Однією з важливих складних геосистем є кліматична. Вона включає низку складних підсистем, які неперервно взаємодіють між собою, обмінюючись речовиною (масою), енергією та моментом сил:

- *атмосферу* — найнестабільнішу та швидко змінювану компоненту;
- *гідросферу*, складовими якої є океани, моря, річки, озера та ґрунтові води;
- *біосферу*, до складу якої входять всі живі організми, зокрема органічний покрив суші (рослинність, ґрунт тощо);
- *геосферу*, яка включає всі земні поверхні, в тому числі й кріосферу та поверхню під океанами та іншими водоймами.

Кожна система змінюється в широкому діапазоні часових і просторових масштабів. Взаємодія між ними також відбувається на різних часових масштабах. Дослідження змін клімату реалізуються двома способами: спостереженнями та моделюванням. Кліматичні спостережен-

ня здійснюються безпосередньо та віддалено, за допомогою супутників, радарів, інших засобів, а також непрямими методами, як наприклад, палеомагнітним методом чи за допомогою річних кілець на деревах [Fan et al., 2021]. Основним завданням моделювання є коротко- та довготривале прогнозування майбутнього клімату. Воно здійснюється на основі моделей, які грубо можна поділити на такі класи [Fan et al., 2021].

1. *Моделі балансу енергії.* Це найпростіші моделі, які визначають температуру поверхні Землі виходячи з балансу енергії Землі.

2. *Моделі загальної циркуляції атмосфери та океану.* Ці моделі є найповнішими стандартними кліматичними моделями. Їх використовують для моделювання динаміки компонентів кліматичної системи: атмосфери, океану, суші, льодовиків, а також для створення прогнозів на підставі впливу парникових газів та аерозолів.

3. *Моделі системи Землі* — найсучасніші моделі, які враховують складність геосистем і охоплюють різні біогеохімічні цикли — цикли вуглецю, озону тощо. Ці моделі дають можливість прогнозувати майбутні реакції кліматичної системи на зовнішній вплив, де враховується зокрема й антропогенний фактор.

4. *Регіональні кліматичні моделі.* Дані моделі застосовують для моделювання кліматичної динаміки в атмосфері та на суші на обмеженій території. Як правило, в них не враховується взаємодія з океаном і морським льодом. Їх часто використовують для отримання більш детальної інформації про кліматичні параметри в межах конкретного географічного регіону.

Інша важлива складна геосистема, що найбільш цікава для нас, — літосфера. Про складність літосфери свідчать її прояви у вигляді землетрусів.

Землетруси зосереджені на межах тектонічних плит і блоків, тому складність літосфери щодо її сейсмічної активності зумовлена саме цими областями, які мож-

на розглядати як підсистеми літосфери. Саме в них середовище є найбільш неоднорідним і фрагментованим численними розломами та тріщинами [Ben-Zion, Sammis, 2003; Billi, Storti, 2004; Meade, Hager, 2005; McCaffrey, 2005; Loveless, Meade, 2011].

Завдяки руху тектонічних плит в сейсмоактивну область увесь час надходить енергія у вигляді квазістатичних навантажень, сейсмічних хвиль, тепла тощо. У процесі еволюції дана система також обмінюється речовиною з навколишнім середовищем через потоки флюїдів, а всередині системи взаємодіють структурні елементи з перерозподілом і дисипацією енергії. Крім того, всередині сейсмоактивної області відбуваються складні хімічні та реологічні процеси. Все це впливає на систему і сприяє її нерівноважному стану. Системі властива відсутність характерного часу, розміру або енергетичного масштабу, а всі просторові та часові кореляційні функції — це степеневі залежності, що й засвідчує про критичний стан системи. При цьому такий стан підтримується самою системою, без зовнішнього налаштування, тобто вона самоорганізується. Важливу роль у цих процесах відіграє нелінійність, що є характерним для складних систем [Nicolis, Nicolis, 2012].

Моделювання сейсмічних процесів.

Моделі, які використовуються в задачах про генерування землетрусів, можна умовно розділити на такі групи [Shcherbakov et al., 2015]: клітинних автоматів; систем розломів; механіки руйнування; гранульованих середовищ.

Моделі клітинних автоматів. Прототипом такої моделі для опису процесу генерування землетрусів у результаті зсувного руху розломів була модель зв'язаних ковзаючих блоків Барріджа—Кнопоффа [Burrige, Knopoff, 1967]. Дослідження одновимірної моделі Барріджа—Кнопоффа у вигляді довгого ланцюга з'єднаних між собою ковзаючих блоків по шорсткій поверхні показали таке: незважаючи на те, що система повністю детерміністична, вона виявляє стохастичні властивості.

Крім того, така система зв'язаних блоків має властивості системи, яка перебуває у стані самоорганізованої критичності. Рандл, Джексон, Браун (РДБ) [Brown et al., 1991] та Наканіші [Nakanishi, 1990] модифікували модель Барріджа—Кнопоффа в модель клітинних автоматів, а Оламі, Федер, Крістенсен (ОФК) трансформували її в модель ґратки [Olamí et al., 1992]. Інша частина моделей з самого початку була побудована на основі клітинних автоматів [Barriere, Turcotte, 1991, 1994; Huang et al., 1998].

Традиційні моделі самоорганізованої критичності ускладнювались і удосконалювались з тим, щоб краще описувати як скейлінг, так і кореляції землетрусів у просторі та часі, що виражаються в існуванні форшоків та афтершоків, а також у їх фрактальному розподілі. Іто та Матсузакі [Ito, Matsuzaki, 1990] модифікували модель клітинних автоматів за допомогою простої процедури перерозподілу сил після кожного землетрусу. Це дало змогу вважати, що будь-який землетрус може ініціювати афтершоки. Більш складний механізм розподілу тектонічних напружень на розломі, який приводить до виникнення далекодіючих кореляцій, реалізовано у моделі Байесі [Baiesi, 2009]. У моделях, заснованих на РДБ, та ОФМ моделях просторово-часові кореляції у сейсмічному процесі досягаються за допомогою введення відповідних неоднорідностей. Найпростіші неоднорідності вводять у вигляді точкових чи лінійно протяжних дефектів [Ceva, 1995; Vach et al., 2008]. Серіно та ін. [Serino et al., 2011] ускладнили модель, розглядаючи замість одного розлому систему розломів з різними рівнями дефектів, а Домінгез та ін. [Dominguez et al., 2013] додали зруйновані комірочки, які не утримують напружень і в яких також має місце дисипація напружень. Каземіан та ін. [Kazemian et al., 2015] ввели в ґратку міцніші місця, або жорсткіші комірочки. Ці структуровані жорсткості добре відтворюють утворення кластерів форшоків та афтершоків. У моделях із системою розломів [Bak et al., 1988; Carlson, Langer,

1989] використано далекодіюче перенесення напружень від критичних клітин, де перевищено критичне значення сили. Інший вид неоднорідностей, який використовували у вдосконалених РДБ та ОФК моделях — це випадковий розподіл порогів напружень, перевищуючи які блоки втрачають стійкість і починають рухатися [Ramos et al., 2006; Jagla, 2010]. Для того аби відтворити процеси класифікації землетрусів у просторі та часі Джагла [Jagla, 2010] включив у ОФК модель механізм структурної релаксації. У праці [Mukulyak, 2018] була запропонована модель клітинних автоматів, яка ґрунтується на двох фундаментальних принципах: ієрархічній структурі сейсмічних районів і концепції самоорганізованої критичності. У моделі порогові енергії залежать від розмірів блоків і розподіляються за законом Гаусса. Після сильних землетрусів вони перерозподіляються за зниження середніх значень. Зміна порогових енергій призводить до запуску серії афтершоків.

Моделі систем розломів. Ці моделі базуються на використанні знань про існуючі *in situ* мережі розломів, швидкості ковзання вздовж розломів, швидкості руху тектонічних блоків, властивості міжблокових прошарків тощо. Для найбільш вивченої сейсмогенеруючої області на розломі Сан-Андреас та прилеглий до нього мережі розломів (південна Каліфорнія) була побудована 3D модель «Virtual California», на підставі якої розроблено програмний комплекс та проведено розрахунки для отримання штучного каталогу землетрусів та дослідження їх статистичних властивостей [Rundle, 1988; Rundle et al., 2001, 2004, 2006; Yakovlev et al., 2006; Ward, 1992].

Розроблено також інші імітаційні моделі сейсмічності. Одним із прикладів є стандартна геофізична модель, розроблена Уордом та ін. [Goes, Ward, 1994] і застосована до сейсмічності, пов'язаної із субдукцією в Середньоамериканському жолобі. Цю модель також було застосовано до системи розломів Сан-Андреас.

Інші імітаційні моделі для опису сейсмічності в Каліфорнії запропонували Дітеріх і Річардс-Дінгер [Dieterich, Richards-Dinger, 2010] та Поллітц [Pollitz, 2011].

Моделі механіки руйнування. Поширеним є підхід, в якому землетруси пов'язують з процесами руйнування земної кори. У такому підході застосовують уже доволі розвинуті методи механіки руйнувань твердих тіл. Основу такого підходу заклав Андерсен у своїй піонерній роботі [Anderson, 1905], в якій він дійшов висновку, що розломи є результатом крихкого руйнування, і застосував до цієї задачі критерій Кулона. Цей підхід застосовано у багатьох роботах з моделювання землетрусів, де використовували найрізноманітніші моделі руйнування [Ben-Zion, Lyakhovskiy, 2002; Turcotte et al., 2003; Turcotte, Shcherbakov, 2006; Engelder, 1974].

Моделі гранульованих середовищ. Подібні моделі використовують у двох випадках: а) для вивчення властивостей фрагментованого матеріалу, що перебуває у розломах та визначає тертя між берегами розломів, а отже, динаміку тектонічних блоків і плит; б) як аналоги середовищ у сейсмоактивних зонах. Отже, на гранульованих моделях досліджують властивості процесів генерування землетрусів.

Як показують дослідження, середовище всередині розломів суттєво неоднорідне, оскільки впродовж тривалого часу тут відбувався мав місце процес катаклазису — фрагментації, подальшого подрібнення та компактування роздрібнених частинок гірської породи [Sibson, 1977; Sammis et al., 1987; Nasuno et al., 1998; Storti et al., 2003]. Тому для модельних досліджень фрикційних властивостей міжблокової взаємодії здебільшого використовують гранульоване середовище. У цих дослідженнях акцентується увага на локалізації зсувного деформування, на переривистій (*slip-stick*) динаміці та генеруванні акустичних сигналів у процесі зсуву [Nasuno et al., 1998; Morgan et al., 1999; Anthony, 2005; Johnson et al., 2008, 2013; Daniels, Nayman, 2008; Houdoux et al., 2021]. Для

комп'ютерного моделювання зсувного деформування зони розлому також використовують моделі гранульованих середовищ і метод дискретних елементів, як найбільш ефективний для задач динаміки гранульованих агрегатів [Morgan, Boettcher, 1999; Bretz et al., 2006; Mair, Hazzard, 2007; Ciamarra et al., 2009; Pica Ciamarra et al., 2010; Dorostkar et al., 2017; Parachristos et al., 2023]. Для виявлення подібності між природними сейсмічними процесами та зсувним деформуванням гранульованих середовищ використовували як експериментальне [Ferdowsi et al., 2013; Barés et al., 2017; Lherminier et al., 2019; Zadeh et al., 2019; Mykulyak et al., 2019b, 2021b], так і числове моделювання [Mykulyak et al., 2019a, 2021a; Sultan et al., 2022; Maa et al., 2022]. Слід зауважити, що в процесі зсувного деформування гранульоване середовище проявляє властивості складної системи, подібні до тих, що спостерігаються у реальних середовищах у сейсмоактивних зонах.

На цей час виявлено низку феноменологічних закономірностей, які описують статистичні властивості землетрусів. Більшість з них мають скейлінговий характер, тобто можуть бути зображені у вигляді степеневих залежностей. *Закон Гутенберга—Ріхтера* — скейлінговий закон, який встановлює зв'язок між кумулятивною кількістю землетрусів та їх магнітудою [Gutenberg, Richter, 1949], має вигляд

$$N(\geq m) = a + mb, \quad (5)$$

де N — сумарна кількість землетрусів з магнітудою, більшою за m ; a і b — константи; b змінюється від регіону до регіону, але перебуває у доволі вузькому інтервалі $0,8 < b < 1,05$ [Utsu, 1969]. Константа a у рівнянні (5) є мірою регіональної інтенсивності сейсмічності. В енергетичному зображенні закон має вигляд степеневі залежності

$$N(\geq E) \propto E^{-b},$$

де E — енергія землетрусу.

