

## Розділ 5

# ОЦІНКА РИЗИКІВ ПРИ ЗМІНІ КЛІМАТУ В УКРАЇНІ

Задача оцінки ризиків та довгострокових загроз тісно феноменологічно пов'язана з питанням визначення довгострокових тенденцій змін навколишнього середовища та кліматичних показників, тобто факторів, що безпосередньо впливають на формування стану безпеки територій.

Оцінка довгострокових інтегральних показників ризиків вимагає, таким чином, визначення відповідних загроз, пов'язаних з довгостроковими змінами, що має ґрунтуватися на застосуванні інтегрованого модельного підходу, якій враховував би складні

взаємозв'язки між кліматичною, екологічною та геосистемами.

При оцінках довгострокових ризиків сьогодні використовують два підходи. По-перше, отримання наборів кількісних та якісних показників, що базуються на сукупності експертних оцінок. По-друге, пряме моделювання розподілів кількісних мір ризиків у рамках математичних моделей, як правило непараметричних. І той, і інший підходи можуть виявитися корисними при формуванні стратегій адаптації і прийнятті управлінських рішень.

### 5.1. Методи кількісної оцінки ризиків, пов'язаних із довгостроковими змінами клімату і довкілля

Методи оцінки ризиків мають базуватися на об'єктивній кількісній основі, що вимагає застосування ґрунтовної математичної методики для спільного аналізу всіх типів наявних даних.

Для отримання кількісних характеристик розподілів ризику в загальному випадку необхідно мати регуляризовані в часі і просторі розподіли метеорологічних параметрів та параметрів виникнення небезпек, зокрема надзвичайних ситуацій. На цій основі потрібно розробити метод математично коректної оцінки розподілів екстремумів метеорологічних і кліматичних параметрів, тобто оцінки ймовірності проявів екстремальних кліматичних явищ за результатами аналізу даних метеорологічних спостережень. Для отримання просторово розподілених оцінок на регіональному рівні, скорегованих щодо глобальних кліматичних моделей і прогнозів, необхідно розробити метод інтеграції даних локальних метеорологічних спостережень в глобальні кліматичні моделі, тобто підхід до регіоналізації моделей кліматичних змін за даними регуляризованих регіональних спостережень. У такий спосіб отримуємо набори вхідних даних для визначення параметрів ризику. Виходячи з того, що ми маємо справу із суттєво невизначеною системою, найбільш ефективними слід вважати непараметричні

методи оцінки. Таким чином, варто використовувати метод оцінки комплексних мір ризику за результатами спільного аналізу багатовимірних мультиваріативних величин. За результатами застосування цих методів на множинах попередньо регуляризованих вхідних даних, узгоджених із глобальними моделями, можна робити коректні кількісні припущення щодо показників ризику за окремими параметрами.

В даному розділі розглядаються загальні методи отримання кількісних оцінок різномасштабних ризиків, пов'язаних із довгостроковими змінами клімату і довкілля, наводяться приклади застосування розробленої методики, описуються загальні заходи визначення небезпек.

#### 5.1.1. Методи регуляризації даних. Статистичний аналіз розподілів параметрів небезпеки

Аналіз даних про виникнення та розподіл наслідків надзвичайних ситуацій, а також про методи оцінки їхнього впливу на вразливість соціо-екологічної системи, проведений у даному розділі, дозволяє зробити кілька важливих висновків.

Аналізувати (в тому числі картографувати) про-

сторіві та часові розподіли надзвичайних ситуацій різних типів дуже важко, а зіставляти їх не зовсім коректно. По-перше, тому, що існують довгочасові тренди змін розподілів окремих типів надзвичайних ситуацій, що не збігаються між собою, а, по-друге, тому, що різні типи надзвичайних ситуацій мають різні характерні часові і просторові масштаби.