Закон Омори — також скейлінговий за-

кон, який описує спад афтершокової активності після головного поштовху. В узагальненій формі закон Омори має вигляд

$$n = k / (t + c)^p, \quad (6)$$

де показник степеня p перебуває в інтервалі від 1,0 до 1,8, а c — мала величина [Utsu, 1970].

Щодо афтершоків у сейсмічному процесі існує ще один скейлінговий закон, так званий закон *продуктивності*, отриманий Утсу [Báth, 1965; Utsu, 1970]. Закон описує залежність загальної кількості спричинених землетрусом афтершоків від його магнітуди m_{ms} :

$$N_a = N_0 e^{\alpha(m_{ms} - m_0)}, \quad (7)$$

де m_0 — мінімальна магнітуда, α — константа.

Інший закон про афтершоки, закон Бетта, стверджує, що різниця в магнітудах між основним землетрусом з магнітудою m_{ms} і найбільшим зафіксованим афтершоком з магнітудою m_{as}^{\max}

$$\Delta m = m_{ms} - m_{as}^{\max}, \quad (8)$$

близька до 1,2 і не залежить від величини основного землетрусу [Bak et al., 2002; Helmstetter, Sornette, 2003].

Для опису часових, просторових та енергетичних властивостей сейсмічних процесів Бак та інші автори [Bak et al., 2002] і Коррал [Corgal, 2003, 2004а, б] розробили метод, в якому використано час між землетрусами з рівною або більшою величиною і який називають *часом очікування або часом повторення*. Цей підхід ґрунтується на існуванні уніфікованого самоподібного розподілу для часу очікування τ : $P(\tau) = Rf(R\tau)$, де $f(x)$ — масштабна функція; R — інтенсивність сейсмічної активності. Функція $f(x)$ дуже близька до γ -розподілу

$$f(x) = Ax^{\gamma-1} \exp(-x/\lambda), \quad (9)$$

з відповідними константами A , γ та λ .

Зазначені вище емпіричні закономірності мають імовірнісний характер і дають знання про особливості проявів

складних систем у вигляді сейсмічних процесів. З огляду на ці закономірності можна робити ймовірнісні прогнози землетрусів, а також використовувати їх як критерії для перевірки коректності моделей, які застосовують для симуляції сейсмічних процесів.

Прогнозування землетрусів. Інтенсивність досліджень в області прогнозування землетрусів на цей час не зменшується, незважаючи на доволі скромні досягнення в цій сфері впродовж майже столітньої їх історії. Існують навіть побоювання, що прогнозування поведінки такої складної геосистеми є принципово неможливим [Bakun et al., 2005]. Особливо такі песимістичні настрої взяли гору серед геофізичної спільноти після невдалої спроби прогнозування землетрусу в середині 1980-х років у Паркфілді (Каліфорнія, США) [Rundle et al., 2021]. Проте важливість завдання прогнозування землетрусів, що зумовлена можливістю уникнути величезних людських жертв та масових руйнувань будівель і споруд, є потужним мотиватором для подальших зусиль у цьому напрямі.

Розрізняють три види прогнозування землетрусів [Rundle et al., 2021].

- *Прогнозування (forecasting)* — знаходження ймовірностей виникнення землетрусів із заданою магнітудою в певній області в певний проміжок часу. Такі прогнози ґрунтуються на емпіричних закономірностях та відповідних імовірнісних моделях.

- *Перебачення (prediction)* — точне передбачення місця, часу та магнітуди землетрусу. Передбачення пов'язане з пошуком явищ (провісників), що передують землетрусам.

- *Поточний прогноз (newcast)* — визначення поточного стану системи, часто за допомогою допоміжних даних, з метою прогнозування її ризикованої поведінки. Поточний прогноз — найбільш нова ідея щодо прогнозування землетрусів, яка запозичена зі сфери фінансів та прогнозування погоди й клімату.

Розрізняють три види прогнозуван-

ня, залежно від часового періоду [Scholz, 2019]: довгострокове, середньострокове та короткострокове.

Довгострокове прогнозування охоплює період у десятки років. Воно зазвичай ґрунтується на знаннях про довготривалу активність даного регіону, а також на даних, стосовно зміщень поверхні на розломах та навколо них. На підставі цих даних та відповідних математичних моделей оцінюють ймовірності виникнення землетрусів у даній області у певному часовому інтервалі в майбутньому.

Середньострокове прогнозування стосується часового періоду від місяця до 10 років. Ці прогнозування базуються на спостереженнях за змінами сейсмічності, деформацій середовища, його хімічних властивостей, тиску флюїдів, концентрації радону, температури ґрунту тощо [Cicerone et al., 2009; Scholz, 2019]. Масив цих спостережуваних величин використовують у топологічно реалістичному моделюванні для створення каталогу модельних землетрусів. Для цього використовуються добре розроблені пакети (симулятори), як, наприклад, Virtual Quake чи RSQSim [Rundle et al., 2021]. Ці послідовності модельних землетрусів тестують з використанням існуючих каталогів реальних землетрусів, а далі на підставі модельної послідовності землетрусів здійснюють прогнози на майбутнє в імовірнісній формі. В іншому підході для прогнозування великих землетрусів використано статистичні моделі, наприклад ETAS чи BASS, які ґрунтуються на даних щодо активності малих землетрусів [Rundle et al., 2021]. Обидва підходи застосовують і в короткостроковому прогнозуванні, яке охоплює період від години до кількох тижнів. У цьому прогнозуванні акцентують увагу на таких провісниках, як прискорення асейсмічного зсуву, форшоках, зміні показника b у законі Гутенберга—Ріхтера (5), варіації електромагнітних полів в зонах розломів тощо [Scholz, 2019]. Короткострокове прогнозування зазвичай поділяють на передсейсмічне та постсейсмічне. Передсейсмічне

прогнозування пов'язане з форшоками, а постсейсмічне — з афтершоками. Слід зауважити, що постсейсмічний прогноз також є дуже важливим, оскільки афтершоки можуть мати магнітуди, порівнювані з магнітудою головного землетрусу, і також призводити до руйнівних наслідків [Fan et al., 2021].

Термін прогнозування передбачає оцінювання імовірності виникнення землетрусу P_{Σ} всередині гіперкомірки об'ємом Σ_i з центром у точці $\omega_i = \{t_i, x_i, y_i, z_i, m_i\}$, де ω_i — вектор у просторі R^5 , t_i — час виникнення події, x_i, y_i, z_i — координати гіпоцентру, m_i — магнітуда землетрусу [De Arcangelis et al., 2016]. Для отримання такої оцінки широкого застосування набула модель точкового процесу PP (point process), стохастичного процесу, який на цей час є достатньо добре вивченим у теорії ймовірностей [Daley, Vere-Jones, 2002]. Згідно з цією моделлю, умовна ймовірність виникнення події в малій області $d\Sigma$ має вигляд [De Arcangelis et al., 2016]

$$P(\zeta_k = 1 | \mathbf{H}_{t_k}) = \lambda(\omega_k | \mathbf{H}_{t_k}) d\Sigma + O(d\Sigma), \quad (10)$$

де ζ_k — кількість подій в k -й гіперкомірці; \mathbf{H}_{t_k} визначає історію точкового процесу впродовж усього часу до моменту t_k виникнення події в k -й комірці; λ — локальна функція частоти виникнення землетрусів. У моделі епідемічної послідовності афтершоків ETAS (epidemic-type aftershock sequences) λ має такий вигляд:

$$\lambda(\omega_k | \mathbf{H}_{t_k}) = \mu + A \sum_{i: t_i < t} \exp[\alpha(m_i - M_z)] \left(1 + \frac{t - t_i}{c}\right)^{-p}, \quad (11)$$

де $A = k/c^p$ — частота виникнення землетрусів за законом Оморі (6) за нульового відставання; p і c — константи в законі Оморі; α — параметр продуктивності, визначений у законі продуктивності (7). Константи μ , A , c , p , α визначаються для конкретного регіону, крім того, вони можуть змінюватися з часом. Модель ETAS була розроблена Огатою [Ogata, 1988, 1992]. Вона ґрунтується на трьох законах:

Гутенберга-Ріхтера, Оморі та законі продуктивності, а також на ідеї епідемічних послідовностей.

Прогнозування землетрусів за допомогою методів штучного інтелекту. Останні десятиліття надзвичайно інтенсивного розвитку набула практика використання методів штучного інтелекту (МШІ) у сфері прогнозування землетрусів. Це пов'язане з інтенсивним розвитком комп'ютерних технологій, зі збільшенням обчислювальних ресурсів, а також зі стрімким прогресом у галузі штучного інтелекту. Методи, засновані на штучному інтелекті, дають можливість знаходити приховані закономірності у великих масивах даних, зокрема і в геофізичних, тому їх доволі активно використовують для завдань прогнозування землетрусів.

На цей час розроблено значну кількість методів обробки даних з використанням МШІ. Майже всі вони були пристосовані для прогнозування землетрусів. Літературний огляд з цієї тематики детально викладено у працях [Banna et al., 2020; Mignan, Broccardo, 2020; Mousavi, Beroza, 2023].

Дані для обробки за допомогою МШІ поділяться на чотири типи [Banna et al., 2020].

- *Сейсмічні індикатори* обчислюються за допомогою сейсмічних каталогів. Прикладами таких індикаторів є показник степеня b в законі Гутенберга—Ріхтера, час очікування між землетрусами, енергія землетрусу, середня магнітуда тощо;

- *Провісники* — зміни у поведінці та властивостях середовища в сейсмоактивній зоні перед землетрусом. Поява форшоків, електромагнітні варіації, зміна рівня ґрунтових вод, зміна концентрації радону, кристалічні зміни, температурні зміни, деформування поверхні — «кандидати» у провісники землетрусів [Cicerone et al., 2009].

Слід зауважити, що на сьогодні не існує жодного провісника, який би точно передбачав майбутній землетрус.

- *Записи сейсмографів* є важливою базою для обробки інформації штучним інтелектом.

- *За даними вимірювань із супутників* у реальному часі можна отримувати деформацію поверхні Землі, що слугує базою для обробки за допомогою МШІ.

Алгоритми, які використовують для МШІ, можна розділити на три класи [Banna et al., 2020]: підхід, заснований на правилах (rule based approach, RBA); поверхневе машинне навчання (shallow machine learning, SML); глибоке машинне навчання (deep machine learning, DML).

У *підході, заснованому на правилах*, використовують так звану «нечітку логіку» (fuzzy logic). На відміну від булевої алгебри, у котрій існує лише дві величини (0 та 1, правда чи неправда) у нечіткій логіці величини можуть приймати проміжні значення в інтервалі між 0 та 1. Системи нечіткої логіки мають декілька модулів, за допомогою яких вони приймають рішення. Модуль фазифікації використовує функцію приналежності для генерації ступеня приналежності з чітких вхідних даних. Ступінь приналежності може приймати, наприклад, такі значення — велике додатне, середнє додатне, мале, середнє негативне і велике негативне тощо. На підставі певної бази правил, запозичених з людської поведінки у вигляді алгоритмів if-then, механізм логічного висновку порівнює вхідні дані з правилами та обґрунтовує вхідні дані. Модуль дефазифікації перетворює це обґрунтування знову на чіткі дані. Нечітка логіка має доволі широке застосування через її простоту та гнучкість [Banna et al., 2020].

На основі такого підходу автори праць [Mirrashid, 2014; Shodiq et al., 2019; Pandit, Biswal, 2019] застосовували модель нечіткої нейронної мережі ANFIS (adaptive-network-based fuzzy inference system), для прогнозування землетрусів. Зокрема, Міррашид [Mirrashid, 2014] використав нечітку нейронну мережу для прогнозування землетрусу магнітудою більш як 5,4 у районі Ірану, на підставі каталогу, який містив дані з 1950 по 2013 р. Вхідними даними у цьому прогнозуванні були сейсмічні індикатори, нормалізовані в інтервалі 0,1—0,9. Шодік та ін. [Shodiq et al., 2019]

для прогнозування землетрусів виходили з ідеї комбінування автоматичної кластеризації та нейронної мережі ANFIS. Базовими даними для їх прогнозів були сейсмічні записи для Індонезії за 2010—2017 рр. Пандіт і Бісвал [Pandit, Biswal, 2019] використовували ANFIS для прогнозування магнітуди землетрусу. Даними слугували масиви зміщень поверхні під час 45 землетрусів у США, Канаді, Японії, Мексиці та Югославії.

У *поверхневому машинному навчанні* існує декілька підходів [Banna et al., 2020]: класичні підходи до машинного навчання, підходи з поділом на кластери та нейронно-мережеві підходи. До класичних алгоритмів машинного навчання належать:

- метод опорних векторів (support vector machine);
- регресія за допомогою опорних векторів (support vector regression);
- алгоритм k найближчих сусідів (k -nearest neighbor algorithm);
- метод випадкового лісу (random forest algorithm);
- дерево ухвалення рішень (decision tree algorithm).

Кластерними алгоритмами є:

- кластеризація методом k -середніх (K -Means Clustering);
- ієрархічна кластеризація (Hierarchical Clustering).

У кластерних алгоритмах область досліджень на початку розбивається на кластери. Дані, близькі за характеристиками, розбиваються на групи. Процес прийняття рішень стосується кожного окремого кластера, і це є характерною особливістю кластерних алгоритмів. До нейронно-мережевих алгоритмів належать:

- штучна нейронна мережа (artificial neural network);
- нейронна мережа з радіальною базисною функцією (radial basis function neural network);
- імовірнісна нейронна мережа (probabilistic neural network).

Штучні нейронні мережі мають ту саму структуру, що і людський мозок. Вони

складаються із нейронів, з'єднаних між собою, з урахуванням вагових коефіцієнтів і певних характерних трендів щодо цих зв'язків. У процесі навчання ці вагові коефіцієнти й трендові функції підлаштовуються у такий спосіб, щоб отримати правильний вихідний результат [Kühahci et al., 2009].

За допомогою перелічених алгоритмів досліджували можливості прогнозування часу і місця виникнення землетрусів, їх магнітуди та ймовірність генерування афтершоків [Aminzadeh et al., 1994; Moustra et al., 2011; Astuti et al., 2014; Zhou et al., 2017; Florido et al., 2018; Asim et al., 2020]. Детальний огляд публікацій, в яких використовували поверхнєве навчання, результати й точність прогнозувань з використанням цих алгоритмів можна знайти у публікаціях [Banna et al., 2020; Mignan, Broccardo, 2020].

Останнім часом великої популярності набули дослідження з прогнозування землетрусів на підставі алгоритмів *глибокого машинного навчання*. На відміну від поверхневого машинного навчання, ці алгоритми не потребують задавання конкретних характеристик для даних, а самі можуть генерувати складні характеристики, які можливо людина навіть не в змозі виявити вручну. Ці моделі використовують багато прихованих шарів, а отже, обчислення можуть бути занадто масивними й затратними. Тому для спрощення цих розрахунків використовують алгоритми відсіювання та регуляризації. На цей час існує декілька DML моделей [Banna et al., 2020; Wang, Raj, 2017]:

- глибока мережа довіри (deep belief network);
- згорточна нейронна мережа (convolutional neural network, CNN);
- рекурентна нейронна мережа (recurrent neural network, RNN);
- залишкова нейронна мережа (residual neural network) та ін.

Глибока мережа довіри включає декілька прихованих шарів, у яких нейрони всередині одного шару не зв'язані між собою, але мають зв'язки з нейронами су-

сідніх шарів [Hinton et al., 2006]. Для мережі CNN приховані шари обчислюють за допомогою операції згортання з певним фіксованим розміром і кроком фільтра. Згортання можна використовувати як на одному, так і на декількох шарах. Операції такого типу корисні у випадку вхідних даних із високим ступенем просторової чи іншої локалізації [Fukushima, 1980; Aghdam, Herav, 2017]. Для RNN мереж характерним є наявність «пам'яті». В RNN нейрони беруть інформацію з попередніх вхідних даних, щоб впливати на поточні вхідні та вихідні дані. На відміну від традиційних нейронних мереж, де входи та виходи незалежні один від одного, вихід рекурентних нейронних мереж залежить від послідовності попередніх елементів. Тому ці мережі мають можливість обробляти серії подій у часі, або послідовні просторові ланцюжки [Pascanu et al., 2013]. Залишкова нейронна мережа є однією з найбільш широко використовуваних мереж. У цій моделі вхідні дані шару додаються до його вихідних даних перед тим, як передаватись на наступний шар. Ця мережа може вирішити проблему деградації та отримати більше інформації з вихідних даних [He et al., 2016].

Ванг та ін. [Wang et al., 2019] запропонували модель прогнозування магнітуди землетрусів на підставі CNN мережі з використанням *P*-хвилі як джерела прогнозуваної інформації. Для цього дослідження вони використали 30 756 акселерограм з 1997 по 2019 р. на підставі даних мережі в Японії для землетрусів з магнітудами від 4 до 9. У цій моделі не застосовувалось коригування гіперпараметрів, оскільки вони були налаштовані адаптивно.

CNN мережу використовували для прогнозування землетрусів на Тайвані автори праці [Huang et al., 2018]. Результати досліджень показали, що метод найкраще передбачає землетруси в найближчі 30 днів у разі використання даних за останні 120 днів. Панаккат і Аделі [Panakkat, Adeli, 2007] передбачили час і місце землетрусу за допомогою моделі RNN. Ця модель могла передбачити міс-

це землетрусу з похибкою від 15 до 39 км, причому основний землетрус був передбачений з похибкою 75—94 днів, а афтершоки прогнозували з похибкою 5—16 днів. Модель RNN використовували автори праці [Asim et al., 2017] для прогнозування магнітуди землетрусів з магнітудою $M \geq 5,5$ із використанням часової послідовності сейсмічної активності в регіоні Гіндукуш. Результати порівнювали з прогнозами отриманими за допомогою інших методів машинного навчання. Мусаві та ін. [Mousavi et al., 2019] розробили детектор землетрусів CNN—RNN на підставі глибоких нейронних мереж з використанням комбінації згорткових шарів і двонаправлених блоків довго-короткочасної пам'яті в залишковій структурі. Навчання нейромережі здійснювалося за допомогою 500 000 трикомпонентних сейсмограм (250 тис. пов'язаних із тектонічними землетрусами та 250 тис. ідентифікованих як шум), записаних у Північній Каліфорнії. Модель застосовували для одного місяця безперервних даних, записаних у Центральному Арканзасі, щоб продемонструвати її ефективність, узагальнення та чутливість. Продемонстровано, що навчена модель має низьку чутливість до рівня фонового шуму та добре узагальнюється на інші регіони з іншими характеристиками сейсмічності.

Метод машинного навчання використовували і для прогнозування лабораторних землетрусів у модельних експериментах [Rouet-Leduc et al., 2017; Hulbert et al., 2019]. В обох випадках землетруси прогнозували на підставі акустичних сигналів, які генерували гранульовані системи впродовж їх зсувного деформування. У праці [Rouet-Leduc et al., 2017] для машинного навчання використовували метод випадкового лісу, а в праці [Hulbert et al., 2019] — метод дерев з градієнтним підсиленням (gradient boosted trees). В обох випадках з гарною точністю вдавалось визначити час виникнення лабораторного землетрусу. Ці експерименти свідчать про те, що для прогнозування реальних землетрусів необхідно брати до уваги зем-

летрусів малої інтенсивності, а тому необхідно покращувати методи реєстрації малих землетрусів та інших сейсмічних збурень, що відбуваються в активній зоні.

Висновки. У статті наведено огляд літератури, який відображає сучасний стан відносно нової науки — науки про складні системи. На даний час вона охоплює велику частину наукових сфер і дедалі стає все більш універсальною. Це наука про системи, які утворюють велику кількість елементів, що взаємодіють між собою нетривіальним способом. При цьому система отримує нові властивості, які неможливо визначити, знаючи властивості окремого елемента або декількох елементів, тобто тут важлива колективна поведінка всієї системи як цілого. Для опису такої системи, як правило, застосовують статистичні методи, так само як до прогнозування поведінки її в майбутньому, оскільки точно визначити стан системи неможливо. Важливо зазначити, що для

складних систем є властивим те, що в процесі зміни стану системи змінюються взаємодії між структурними елементами, а отже, отримати аналітичний розв'язок на підставі сучасного математичного апарату видається проблематичним.

У статті описано сучасний стан щодо застосування комплексного підходу до вивчення такого складного процесу, як сейсмічний. Описано і систематизовано методи, які використовують для прогнозування землетрусів. Застосування штучного інтелекту є одним із найперспективніших методів для вирішення завдань прогнозування, при цьому важливо отримувати все точніші експериментальні дані, які можуть бути використані в прогнозуванні за допомогою МШІ. Важливим також є напрямок розвитку нових статистичних моделей, які, зокрема, можуть бути використані для побудови нових алгоритмів у прогнозуванні за допомогою МШІ.

Список літератури

- Aghdam, H.H., & Herav, E.J. (2017). *Guide to convolutional neural networks*. New York, NY: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-57550-6>.
- Aminzadeh, F., Katz, S., & Aki, K. (1994). Adaptive neural nets for generation of artificial earthquake precursors. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(6), 1139—1143. <https://doi.org/10.1109/36.338361>.
- Anderson, E.M. (1905). The dynamics of faulting. *Transactions of Edinburgh Geological Society*, 8, 387—340.
- Anthony, J.L. (2005). Influence of particle characteristics on granular friction. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 110(B8). <https://doi.org/10.1029/2004jb003399>.
- Asim, K.M., Martínez-Álvarez, F., Basit, A., & Iqbal, T. (2017). Earthquakemagnitude prediction in Hindukush region using machine learning techniques. *Natural Hazards*, 85(1), 471—486. <https://doi.org/10.1007/s11069-016-2579-3>.
- Asim, K.M., Moustafa, S.S., Niaz, I.A., Elawadi, E.A., Iqbal, T., & Martínez-Álvarez, F. (2020). Seismicity analysis and machine learning models for short-term low magnitude seismic activity predictions in Cyprus. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 130, 105932. <https://doi.org/10.1016/j.soildyn.2019.105932>.
- Astuti, W., Akmeliawati, R., Sediono, W., & Salami, M.J.E. (2014). Hybrid technique using singular value decomposition (SVD) and support vector machine (SVM) approach for earthquake prediction. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(5), 1719—1728. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2014.2321972>.
- Bach, B., Wissel, F., & Drossel, B. (2008). Olami-Feder-Christensen model with quenched disorder. *Physical Review E*, 77, 067101. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.77.067101>.
- Baiesi, M. (2009). Correlated earthquakes in a self-organized model. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 16, 233—240. <https://doi.org/10.5194/npg-16-233-2009>.