Виходячи із необхідності вирішення кінцевої задачі, потрібно оцінювати загальну небезпеку від усіх типів природних (а також окремих типів техногенних) надзвичайних ситуацій, що розглядаються в рамках дослідження. Проаналізовані дані свідчать, що різні типи надзвичайних ситуацій, відповідно до їхньої природи, рушійних сил та процесів, мають різні просторові і часові масштаби, тобто характеризуються різними розподілами фізичних і економічних показників. Це зумовлює необхідність введення міри статистичних розподілів спостережень, тобто одиниць виміру частоти досліджуваних явищ, інваріантних відносно властивостей даних. Крім того, дані спостережень (статистичні, архівні записи) зазвичай характеризуються значними похибками та штучними модифікаціями, які також мають бути виправленими. Відтак розподіли мають бути регуляризовані в просторі і часі з метою редукування невизначеностей, що зазвичай мають нелінійний характер, та виправлення похибок, властивих даним про надзвичайні ситуації.

Для вирішення цих задач — отримання статистично достовірних розподілів частоти надзвичайних ситуацій на одиницю площі протягом певного проміжку часу було запропоновано алгоритм нелінійної регуляризації даних. Зазначимо, що отримані регуляризовані розподіли також можуть бути інтерпретовані як середня за інтервал спостережень ймовірність виникнення надзвичайних ситуацій по певній площі досліджуваної території.

Статистично методика може бути представлена так [7]. Якщо ми маємо множину даних різномірних спостережень  $x_i$  розмірності  $m$  (тобто  $x_i \in R^m$ ), в якій представлені різні дані, в тому числі дані спостережень що мають невизначену або недостатню достовірність, архівні дані, історичні записи тощо, а також дані достатньої достовірності  $x_j$  ( $x_j \in R^m$ ), де  $j = 1, \dots, N$ , зокрема, набори дешифрувальних ознак надзвичайних ситуацій, отриманих за допомогою методів ДЗЗ (як це описано в цьому розділі) при оцінюванні і прогнозуванні стану гідрологічної та гідрогеологічної небезпеки територій, то для проведення коректного статистичного аналізу нашою задачею є отримати множину даних заданої достовірності  $x_i$ , що рівномірно відображає розподіл досліджуваних характеристик по території досліджень за період спостережень (з урахуванням різної достовірності архівних записів і даних спостережень  $x_j$ ).

Регуляризація може бути проведена різними шляхами. Якщо припустити, що статистичні дані про

розподіл надзвичайних ситуацій в досліджуваному регіоні мають приблизно однакову достовірність, то в рамках задачі, що вирішується, можна запропонувати відносно простий шлях, який базується на визначенні розподілів досліджуваних характеристик по всій території  $x_i^{(x,y)}$  щодо розподілів на вимірних ділянках  $x_i^m$  за аналогією з [34]:

$$x_i^{(x,y)} = \sum_{m=1}^n w_{x,y}(\tilde{x}_i^m) x_i^m \quad (5.1)$$

де  $w_{x,y}(\tilde{x}_i^m)$  — ваговий коефіцієнт, який визначається через пошук мінімуму [3]:

$$\min \left\{ \sum_{m=1}^n \sum_{x_i^m \in R^m} w_{x,y}(\tilde{x}_i^m) \left(1 - \frac{x_i^m}{\tilde{x}_i^m}\right)^2 \right\} \quad (5.2)$$

В цьому рівнянні  $m$  — кількість записів, або точок, відносно спостережень на яких наявні записи;  $n$  — кількість серій спостережень, тобто джерел даних про спостереження;  $x_i^m$  — розподіл результатів спостережень;  $R^m$  — множина (загальна сукупність) даних спостережень;  $\tilde{x}_i^m$  — середній розподіл значень вимірюваних характеристик. Таким чином, ми отримуємо регулярний просторовий розподіл вимірюваних характеристик по території дослідження, за яким можна проводити подальші розрахунки, зокрема часову регуляризацію.

Подальша регуляризація має враховувати як нелінійність часового розподілу даних спостережень (зумовленого недосконалістю наявної статистики), так і особливості просторово-часової гетерогенності даних, що зумовлена складним системним характером досліджуваного явища — надзвичайних ситуацій. Для врахування цього можна використати модифікований метод згладжувальної нелінійної kernel-функції відповідно до [51, 58, 72].