- Bak, P., Tang, C., & Wiesenfeld, K. (1988). Self-organized criticality. *Physical Review A*, 38(1), 364—374. <https://doi.org/10.1103/PhysRevA.38.364>.
- Bak, P., Christensen, K., Danon, L., & Scanlon, T. (2002). Unified scaling law for earthquakes. *Physical Review Letters*, 88(17), 178501. <https://doi.org/10.1073/pnas.01258109>.
- Bakun, W.H., Aagaard, B., Dost, B., Ellsworth, W.L., Hardebeck, J.L., Harris, R.A., Ji, C., Johnston, M.J.S., Langbein, J., Lienkaemper, J.J., Michael, A.J., Murray, J.R., Nadeau, R.M., Reasenber, P.A., Reichle, M.S., Roeloffs, E.A., Shakal, A., Simpson, R.W., & Waldhauser, F. (2005). Implications for prediction and hazard assessment from the 2004 Parkfield earthquake. *Nature*, 437, 969—974. <https://doi.org/10.1038/nature04067>.
- Ball, P. (1999). *The self-made tapestry: pattern formation in nature*. Oxford: Oxford University Press, 296 p.
- Banna, M.H.A., Taher, K.A., Kaiser, M.S., Mahmud, M., Rahman, M.S., Hosen, A.S.M.S., & Cho, G.H. (2020). Application of artificial intelligence in predicting earthquakes: state-of-the-art and future challenges. *IEEE Access*, 8, 192880—192923. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3029859>.
- Barés, J., Wang, D., Wang, D., Bertrand, T., O'Hern, C.S., & Behringer, R.P. (2017). Local and global avalanches in a two-dimensional sheared granular medium. *Physical Review E*, 96(5), 052902. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.96.052902>.
- Barriere, B., & Turcotte, D.L. (1991). A scale-invariant cellular-automata model for distributed seismicity. *Geophysical Research Letters*, 18(11), 2011—2014. <https://doi.org/10.1029/91GL02415>.
- Barriere, B., & Turcotte, D.L. (1994). Seismicity and self-organized criticality. *Physical Review E*, 49(2), 1151—1160. [https://doi.org/10.1016/S0031-9201\(98\)00167-8](https://doi.org/10.1016/S0031-9201(98)00167-8).
- Bar-Yam, Y. (2006). Engineering complex systems: multiscale analysis and evolutionary engineering. In D. Braha, A. Minai, Y. Bar-Yam (Eds.), *Complex engineered systems. Understanding complex systems* (pp. 22—39). Berlin, Heidelberg: Springer. https://doi.org/10.1007/3-540-32834-3_2.
- Båth, M. (1965). Lateral inhomogeneities of the upper mantle. *Tectonophysics*, 2(6), 483—514. [https://doi.org/10.1016/0040-1951\(65\)90003-X](https://doi.org/10.1016/0040-1951(65)90003-X).
- Bennett, C. (1988). Logical depth and physical complexity. In R. Herken, (Ed.). *The universal Turing machine, a half-century survey* (pp. 227—257). Oxford: Oxford Univ. Press.
- Ben-Zion, Y., & Lyakhovsky, V. (2002). Accelerated seismic release and related aspects of seismicity patterns on earthquake faults. *Pure and Applied Geophysics*, 159(10), 2385—2412. <https://doi.org/10.1007/s00024-002-8740-9>.
- Ben-Zion, Y., & Sammis, G.S. (2003). Characterization of fault zones. *Pure and Applied Geophysics*, 160, 677—715. <https://doi.org/10.1007/PL00012554>.
- Billi, A., & Storti, F. (2004). Fractal distribution of particle size in carbonate cataclastic rocks from the core of a regional strike-slip fault zone. *Tectonophysics*, 384, 115—128. <https://doi.org/10.1016/j.tecto.2004.03.015>.
- Bretz, M., Zaretski, R., Field, S.B., Mitarai, N., & Franco, N. (2006). Broad distribution of stick-slip events in Slowly Sheared Granular Media: Table-top production of a Gutenberg-Richter-like distribution. *Europhysics Letters (EPL)*, 74(6), 1116—1122. <https://doi.org/10.1209/epl/i2006-10048-2>.
- Brown, S.R., Scholz, C.H., & Rundle, J.B. (1991). A simplified spring-block model of earthquakes. *Geophysical Research Letters*, 18(2), 44—218. <https://doi.org/10.1029/91GL00210>.
- Burridge, R., & Knopoff, L. (1967). Model and theoretical seismicity. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 57, 341—371. <https://doi.org/10.1785/BSSA0570030341>.
- Carlson, J.M., & Langer, J.S. (1989). Properties of earthquakes generated by fault dynamics. *Physical Review Letters*, 62(22), 2632—2635. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.62.2632>.
- Ceva, H. (1995). Influence of defects in a coupled map lattice modeling earthquakes. *Physical Review E*, 52(1), 154—158. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.52.067101>.
- Ciamarra, M.P., De Arcangelis, L., Lippiello, E., & Godano, C. (2009). Granular failure: the origin of earthquakes? *International Journal*

- of *Modern Physics B*, 23(28-29), 5374—5382. <https://doi.org/10.1142/S0217979209063699>.
- Cicerone, R.D., Ebel, J.E., & Britton, J., (2009). A systematic compilation of earthquake precursors. *Tectonophysics*, 476, 96—371. <https://doi.org/10.1016/j.tecto.2009.06.008>.
- Corral, A.(2003). Local distributions and rate fluctuations in a unified scaling law for earthquakes. *Physical Review E*, 68, 035102. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.68.035102>.
- Corral, A. (2004a). Long-term clustering, scaling, and universality in the temporal occurrence of earthquakes. *Physical Review Letters*, 92, 108501. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.92.108501>.
- Corral, A. (2004b). Universal local versus unified global scaling laws in the statistics of seismicity. *Physica A*, 340, 590—597. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2004.05.010>.
- Cover, T.M., & Thomas, J.A. (2006). *Elements of information theory* (2nd ed). New York, Chichester, Brisbane, Toronto, Singapore: Wiley-Blackwell, 748 p.
- Daley, D.J., & Vere-Jones, D.(2002). *An introduction to the theory of point processes. Vol. I: Elementary theory and methods* (2nd ed). Berlin: Springer-Verlag, 471 p. <https://doi.org/10.1007/b97277>.
- Daniels, K.E., & Hayman, N.W. (2008). Force chains in seismogenic faults visualized with photoelastic granular shear experiments. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 113(B11), 1—13. <https://doi.org/10.1029/2008JB005781>.
- De Arcangelis, L., Godano, C., Grasso, J.R., & Lippiello, E. (2016). Statistical physics approach to earthquake occurrence and forecasting. *Physics Reports*, 628, 1—91. <https://doi.org/10.1016/j.physrep.2016.03.00>.
- Dieterich, J.H., & Richards-Dinger, K.B. (2010). Earthquake Recurrence in Simulated Fault Systems. *Pure and Applied Geophysics*, 167, 1087—1104. <https://doi.org/10.1007/s00024-010-0094-0>.
- Dominguez, R., Tiampo, K.F., Serino, C.A., & Klein, W. (2013). Scaling of earthquake models with inhomogeneous stress dissipation. *Physical Review E*, 87, 022809. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.87.022809>.
- Dorostkar, O., Guyer, R.A., Johnson, P.A., Marone, C., & Carmeliet, J. (2017). On the role of fluids in stick-slip dynamics of saturated granular fault gouge using a coupled computational fluid dynamics-discrete element approach. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 122, 3689—3700. <https://doi.org/10.1002/2017JB014099>.
- Engelder, J.T. (1974). Cataclasis and the generation of fault gouge. *Geological Society of America Bulletin*, 85, 1515—1522. [https://doi.org/10.1130/0016-7606\(1974\)85<1515:CATGOF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1130/0016-7606(1974)85<1515:CATGOF>2.0.CO;2).
- Fan, J., Meng, J, Ludescher, J., Ludescher, J., Chen, X., Ashkenazy, Y. Kurths, J., Halvin, S., & Schellnhuber, H.J.(2021). Statistical physics approaches to the complex Earth system. *Physics Reports*, 896, 1—84. <https://doi.org/10.1016/j.physrep.2020.09.005>.
- Ferdowsi, B., Griffa, M., Guyer, R.A., Johnson, P.A., Marone, C., & Carmeliet, J. (2013). Microslips as precursors of large slip events in the stick-slip dynamics of sheared granular layers: a discrete element model analysis. *Geophysical Research Letters*, 40(16). 4194—4198. <https://doi.org/10.1002/grl.50813>.
- Florido, E., Asencio-Cortés, G., Aznarte, J.L., Rubio-Escudero, C., & Martínez-Álvarez, F. (2018). A novel tree-based algorithm to discover seismic patterns in earthquake catalogs. *Computers & Geosciences*, 115, 96—104. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2018.03.005>.
- Fraser, A.M., & Swinney, H.L. (1986). Independent coordinates for strange attractors from mutual information. *Physical Review A*, 33, 1134—1140. <http://dx.doi.org/10.1103/PhysRevA.33.1134>.
- Fukushima, K. (1980). Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. *Biological Cybernetics*, 36(4), 193—202. <https://doi.org/10.1007/BF00344251>.
- Gell-Mann, M., & Lloyd, S. (1996). Information measures, effective complexity, and total information. *Complexity*, 2, 44—52. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-0526\(199609/10\)2:1<44::AID-CPLX10>3.0.CO;2-X](https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-0526(199609/10)2:1<44::AID-CPLX10>3.0.CO;2-X).
- Goes, S.D.B., & Ward, S.N. (1994). Synthetic seismicity for the San Andreas Fault. *Annals of*

- Geophysics*, 37, 1495—1513. <https://doi.org/10.4401/ag-4150>.
- Greiner, W. (2001). *Quantum Mechanics: An Introduction* (4th ed). Berlin: Springer, 485 p.
- Gutenberg, B., & Richter, C. (1949). *Seismicity of the Earth and associated phenomenon*. Princeton, New York. NY: Princeton University Press, 273 p.
- Hawking, S. (2000). I Think the Next Century Will Be the Century of Complexity. What Is Complexity? *San José Mercury News*, 23 January 2000.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep Residual Learning for Image recognition. *Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 770—778).
- Helmstetter, A., & Sornette, D. (2003). Bath law derived from the Gutenberg-Richter law and from aftershock properties. *Geophysical Research Letters*, 30(20), 2069. <https://doi.org/10.1029/2003GL018186>.
- Hinton, G.E., Osindero, S., & Teh, Y-W. (2006). A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural Computation*, 18(7), 1527—1554. <https://doi.org/10.1162/neco.2006.18.7.1527>.
- Holovatch, Yu., Kenna, R., & Thurner, S. (2017). Complex systems: physics beyond physics. *European Journal of Physics*, 38, 02300. <https://doi.org/10.1088/1361-6404/aa5a87>.
- Hong, S.-Y., Koo, M.-S., Jang, J., Kim, J.-E., Park, H., Joh, M.-S., Kang, J.-H., & Oh, T.-J. (2013). Anevaluation of the software system dependency of a global atmospheric model. *Monthly Weather Review*, 141(11), 4165—4172. <https://doi.org/10.1175/MWR-D-12-00352>.
- Houdoux, D., Amon, A., Marsan, D., Weiss, J., & Crassous, J. (2021). Micro-slips in an experimental granular shear band replicate the spatiotemporal characteristics of natural earthquakes. *Communication Earth & Environment*, 2(1), 90. <https://doi.org/10.1038/s43247-021-00147-1>.
- Huang, Y., Saleur, H., Sammis, C., & Sornette, D. (1998). Precursors, aftershocks, criticality and self-organized criticality. *Europhysics Letters*, 41(1), 43—48. <https://doi.org/10.1209/epl/i1998-00113-x>.
- Huang, J.P., Wang, X.A., Zhao, Y., Xin, C., & Xiang, H. (2018). Large earthquake magnitude prediction in Taiwan based on deep learning neural network. *Neural Network World*, 2, 149—160. <https://doi.org/10.14311/NNW.2018.28.009>.
- Hulbert, C., Rouet-Leduc, B., Johnson, P.A., Ren, C.X., Rivière, J., Bolton, D.C., & Marone, C. (2019). Similarity of fast and slow earthquakes illuminated by machine learning. *Nature Geoscience*, 12, 69—74. <https://doi.org/10.1038/s41561-018-0272-8>.
- Ito, K., & Matsuzaki, M. (1990). Earthquakes as self-organized critical phenomena. *Journal Geophysical Research*, 95(B5), 6853—6860. <https://doi.org/10.1029/JB094iB11p15635>.
- Jagla, E.A. (2010). Realistic spatial and temporal earthquake distributions in a modified Olami-Feder-Christensen model. *Physical Review E*, 81, 046117. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.81.046117>.
- Johnson, P., Savage, H., Knuth, M., Gombert, J., & Marone, C. (2008). Effects of acoustic waves on stick—slip in granular media and implications for earthquakes. *Nature*, 451, 57—60. <https://doi.org/10.1038/nature06440>.
- Johnson, P.A., Ferdowsi, B., Kaproth, B.M., Scuderi, M., Griffa, M., Carmeliet, J., Guyer, R.A., Le Bas, P.-Y., Trugman, D.T., & Marone, C. (2013). Acoustic emission and microslip precursors to stick-slip failure in sheared granular material. *Geophysical Research Letters*, 40(21), 5627—5631. <https://doi.org/10.1002/2013GL057848>.
- Kazemian, J., Tiampo, K.F., Klein, W., & Dominguez, R. (2015). Foreshock and aftershocks in simple earthquake models. *Physical Review Letters*, 114, 088501. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.114.088501>.
- Kolmogorov, A.N. (1968). Three approaches to the quantitative definition of information. *International Journal of Computer Mathematics*, 2(1-4), 157—168. <https://doi.org/10.1080/00207166808803030>.
- Külahcı, F., İnceöz, M., Doğru, M., Aksoy, E., & Baykara, O. (2009). Artificial neural network model for earthquake prediction with radon monitoring. *Applied Radiation and Isotopes*, 67(1), 212—219. <https://doi.org/10.1016/j.apradiso.2008.08.0>.

- Ladyman, J., Lambert, J., & Wiesner, K. (2013). What is a complex system? *European Journal for Philosophy of Science*, 3, 33—67. <https://doi.org/10.1007/s13194-012-0056-8>.
- Lherminier, S., Planet, R., Levy ditVehel, V., Simon, G., Vanel, L., Maloy, K.J., & Ramos, O. (2019). Continuously sheared granular matter reproduces in detail seismicity laws. *Physical Review Letters*, 122, 218501. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.122.218501>.
- Lloyd, S., & Pagels, H. (1988). Complexity as thermodynamic depth. *Annals of Physics*, 188, 186—213. [https://doi.org/10.1016/0003-4916\(88\)90094-2](https://doi.org/10.1016/0003-4916(88)90094-2).
- Lloyd, S. (2001). Measures of complexity: A non-exhaustive list. *IEEE Control Systems Magazine*, 21(4), 7—8. <https://doi.org/10.1109/MCS.2001.939938>.
- Loveless, J.P., & Meade, B.J. (2011). Stress modulation on the San Andreas Fault by interseismic fault system interactions. *Geology*, 39(11), 1035—1038. <https://doi.org/10.1130/G32215.1>.
- Maa, G., Meia, J., Gaoc, K., Zhaod, J., Zhoua, W., & Wang, D. (2022). Machine learning bridges microsclips and slip avalanches of sheared granular gouges. *Earth and Planetary Science Letters*, 579, 117366. <https://doi.org/10.1016/j.epsl.2022.117366>.
- Mair, K., & Hazzard, J.F. (2007). Nature of stress accommodation in sheared granular material: Insights from 3D numerical modeling. *Earth and Planetary Science Letters*, 259(3-4), 469—485. <https://doi.org/10.1016/j.epsl.2007.05.006>.
- McCaffrey, R. (2005). Block kinematics of the Pacific-North America plate boundary in the southwestern United States from inversion of GPS, seismological, and geologic data. *Journal of Geophysical Research*, 110, B07401. <https://doi.org/10.1029/2004JB003307>.
- Meade, B.J., & Hager, B.H. (2005). Block models of crustal motion in southern California constrained by GPS measurements. *Journal of Geophysical Research*, 110, B03403. <https://doi.org/10.1029/2004JB003209>.
- Metzler, R., & Bar-Yam, Y. (2005). Multiscale complexity of correlated Gaussians. *Physical Review E*, 71(4), 046114. <https://doi.org/10.1103/physreve.71.046114>.
- Mignan, A., & Broccardo, M. (2020). Neural network applications in earthquake prediction (1994—2019). Meta-analytic insight on their limitations. *Seismological Research Letters*, 91(4), 2330—2342. <https://doi.org/10.1785/0220200021>.
- Mirrashid, M. (2014). Earthquake magnitude prediction by adaptive neurofuzzy inference system (ANFIS) based on fuzzy C-means algorithm. *Natural Hazards*, 74(3), 1577—1593. <https://doi.org/10.1007/s11069-014-1264-7>.
- Morgan, J.K., & Boettcher, M.S. (1999). Numerical simulations of granular shear zones using the distinct element method: 1. Shear zone kinematics and the micromechanics of localization. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 104(B2), 2703—2719. <https://doi.org/10.1029/1998JB900056>.
- Morgan, J.K. (1999). Numerical simulations of granular shear zones using the distinct element method: 2. Effects of particle size distribution and interparticle friction on mechanical behavior. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 104(B2), 2721—2732. <https://doi.org/10.1029/1998jb900055>.
- Mousavi, S.M., & Beroza, G.C. (2023). Machine learning in earthquake seismology. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 51, 105—129. <https://doi.org/10.1146/annurev-earth-071822-100323>.
- Mousavi, S.M., Zhu, W., Sheng, Y., & Beroza, G.C. (2019). CRED: A Deep Residual Network of Convolutional and Recurrent Units for Earthquake Signal Detection. *Science Report*, 9, 10267. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-45748-1>.
- Moustra, M., Avraamides, M., & Christodoulou, C. (2011). Artificial neural networks for earthquake prediction using time series magnitude data or Seismic Electric Signals. *Expert Systems with Applications*, 38(12), 15032—15039. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.05.043>.
- Mykulyak, S.V. (2018). Hierarchical block model for earthquakes. *Physical Review E*, 97, 062130. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.97.062130>.

- Mykulyak, S., Kulich, V., & Skurativskiy, S. (2019a). Simulation of shear motion of angular grains massif via the discrete element method. In Z. Hu, S. Petoukhov, I. Dychka, M. He (Eds.), *Advances in Intelligent Systems and Computing* (pp. 74—81). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-91008-6_8.
- Mykulyak, S.V., Polyakovskiy, V.O. & Skurativskiy, S.I. (2019b). Statistical Properties of Shear Deformation of Granular Media and Analogies with Natural Seismic Processes. *Pure and Applied Geophysics*, 176, 4309—4319. <https://doi.org/10.1007/s00024-019-02209-0>.
- Mykulyak, S.V., Kulich, V.V., & Skurativskiy, S.I. (2021a). On the similarity of shear deformation of a granular massif and a fragmented medium in the seismically active area. *Geofizicheskij Zhurnal*, 43(3), 161—169. <https://doi.org/10.24028/gzh.v43i3.236386>.
- Mykulyak, S.V., Polyakovskiy, V.O., & Skurativskiy, S.I. (2021b). Experimental study of shear deformation of the medium formed by the massif of ribbed grains. *Geofizicheskij Zhurnal*, 43(2), 178—188. <https://doi.org/10.1002/grl.50813>.
- Nakanishi, H. (1990). Cellular-automaton model of earthquakes with deterministic dynamics. *Physical Review A*, 41, 7086—7089. <https://doi.org/10.1103/PhysRevA.41.7086>.
- Nasuno, S., Kudrolli, A., Bak, A., & Gollub, J.P. (1998). Time-resolved studies of stick-slip friction in sheared granular layers. *Physical Review E*, 58(2), 2161—2171. <https://doi.org/10.1103/physreve.58.2161>.
- Nicolis, G., & Nicolis, C. (2012). *Foundations of complex systems: Emergence, information and prediction* (2nd ed). Singapore: World Scientific Publishing, 384 p.
- Ogata, Y. (1988). Statistical models for earthquake occurrences and residual analysis for point processes. *Journal of the American Statistical Association*, 83, 9—27. <https://doi.org/10.1080/01621459.1988.10478560>.
- Ogata, Y., (1992). Detection of precursory relative quiescence before great earthquakes through a statistical model. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 97(B13), 19845—19871. <http://dx.doi.org/10.1029/92JB00708>.
- Olami, Z., Feder, H.J.S., & Christensen, K. (1992). Self-organized criticality in a continuous, nonconservative cellular automaton modeling earthquakes. *Physical Review Letters*, 68(8), 1244—1247. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.68.1244>.
- Panakkat, A., & Adeli, H. (2007). Neural network models for earthquake magnitude prediction using multiple seismicity indicators. *International Journal of Neural Systems*, 17(1), 13—33. <https://doi.org/10.1142/S0129065707000890>.
- Pandit, A., & Biswal, K.C. (2019). Prediction of earthquake magnitude using adaptive neuro fuzzy inference system. *Earth Science Information*, 12, 513—524. <https://doi.org/10.1007/s12145-019-00397-w>.
- Papachristos, E., Stefanou, I., & Sulem, J. (2023). A discrete elements study of the frictional behavior of fault gouges. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 128, e2022JB025209. <https://doi.org/10.1029/2022JB025209>.
- Parisi, G. (1999). Complex systems: a physicist's viewpoint. *Physica A*, 263, 557—564. [https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(98\)00524-X](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(98)00524-X).
- Pascanu, R., Gulcehre, C., Cho, K., & Bengio, Y. (2013). How to construct deep recurrent neural networks. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/1312.6026>.
- Pica Ciamarra, M., Lippiello, E., Godano, C., & de Arcangelis, L. (2010). Unjamming Dynamics: The Micromechanics of a Seismic Fault Model. *Physical Review Letters*, 104(23), 238001. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.104.238001>.
- Pollitz, F.F. (2011). Epistemic uncertainty in California-wide synthetic seismicity simulations. *Bulletin of Seismological Society of America*, 101(5), 2481—2498. <https://doi.org/10.1785/0120100303>.
- Ramos, O., Altshuler, E., & Maloy, K.J. (2006). Quasiperiodic events in an earthquake model. *Physical Review Letters*, 96, 098501. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.96.098501>.
- Rissanen, J. (1989). *Stochastic complexity in statistical inquiry*. Singapore: World Scientific, 188 p.
- Rouet-Leduc, B., Hulbert, C., Lubbers, N., Barros, K., Humphreys, C.J., & Johnson, P.A.

- (2017). Machine learning predicts laboratory earthquakes. *Geophysical Research Letters*, 44, 9276—9282. <https://doi.org/10.1002/2017GL074677>.
- Rundle, J.B. (1988). A physical model for earthquakes: 1. Fluctuations and interactions. *Journal of Geophysical Research*, 93(B6), 6237—6254. <https://doi.org/10.1029/JB093iB06p06237>.
- Rundle, P.B., Rundle, J.B., Tiampo, K.F., Martins, J.S.S., McGinnis, S., & Klein, W. (2001). Nonlinear network dynamics on earthquake fault systems. *Physical Review Letters*, 87(14), 148501. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.87.148501>.
- Rundle, J.B., Rundle, P.B., Donnellan, A., & Fox, G. (2004). Gutenberg-Richter statistics in topologically realistic system-level earthquake stress-evolution simulations. *Earth, Planet and Space*, 56, 761—771. <https://doi.org/10.1186/BF03353084>.
- Rundle, P.B., Rundle, J.B., Tiampo, K.F., Donnellan, A., & Turcotte, D.L. (2006). Virtual California: Fault model, frictional parameters, applications. *Pure and Applied Geophysics*, 163(9), 1819—1846. <https://doi.org/10.1007/s00024-006-0099-x>.
- Rundle, J.B., Stein, S., Donnellan, A., Turcotte, D.L., Klein, W., & Saylor, C. (2021). The complex dynamics of earthquake fault systems: new approaches to forecasting and now casting of earthquakes. *Reports on Progress in Physics*, 84, 07680. <https://doi.org/10.1088/1361-6633/abf893>.
- Sammis, C., King, G., & Biegel, R. (1987). The kinematics of gouge deformation. *Pure and Applied Geophysics*, 125, 777—812. <https://doi.org/10.1007/BF00878033>.
- Sayama, H. (2015). *Introduction to the modeling and analysis of complex systems*. New York, NY: Geneseo, 498 p.
- Schellnhuber, H. (1999). Earth system' analysis and the second Copernican revolution. *Nature*, 402, C19—C23. <https://doi.org/10.1038/35011515>.
- Scholz, C.H. (2019). *The mechanics of earthquakes and faulting* (3rd ed). Cambridge, UK: Cambridge University Press, 512 p.
- Serino, C.A., Tiampo, K.F., & Klein, W. (2011). New approach to Gutenberg-Richter scaling. *Physical Review Letters*, 106, 108501. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.106.108501>.
- Shcherbakov, R., Turcotte, D.L., & Rundle, J.B. (2015). Complexity and earthquakes. In G. Schubert, H. Kanamori (Eds.), *Treatise on Geophysics* (2nd ed) (pp. 627—653). Elsevier.
- Shodiq, M.N., Kusuma, D.H., Rifqi, M.G., Barakbah, A.R., & Harsono, T. (2019). Adaptive neural fuzzy inference system and automatic clustering for earthquake prediction in Indonesia. *JOIV: International Journal on Informatics Visualization*, 3(1), 47—53. <http://dx.doi.org/10.30630/joiv.3.1.204>.
- Sibson, R.H. (1977). Fault rock and fault mechanisms. *Journal of the Geological Society*, 133, 191—213. <https://doi.org/10.1144/gsjgs.133.3.0191>.
- Steffen, W., Sanderson, A., Tyson, P., Jager, J., Matson, P., Oldfield, F., Richardson, K., Schellnhuber, H.-J., & Turner, B.L., Wasson, R.J. (2005). *Global change and the earth system: A planet under pressure*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag. <http://dx.doi.org/10.1007/b137870>.
- Steffen, W., Richardson, K., Rockström, J., Schellnhuber, H.J., Dube, O.P., Dutreuil, S., Lenton, T.M., & Lubchenco, J. (2020). The emergence and evolution of Earth system science. *Nature Reviews Earth & Environment*, 1(1), 54—63. <https://dx.doi.org/10.1038/s43017-019-0005-6>.
- Storti, F., Billi, A., & Salvini, F. (2003). Particle size distributions in natural carbonate fault rocks: insights for non-self-similar cataclasis. *Earth and Planetary Science Letters*, 206, 173—186. [https://doi.org/10.1016/S0012-821X\(02\)01077-4](https://doi.org/10.1016/S0012-821X(02)01077-4).
- Sultan, N.H., Karimi, K., & Davidsen, J. (2022). Sheared granular matter and the empirical relations of seismicity. *Physical Review E*, 105, 024901. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.105.024901>.
- Turner, S., Hanel, R., & Klimek, P. (2018). *Introduction to the Theory of Complex Systems*. Oxford, UK: Oxford University Press.
- Turcotte, D.L., Newman, W.I., & Shcherbakov, R. (2003). Micro and macroscopic models of rock

- fracture. *Geophysical Journal International*, 152(3), 718—728. <https://doi.org/10.1046/j.1365-246X.2003.01884.x>.
- Turcotte, D.L., & Shcherbakov, R. (2006). Can damage mechanics explain temporal scaling laws in brittle fracture and seismicity? *Pure and Applied Geophysics*, 163, 1031—1045. <https://doi.org/10.1007/s00024-006-0058-6>.
- Utsu, T. (1969). Aftershocks and Earthquake Statistics (1). Some Parameters, Which Characterize an Aftershock Sequence and Their Interrelations. *Journal of the Faculty of Science, Hokkaido University, Series 7, Geophysic*, 3(3), 129—195. Retrieved from <http://hdl.handle.net/2115/8683>.
- Utsu, T. (1970). Aftershocks and Earthquake Statistics (2). Further Investigation of Aftershocks and Other Earthquake Sequences Based on a New Classification of Earthquake Sequences. *Journal of the Faculty of science, Hokkaido University, Series 7, Geophysics*, 3(4), 197—266. Retrieved from <http://hdl.handle.net/2115/8684>.
- Wang, H., & Raj, B. (2017). *On the Origin of Deep Learning*. arXiv:1702.07800v4.
- Wang, Y., Wang, Z., Cao, Z., & Lan, J. (2019). *Deep learning for magnitude prediction in earthquake early warning*. arXiv:1912.05531.
- Ward, S.N. (1992). An application of synthetic seismicity in earthquake statistics: The Middle America Trench. *Journal of Geophysical Research*, 97(B5), 6675—6682. <https://doi.org/10.1029/92JB00236>.
- Yakovlev, G., Turcotte, D.L., Rundle, J.B., & Rundle, P.B. (2006). Simulation-based distributions of earthquake recurrence times on the San Andreas Fault system. *Bulletin of Seismological Society of America*, 96(6), 1995—2007. <https://doi.org/10.1785/0120050183>.
- Zadeh, A.A., Barés, J., Socolar, J.E.S., & Behringer, R.P. (2019). Seismicity in sheared granular matter. *Physical Review E*, 99, 052902. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.99.052902>.
- Zhou, W.-Z., Kann, J.-S., & Sun, S. (2017). Study on seismic magnitude prediction based on combination algorithm. *Proc. of the 9th int. conf. on modelling, identification and control (ICMIC). Kunming, China* (pp. 539—544). <https://doi.org/10.1109/ICMIC.2017.8321703>.

Complex systems in geophysics: methods of research and prediction of their behavior

S.V. Mykulyak, 2025

S.I. Subbotin Institute of Geophysics of the National Academy of Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine

Many natural and man-made systems have recently been considered and studied from the perspective of complex systems. Complex systems are systems formed by a large number of components that interact with each other, usually nonlinearly. As they evolve, complex systems can self-organize and acquire fundamentally new properties not inherent to the constituents.

This review focuses on geosystems, which are natural complex systems. Most part of the article highlight the properties of such complex geosystems as seismically active areas. It considers the criteria by which systems can be classified as complex, their main properties, and possible methods of studying and predicting their behavior. The review analyzes various models for climate forecasts and models that describe seismic processes originating from the complex behavior of lithospheric subsystems (seismically active zones). Most phenomenological regularities that describe the statistical properties of earthquakes are large-scale, indicating the complexity of this system. Forecasting earthquakes remains the most important task for seismological research despite rather modest achievements. The intensity of research in this direction does not decrease, since

the consequences of earthquakes for humanity are significant. The types of forecasts and models used for forecasting are analyzed. Special attention is paid to modern forecasting methods that use artificial intelligence. Various approaches for forecasting seismic events, their advantages, and disadvantages, as well as the difficulties that arise in forecasting tasks, are described. The science of complex systems is rapidly developing and it has great prospects for acquiring one of the most important tools for studying the surrounding natural environment and man-made artificial systems.

Key words: complex system, earthquake, forecasting, artificial intelligence, neural networks.

References

- Aghdam, H.H., & Herav, E.J. (2017). *Guide to convolutional neural networks*. New York, NY: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-57550-6>.
- Aminzadeh, F., Katz, S., & Aki, K. (1994). Adaptive neural nets for generation of artificial earthquake precursors. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(6), 1139—1143. <https://doi.org/10.1109/36.338361>.
- Anderson, E.M. (1905). The dynamics of faulting. *Transactions of Edinburgh Geological Society*, 8, 387—340.
- Anthony, J.L. (2005). Influence of particle characteristics on granular friction. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 110(B8). <https://doi.org/10.1029/2004jb003399>.
- Asim, K.M., Martínez-Álvarez, F., Basit, A., & Iqbal, T. (2017). Earthquakemagnitude prediction in Hindukush region using machine learning techniques. *Natural Hazards*, 85(1), 471—486. <https://doi.org/10.1007/s11069-016-2579-3>.
- Asim, K.M., Moustafa, S.S., Niaz, I.A., Elawadi, E.A., Iqbal, T., & Martínez-Álvarez, F. (2020). Seismicity analysis and machine learning models for short-term low magnitude seismic activity predictions in Cyprus. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 130, 105932. <https://doi.org/10.1016/j.soildyn.2019.105932>.
- Astuti, W., Akmeliawati, R., Sediono, W., & Salami, M.J.E. (2014). Hybrid technique using singular value decomposition (SVD) and support vector machine (SVM) approach for earthquake prediction. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(5), 1719—1728. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2014.2321972>.
- Bach, B., Wissel, F., & Drossel, B. (2008). Olami-Feder-Christensen model with quenched disorder. *Physical Review E*, 77, 067101. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.77.067101>.
- Baiesi, M. (2009). Correlated earthquakes in a self-organized model. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 16, 233—240. <https://doi.org/10.5194/npg-16-233-2009>.
- Bak, P., Tang, C., & Wiesenfeld, K. (1988). Self-organized criticality. *Physical Review A*, 38(1), 364—374. <https://doi.org/10.1103/PhysRevA.38.364>.
- Bak, P., Christensen, K., Danon, L., & Scanlon, T. (2002). Unified scaling law for earthquakes. *Physical Review Letters*, 88(17), 178501. <https://doi.org/10.1073/pnas.01258109>.
- Bakun, W.H., Aagaard, B., Dost, B., Ellsworth, W.L., Hardebeck, J.L., Harris, R.A., Ji, C., Johnston, M.J.S., Langbein, J., Lienkaemper, J.J., Michael, A.J., Murray, J.R., Nadeau, R.M., Reasenber, P.A., Reichle, M.S., Roeloffs, E.A., Shakal, A., Simpson, R.W., & Waldhauser, F. (2005). Implications for prediction and hazard assessment from the 2004 Parkfield earthquake. *Nature*, 437, 969—974. <https://doi.org/10.1038/nature04067>.
- Ball, P. (1999). *The self-made tapestry: pattern formation in nature*. Oxford: Oxford University Press, 296 p.
- Banna, M.H.A., Taher, K.A., Kaiser, M.S., Mahmud, M., Rahman, M.S., Hosen, A.S.M.S., & Cho, G.H. (2020). Application of artificial intelligence in predicting earthquakes: state-of-the-art and future challenges. *IEEE Access*, 8, 192880—192923. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3029859>.
- Barés, J., Wang, D., Wang, D., Bertrand, T.,

- O'Hern, C.S., & Behringer, R.P. (2017). Local and global avalanches in a two-dimensional sheared granular medium. *Physical Review E*, 96(5), 052902. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.96.052902>.
- Barriere, B., & Turcotte, D.L. (1991). A scale-invariant cellular-automata model for distributed seismicity. *Geophysical Research Letters*, 18(11), 2011—2014. <https://doi.org/10.1029/91GL02415>.
- Barriere, B., & Turcotte, D.L. (1994). Seismicity and self-organized criticality. *Physical Review E*, 49(2), 1151—1160. [https://doi.org/10.1016/S0031-9201\(98\)00167-8](https://doi.org/10.1016/S0031-9201(98)00167-8).
- Bar-Yam, Y. (2006). Engineering complex systems: multiscale analysis and evolutionary engineering. In D. Braha, A. Minai, Y. Bar-Yam (Eds.), *Complex engineered systems. Understanding complex systems* (pp. 22—39). Berlin, Heidelberg: Springer. https://doi.org/10.1007/3-540-32834-3_2.
- Båth, M. (1965). Lateral inhomogeneities of the upper mantle. *Tectonophysics*, 2(6), 483—514. [https://doi.org/10.1016/0040-1951\(65\)90003-X](https://doi.org/10.1016/0040-1951(65)90003-X).
- Bennett, C. (1988). Logical depth and physical complexity. In R. Herken, (Ed.). *The universal Turing machine, a half-century survey* (pp. 227—257). Oxford: Oxford Univ. Press.
- Ben-Zion, Y., & Lyakhovskiy, V. (2002). Accelerated seismic release and related aspects of seismicity patterns on earthquake faults. *Pure and Applied Geophysics*, 159(10), 2385—2412. <https://doi.org/10.1007/s00024-002-8740-9>.
- Ben-Zion, Y., & Sammis, G.S. (2003). Characterization of fault zones. *Pure and Applied Geophysics*, 160, 677—715. <https://doi.org/10.1007/PL00012554>.
- Billi, A., & Storti, F. (2004). Fractal distribution of particle size in carbonate cataclastic rocks from the core of a regional strike-slip fault zone. *Tectonophysics*, 384, 115—128. <https://doi.org/10.1016/j.tecto.2004.03.015>.
- Bretz, M., Zaretski, R., Field, S.B., Mitarai, N., & Franco, N. (2006). Broad distribution of stick-slip events in Slowly Sheared Granular Media: Table-top production of a Gutenberg-Richter-like distribution. *Europhysics Letters (EPL)*, 74(6), 1116—1122. <https://doi.org/10.1209/epl/i2006-10048-2>.
- Brown, S.R., Scholz, C.H., & Rundle, J.B. (1991). A simplified spring-block model of earthquakes. *Geophysical Research Letters*, 18(2), 44—218. <https://doi.org/10.1029/91GL00210>.
- Burridge, R., & Knopoff, L. (1967). Model and theoretical seismicity. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 57, 341—371. <https://doi.org/10.1785/BSSA0570030341>.
- Carlson, J.M., & Langer, J.S. (1989). Properties of earthquakes generated by fault dynamics. *Physical Review Letters*, 62(22), 2632—2635. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.62.2632>.
- Ceva, H. (1995). Influence of defects in a coupled map lattice modeling earthquakes. *Physical Review E*, 52(1), 154—158. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.52.016710>.
- Ciamarra, M.P., De Arcangelis, L., Lippiello, E., & Godano, C. (2009). Granular failure: the origin of earthquakes? *International Journal of Modern Physics B*, 23(28-29), 5374—5382. <https://doi.org/10.1142/S0217979209063699>.
- Cicerone, R.D., Ebel, J.E., & Britton, J., (2009). A systematic compilation of earthquake precursors. *Tectonophysics*, 476, 96—371. <https://doi.org/10.1016/j.tecto.2009.06.008>.
- Corral, A. (2003). Local distributions and rate fluctuations in a unified scaling law for earthquakes. *Physical Review E*, 68, 035102. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.68.035102>.
- Corral, A. (2004a). Long-term clustering, scaling, and universality in the temporal occurrence of earthquakes. *Physical Review Letters*, 92, 108501. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.92.108501>.
- Corral, A. (2004b). Universal local versus unified global scaling laws in the statistics of seismicity. *Physica A*, 340, 590—597. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2004.05.010>.
- Cover, T.M., & Thomas, J.A. (2006). *Elements of information theory* (2nd ed). New York, Chichester, Brisbane, Toronto, Singapore: Wiley-Blackwell, 748 p.
- Daley, D.J., & Vere-Jones, D. (2002). *An introduction to the theory of point processes. Vol. I: Elementary theory and methods* (2nd ed). Ber-

- lin: Springer-Verlag, 471 p. <https://doi.org/10.1007/b97277>.
- Daniels, K.E., & Hayman, N.W. (2008). Force chains in seismogenic faults visualized with photoelastic granular shear experiments. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 113(B11), 1—13. <https://doi.org/10.1029/2008JB005781>.
- De Arcangelis, L., Godano, C., Grasso, J.R., & Lippiello, E. (2016). Statistical physics approach to earthquake occurrence and forecasting. *Physics Reports*, 628, 1—91. <https://doi.org/10.1016/j.physrep.2016.03.00>.
- Dieterich, J.H., & Richards-Dinger, K.B. (2010). Earthquake Recurrence in Simulated Fault Systems. *Pure and Applied Geophysics*, 167, 1087—1104. <https://doi.org/10.1007/s00024-010-0094-0>.
- Dominguez, R., Tiampo, K.F., Serino, C.A., & Klein, W. (2013). Scaling of earthquake models with inhomogeneous stress dissipation. *Physical Review E*, 87, 022809. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.87.022809>.
- Dorostkar, O., Guyer, R.A., Johnson, P.A., Marone, C., & Carmeliet, J. (2017). On the role of fluids in stick-slip dynamics of saturated granular fault gouge using a coupled computational fluid dynamics-discrete element approach. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 122, 3689—3700. <https://doi.org/10.1002/2017JB014099>.
- Engelder, J.T. (1974). Cataclasis and the generation of fault gouge. *Geological Society of America Bulletin*, 85, 1515—1522. [https://doi.org/10.1130/0016-7606\(1974\)85<1515:CATGOF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1130/0016-7606(1974)85<1515:CATGOF>2.0.CO;2).
- Fan, J., Meng, J., Ludescher, J., Ludescher, J., Chen, X., Ashkenazy, Y., Kurths, J., Halvin, S., & Schellnhuber, H.J. (2021). Statistical physics approaches to the complex Earth system. *Physics Reports*, 896, 1—84. <https://doi.org/10.1016/j.physrep.2020.09.005>.
- Ferdowsi, B., Griffa, M., Guyer, R.A., Johnson, P.A., Marone, C., & Carmeliet, J. (2013). Microslips as precursors of large slip events in the stick-slip dynamics of sheared granular layers: a discrete element model analysis. *Geophysical Research Letters*, 40(16), 4194—4198. <https://doi.org/10.1002/grl.50813>.
- Florida, E., Asencio-Cortés, G., Aznarte, J.L., Rubio-Escudero, C., & Martínez-Álvarez, F. (2018). A novel tree-based algorithm to discover seismic patterns in earthquake catalogs. *Computers & Geosciences*, 115, 96—104. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2018.03.005>.
- Fraser, A.M., & Swinney, H.L. (1986). Independent coordinates for strange attractors from mutual information. *Physical Review A*, 33, 1134—1140. <http://dx.doi.org/10.1103/PhysRevA.33.1134>.
- Fukushima, K. (1980). Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. *Biological Cybernetics*, 36(4), 193—202. <https://doi.org/10.1007/BF00344251>.
- Gell-Mann, M., & Lloyd, S. (1996). Information measures, effective complexity, and total information. *Complexity*, 2, 44—52. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-0526\(199609/10\)2:1<44::AID-CPLX10>3.0.CO;2-X](https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-0526(199609/10)2:1<44::AID-CPLX10>3.0.CO;2-X).
- Goes, S.D.B., & Ward, S.N. (1994). Synthetic seismicity for the San Andreas Fault. *Annals of Geophysics*, 37, 1495—1513. <https://doi.org/10.4401/ag-4150>.
- Greiner, W. (2001). *Quantum Mechanics: An Introduction* (4th ed). Berlin: Springer, 485 p.
- Gutenberg, B., & Richter, C. (1949). *Seismicity of the Earth and associated phenomenon*. Princeton, New York, NY: Princeton University Press, 273 p.
- Hawking, S. (2000). I Think the Next Century Will Be the Century of Complexity. What Is Complexity? *San José Mercury News*, 23 January 2000.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep Residual Learning for Image recognition. *Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 770—778).
- Helmstetter, A., & Sornette, D. (2003). Bath law derived from the Gutenberg-Richter law and from aftershock properties. *Geophysical Research Letters*, 30(20), 2069. <https://doi.org/10.1029/2003GL018186>.
- Hinton, G.E., Osindero, S., & Teh, Y-W. (2006). A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural Computation*, 18(7), 1527—1554. <https://doi.org/10.1162/neco.2006.18.7.1527>.

- Holovatch, Yu., Kenna, R., & Thurner, S. (2017). Complex systems: physics beyond physics. *European Journal of Physics*, 38, 02300. <https://doi.org/10.1088/1361-6404/aa5a87>.
- Hong, S.-Y., Koo, M.-S., Jang, J., Kim, J.-E., Park, H., Joh, M.-S., Kang, J.-H., & Oh, T.-J. (2013). Anevaluation of the software system dependency of a global atmospheric model. *Monthly Weather Review*, 141(11), 4165—4172. <https://doi.org/10.1175/MWR-D-12-00352>.
- Houdoux, D., Amon, A., Marsan, D., Weiss, J., & Crassous, J. (2021). Micro-slips in an experimental granular shear band replicate the spatiotemporal characteristics of natural earthquakes. *Communication Earth & Environment*, 2(1), 90. <https://doi.org/10.1038/s43247-021-00147-1>.
- Huang, Y., Saleur, H., Sammis, C., & Sornette, D. (1998). Precursors, aftershocks, criticality and self-organized criticality. *Europhysics Letters*, 41(1), 43—48. <https://doi.org/10.1209/epl/i1998-00113-x>.
- Huang, J.P., Wang, X.A., Zhao, Y., Xin, C., & Xiang, H. (2018). Large earthquake magnitude prediction in Taiwan based on deep learning neural network. *Neural Network World*, 2, 149—160. <https://doi.org/10.14311/NNW.2018.28.009>.
- Hulbert, C., Rouet-Leduc, B., Johnson, P.A., Ren, C.X., Rivière, J., Bolton, D.C., & Marone, C. (2019). Similarity of fast and slow earthquakes illuminated by machine learning. *Nature Geoscience*, 12, 69—74. <https://doi.org/10.1038/s41561-018-0272-8>.
- Ito, K., & Matsuzaki, M. (1990). Earthquakes as self-organized critical phenomena. *Journal Geophysical Research*, 95(B5), 6853—6860. <https://doi.org/10.1029/JB094iB11p15635>.
- Jagla, E.A. (2010). Realistic spatial and temporal earthquake distributions in a modified Olami-Feder-Christensen model. *Physical Review E*, 81, 046117. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.81.046117>.
- Johnson, P., Savage, H., Knuth, M., Gomberg, J., & Marone, C. (2008). Effects of acoustic waves on stick—slip in granular media and implications for earthquakes. *Nature*, 451, 57—60. <https://doi.org/10.1038/nature06440>.
- Johnson, P.A., Ferdowsi, B., Kaproth, B.M., Scuderi, M., Griffa, M., Carmeliet, J., Guyer, R.A., Le Bas, P.-Y., Trugman, D.T., & Marone, C. (2013). Acoustic emission and microslip precursors to stick-slip failure in sheared granular material. *Geophysical Research Letters*, 40(21), 5627—5631. <https://doi.org/10.1002/2013GL057848>.
- Kazemian, J., Tiampo, K.F., Klein, W., & Dominguez, R. (2015). Foreshock and aftershocks in simple earthquake models. *Physical Review Letters*, 114, 088501. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.114.088501>.
- Kolmogorov, A.N. (1968). Three approaches to the quantitative definition of information. *International Journal of Computer Mathematics*, 2(1-4), 157—168. <https://doi.org/10.1080/00207166808803030>.
- Külahcı, F., İnceöz, M., Dođru, M., Aksoy, E., & Baykara, O. (2009). Artificial neural network model for earthquake prediction with radon monitoring. *Applied Radiation and Isotopes*, 67(1), 212—219. <https://doi.org/10.1016/j.apradiso.2008.08.0>.
- Ladyman, J., Lambert, J., & Wiesner, K. (2013). What is a complex system? *European Journal for Philosophy of Science*, 3, 33—67. <https://doi.org/10.1007/s13194-012-0056-8>.
- Lherminier, S., Planet, R., Levy ditVehel, V., Simon, G., Vanel, L., Maloy, K.J., & Ramos, O. (2019). Continuously sheared granular matter reproduces in detail seismicity laws. *Physical Review Letters*, 122, 218501. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.122.218501>.
- Lloyd, S., & Pagels, H. (1988). Complexity as thermodynamic depth. *Annals of Physics*, 188, 186—213. [https://doi.org/10.1016/0003-4916\(88\)90094-2](https://doi.org/10.1016/0003-4916(88)90094-2).
- Lloyd, S. (2001). Measures of complexity: A nonexhaustive list. *IEEE Control Systems Magazine*, 21(4), 7—8. <https://doi.org/10.1109/MCS.2001.939938>.
- Loveless, J.P., & Meade, B.J. (2011). Stress modulation on the San Andreas Fault by interseismic fault system interactions. *Geology*, 39(11), 1035—1038. <https://doi.org/10.1130/G32215.1>.
- Maa, G., Meia, J., Gaoc, K., Zhaod, J., Zhoua, W., & Wang, D. (2022). Machine learning bridges

- microslips and slip avalanches of sheared granular gouges. *Earth and Planetary Science Letters*, 579, 117366. <https://doi.org/10.1016/j.epsl.2022.117366>.
- Mair, K., & Hazzard, J.F. (2007). Nature of stress accommodation in sheared granular material: Insights from 3D numerical modeling. *Earth and Planetary Science Letters*, 259(3-4), 469—485. <https://doi.org/10.1016/j.epsl.2007.05.006>.
- McCaffrey, R. (2005). Block kinematics of the Pacific-North America plate boundary in the southwestern United States from inversion of GPS, seismological, and geologic data. *Journal of Geophysical Research*, 110, B07401. <https://doi.org/10.1029/2004JB003307>.
- Meade, B.J., & Hager, B.H. (2005). Block models of crustal motion in southern California constrained by GPS measurements. *Journal of Geophysical Research*, 110, B03403. <https://doi.org/10.1029/2004JB003209>.
- Metzler, R., & Bar-Yam, Y. (2005). Multiscale complexity of correlated Gaussians. *Physical Review E*, 71(4), 046114. <https://doi.org/10.1103/physreve.71.046114>.
- Mignan, A., & Broccardo, M. (2020). Neural network applications in earthquake prediction (1994—2019). Meta-analytic insight on their limitations. *Seismological Research Letters*, 91(4), 2330—2342. <https://doi.org/10.1785/0220200021>.
- Mirrashid, M. (2014). Earthquake magnitude prediction by adaptive neurofuzzy inference system (ANFIS) based on fuzzy C-means algorithm. *Natural Hazards*, 74(3), 1577—1593. <https://doi.org/10.1007/s11069-014-1264-7>.
- Morgan, J.K., & Boettcher, M.S. (1999). Numerical simulations of granular shear zones using the distinct element method: 1. Shear zone kinematics and the micromechanics of localization. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 104(B2), 2703—2719. <https://doi.org/10.1029/1998JB900056>.
- Morgan, J.K. (1999). Numerical simulations of granular shear zones using the distinct element method: 2. Effects of particle size distribution and interparticle friction on mechanical behavior. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 104(B2), 2721—2732. <https://doi.org/10.1029/1998jb900055>.
- Mousavi, S.M., & Beroza, G.C. (2023). Machine learning in earthquake seismology. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 51, 105—129. <https://doi.org/10.1146/annurev-earth-071822-100323>.
- Mousavi, S.M., Zhu, W., Sheng, Y., & Beroza, G.C. (2019). CRED: A Deep Residual Network of Convolutional and Recurrent Units for Earthquake Signal Detection. *Science Report*, 9, 10267. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-45748-1>.
- Moustra, M., Avraamides, M., & Christodoulou, C. (2011). Artificial neural networks for earthquake prediction using time series magnitude data or Seismic Electric Signals. *Expert Systems with Applications*, 38(12), 15032—15039. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.05.043>.
- Mykulyak, S.V. (2018). Hierarchical block model for earthquakes. *Physical Review E*, 97, 062130. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.97.062130>.
- Mykulyak, S., Kulich, V., & Skurativskiy, S. (2019a). Simulation of shear motion of angular grains massif via the discrete element method. In Z. Hu, S. Petoukhov, I. Dychka, M. He (Eds.), *Advances in Intelligent Systems and Computing* (pp. 74—81). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-91008-6_8.
- Mykulyak, S.V., Polyakovskiy, V.O. & Skurativskiy, S.I. (2019b). Statistical Properties of Shear Deformation of Granular Media and Analogies with Natural Seismic Processes. *Pure and Applied Geophysics*, 176, 4309—4319. <https://doi.org/10.1007/s00024-019-02209-0>.
- Mykulyak, S.V., Kulich, V.V., & Skurativskiy, S.I. (2021a). On the similarity of shear deformation of a granular massif and a fragmented medium in the seismically active area. *Geofizicheskiy Zhurnal*, 43(3), 161—169. <https://doi.org/10.24028/gzh.v43i3.236386>.
- Mykulyak, S.V., Polyakovskiy, V.O., & Skurativskiy, S.I. (2021b). Experimental study of shear deformation of the medium formed by the massif of ribbed grains. *Geofizicheskiy Zhurnal*, 43(2), 178—188. <https://doi.org/10.1002/grl.50813>.
- Nakanishi, H. (1990). Cellular-automaton model

- of earthquakes with deterministic dynamics. *Physical Review A*, 41, 7086—7089. <https://doi.org/10.1103/PhysRevA.41.7086>.
- Nasuno, S., Kudrolli, A., Bak, A., & Gollub, J.P. (1998). Time-resolved studies of stick-slip friction in sheared granular layers. *Physical Review E*, 58(2), 2161—2171. <https://doi.org/10.1103/physreve.58.2161>.
- Nicolis, G., & Nicolis, C. (2012). *Foundations of complex systems: Emergence, information and prediction* (2nd ed). Singapore: World Scientific Publishing, 384 p.
- Ogata, Y. (1988). Statistical models for earthquake occurrences and residual analysis for point processes. *Journal of the American Statistical Association*, 83, 9—27. <https://doi.org/10.1080/01621459.1988.10478560>.
- Ogata, Y., (1992). Detection of precursory relative quiescence before great earthquakes through a statistical model. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 97(B13), 19845—19871. <http://dx.doi.org/10.1029/92JB00708>.
- Olami, Z., Feder, H.J.S., & Christensen, K. (1992). Self-organized criticality in a continuous, nonconservative cellular automaton modeling earthquakes. *Physical Review Letters*, 68(8), 1244—1247. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.68.1244>.
- Panakkat, A., & Adeli, H. (2007). Neural network models for earthquake magnitude prediction using multiple seismicity indicators. *International Journal of Neural Systems*, 17(1), 13—33. <https://doi.org/10.1142/S0129065707000890>.
- Pandit, A., & Biswal, K.C. (2019). Prediction of earthquake magnitude using adaptive neuro fuzzy inference system. *Earth Science Information*, 12, 513—524. <https://doi.org/10.1007/s12145-019-00397-w>.
- Papachristos, E., Stefanou, I., & Sulem, J. (2023). A discrete elements study of the frictional behavior of fault gouges. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 128, e2022JB025209. <https://doi.org/10.1029/2022JB025209>.
- Parisi, G. (1999). Complex systems: a physicist's viewpoint. *Physica A*, 263, 557—564. [https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(98\)00524-X](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(98)00524-X).
- Pascanu, R., Gulcehre, C., Cho, K., & Bengio, Y. (2013). How to construct deep recurrent neural networks. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/1312.6026>.
- Pica Ciamarra, M., Lippiello, E., Godano, C., & de Arcangelis, L. (2010). Unjamming Dynamics: The Micromechanics of a Seismic Fault Model. *Physical Review Letters*, 104(23), 238001. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.104.238001>.
- Pollitz, F.F. (2011). Epistemic uncertainty in California-wide synthetic seismicity simulations. *Bulletin of Seismological Society of America*, 101(5), 2481—2498. <https://doi.org/10.1785/0120100303>.
- Ramos, O., Altshuler, E., & Maloy, K.J. (2006). Quasiperiodic events in an earthquake model. *Physical Review Letters*, 96, 098501. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.96.098501>.
- Rissanen, J. (1989). *Stochastic complexity in statistical inquiry*. Singapore: World Scientific, 188 p.
- Rouet-Leduc, B., Hulbert, C., Lubbers, N., Barros, K., Humphreys, C.J., & Johnson, P.A. (2017). Machine learning predicts laboratory earthquakes. *Geophysical Research Letters*, 44, 9276—9282. <https://doi.org/10.1002/2017GL074677>.
- Rundle, J.B. (1988). A physical model for earthquakes: 1. Fluctuations and interactions. *Journal of Geophysical Research*, 93(B6), 6237—6254. <https://doi.org/10.1029/JB093iB06p06237>.
- Rundle, P.B., Rundle, J.B., Tiampo, K.F., Martins, J.S.S., McGinnis, S., & Klein, W. (2001). Nonlinear network dynamics on earthquake fault systems. *Physical Review Letters*, 87(14), 148501. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.87.148501>.
- Rundle, J.B., Rundle, P.B., Donnellan, A., & Fox, G. (2004). Gutenberg-Richter statistics in topologically realistic system-level earthquake stress-evolution simulations. *Earth, Planet and Space*, 56, 761—771. <https://doi.org/10.1186/BF03353084>.
- Rundle, P.B., Rundle, J.B., Tiampo, K.F., Donnellan, A., & Turcotte, D.L. (2006). Virtual California: Fault model, frictional parameters, applications. *Pure and Applied Geophysics*,

- 163(9), 1819—1846. <https://doi.org/10.1007/s00024-006-0099-x>.
- Rundle, J.B., Stein, S., Donnellan, A., Turcotte, D.L., Klein, W., & Saylor, C. (2021). The complex dynamics of earthquake fault systems: new approaches to forecasting and now casting of earthquakes. *Reports on Progress in Physics*, 84, 07680. <https://doi.org/10.1088/1361-6633/abf893>.
- Sammis, C., King, G., & Biegel, R. (1987). The kinematics of gouge deformation. *Pure and Applied Geophysics*, 125, 777—812. <https://doi.org/10.1007/BF00878033>.
- Sayama, H. (2015). *Introduction to the modeling and analysis of complex systems*. New York, NY: Geneseo, 498 p.
- Schellnhuber, H. (1999). Earth system' analysis and the second Copernican revolution. *Nature*, 402, C19—C23. <https://doi.org/10.1038/35011515>.
- Scholz, C.H. (2019). *The mechanics of earthquakes and faulting* (3rd ed). Cambridge, UK: Cambridge University Press, 512 p.
- Serino, C.A., Tiampo, K.F., & Klein, W. (2011). New approach to Gutenberg-Richter scaling. *Physical Review Letters*, 106, 108501. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.106.108501>.
- Shcherbakov, R., Turcotte, D.L., & Rundle, J.B. (2015). Complexity and earthquakes. In G. Schubert, H. Kanamori (Eds.), *Treatise on Geophysics* (2nd ed) (pp. 627—653). Elsevier.
- Shodiq, M.N., Kusuma, D.H., Rifqi, M.G., Barakbah, A.R., & Harsono, T. (2019). Adaptive neural fuzzy inference system and automatic clustering for earthquake prediction in Indonesia. *JOIV: International Journal on Informatics Visualization*, 3(1), 47—53. <http://dx.doi.org/10.30630/joiv.3.1.204>.
- Sibson, R.H. (1977). Fault rock and fault mechanisms. *Journal of the Geological Society*, 133, 191—213. <https://doi.org/10.1144/gsjgs.133.3.0191>.
- Steffen, W., Sanderson, A., Tyson, P., Jager, J., Matson, P., Oldfield, F., Richardson, K., Schellnhuber, H.-J., & Turner, B.L., Wasson, R.J. (2005). *Global change and the earth system: A planet under pressure*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag. <http://dx.doi.org/10.1007/b137870>.
- Steffen, W., Richardson, K., Rockström, J., Schellnhuber, H.J., Dube, O.P., Dutreuil, S., Lenton, T.M., & Lubchenco, J. (2020). The emergence and evolution of Earth system science. *Nature Reviews Earth & Environment*, 1(1), 54—63. <https://dx.doi.org/10.1038/s43017-019-0005-6>.
- Storti, F., Billi, A., & Salvini, F. (2003). Particle size distributions in natural carbonate fault rocks: insights for non-self-similar cataclasis. *Earth and Planetary Science Letters*, 206, 173—186. [https://doi.org/10.1016/S0012-821X\(02\)01077-4](https://doi.org/10.1016/S0012-821X(02)01077-4).
- Sultan, N.H., Karimi, K., & Davidsen, J. (2022). Sheared granular matter and the empirical relations of seismicity. *Physical Review E*, 105, 024901. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.105.024901>.
- Turner, S., Hanel, R., & Klimek, P. (2018). *Introduction to the Theory of Complex Systems*. Oxford, UK: Oxford University Press.
- Turcotte, D.L., Newman, W.I., & Shcherbakov, R. (2003). Micro and macroscopic models of rock fracture. *Geophysical Journal International*, 152(3), 718—728. <https://doi.org/10.1046/j.1365-246X.2003.01884.x>.
- Turcotte, D.L., & Shcherbakov, R. (2006). Can damage mechanics explain temporal scaling laws in brittle fracture and seismicity? *Pure and Applied Geophysics*, 163, 1031—1045. <https://doi.org/10.1007/s00024-006-0058-6>.
- Utsu, T. (1969). Aftershocks and Earthquake Statistics (1). Some Parameters, Which Characterize an Aftershock Sequence and Their Interrelations. *Journal of the Faculty of Science, Hokkaido University, Series 7, Geophysic*, 3(3), 129—195. Retrieved from <http://hdl.handle.net/2115/8683>.
- Utsu, T. (1970). Aftershocks and Earthquake Statistics (2). Further Investigation of Aftershocks and Other Earthquake Sequences Based on a New Classification of Earthquake Sequences. *Journal of the Faculty of science, Hokkaido University, Series 7, Geophysics*, 3(4), 197—266. Retrieved from <http://hdl.handle.net/2115/8684>.
- Wang, H., & Raj, B. (2017). *On the Origin of Deep Learning*. arXiv:1702.07800v4.

- Wang, Y., Wang, Z., Cao, Z., & Lan, J. (2019). *Deep learning for magnitude prediction in earthquake early warning*. arXiv:1912.05531.
- Ward, S.N. (1992). An application of synthetic seismicity in earthquake statistics: The Middle America Trench. *Journal of Geophysical Research*, 97(B5), 6675—6682. [https://doi.org/ 10.1029/92JB00236](https://doi.org/10.1029/92JB00236).
- Yakovlev, G., Turcotte, D.L., Rundle, J.B., & Rundle, P.B. (2006). Simulation-based distributions of earthquake recurrence times on the San Andreas Fault system. *Bulletin of Seismological Society of America*, 96(6), 1995—2007. <https://doi.org/10.1785/0120050183>.
- Zadeh, A.A., Barés, J., Socolar, J.E.S., & Behringer, R.P. (2019). Seismicity in sheared granular matter. *Physical Review E*, 99, 052902. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.99.052902>.
- Zhou, W.-Z., Kann, J.-S., & Sun, S. (2017). Study on seismic magnitude prediction based on combination algorithm. *Proc. of the 9th int. conf. on modelling, identification and control (ICMIC). Kunming, China* (pp. 539—544). <https://doi.org/10.1109/ICMIC.2017.8321703>.