Метод, що ми пропонуємо, базується на kernel-вському методі аналізу головних компонент — Kernel Principal Component Analysis (КРКА) [57, 64, 65]. В рамках цього підходу регуляризація нелінійних розподілів відбувається відповідно до правила:

$$x_i = \sum_{i=1}^N \alpha_i^k \tilde{k}_i(x_i, x_i) \quad (5.3)$$

В цьому рівнянні коефіцієнти  $\alpha$  обираються відповідно до алгоритму через оцінки оптимального балансу функції взаємної валідації та матриці коваріації, наприклад [51]:

$$C^F v = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \Phi(x_j) \Phi(x_j)^T \cdot \sum_{i=1}^N \alpha_i \Phi(x_i) \quad (5.4)$$

де нелінійна функція розподілу вхідних даних  $\Phi$  задовольняє умовам:  $\sum_{k=1}^N \Phi(x_k) = 0$  [65], а  $\tilde{k}_i$  — усереднені значення kernel-матриці  $\mathbf{K} \in R^N$  (де  $[\mathbf{K}]_{ij} = [k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)]$ ). Ця матриця складається із kernel-векторів, що визначаються як  $\mathbf{k}_i \in R^N$ ; при цьо-

му  $[k_i]_j = [k_i(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)]$ . Кернель-матриця розраховується відповідно до модифікованого правила [25]:

$$k_i(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \langle \rho_{j,i}^{x_j} (1 - \rho_{j,i})^{x_j} \rangle. \quad (5.5)$$

Тут  $\rho$  — емпіричні параметри, які обираються відповідно до моделі класифікації досліджуваних явищ [72].

Використовуючи наведений алгоритм, ми можемо отримати регуляризований просторово-часовий розподіл характеристик досліджуваних параметрів за весь період спостережень із згладжувальними показниками достовірності [58].

Запропонований алгоритм регуляризації було використано для отримання нормалізованих розподілів частоти виникнення надзвичайних ситуацій, соціально-економічних та кліматичних показників по території досліджень за період спостережень.

Це дозволяє отримати регуляризовані в просторі і часі розподіли досліджуваних характеристик, аналізувати взаємозв'язки між розподілами характеристик надзвичайних ситуацій на різних просторових і часових масштабах і, таким чином, визначити стан безпеки і розраховувати показники ризиків за відповідними алгоритмами.

Отримані за даними статистики [41, 60], опрацьованої за наведеними алгоритмами, розподіли ймовірності виникнення надзвичайних ситуацій різного типу по всій території України на 1 000 км<sup>2</sup> наведено на рис. 5.1–5.5.

У подальшому отримані розподіли можуть бути

проаналізовані як багатовимірні мультиваріативні статистичні розподіли та відповідні кореляційні залежності.

З точки зору оцінки показників ризику важливо визначити втрати від надзвичайних ситуацій. Аналіз часових серій регуляризованих просторово розподілених даних дозволив визначити кілька важливих розподілів. Насамперед цікавим є розподіл прямих втрат від надзвичайних ситуацій природного походження в Україні, світі і Європі (EU-27<sup>1</sup>), розрахований в доларах США на 1 км<sup>2</sup> території.

Наведений розподіл демонструє зростання прямих втрат, що пов'язане із збільшенням кількості та інтенсивності надзвичайних ситуацій, а також із зростанням вартості постраждалої інфраструктури. З точки зору оцінки ризиків і врахування економічних показників є сенс розглянути відносні індекси.

Цей індекс розраховується за алгоритмом:

$$(IoD)_i = \langle L_{dn} \rangle_i / (pCGDP)_i, \text{ де } i \text{ — розрахунковий час}$$

(в нашому випадку — рік);  $\langle L_{dn} \rangle$  — прями оцінювані втрати від надзвичайної ситуації  $d$  визначеного типу  $n$ ;  $pCGDP$  — ВВП на душу населення. Наведений розподіл показує, що відносні збитки від надзвичайних ситуацій природного походження (розраховані на 1 000 км<sup>2</sup>) з 1990 р. у світі мають слабку тенденцію до збільшення, що, найімовірніше, пов'язано із впливом кліматичних змін, хоча загальна тенденція як у світі, так і в Європі демонструє зменшення індексу збитків, що свідчить про економічне зростання (підвищення економічної сталості) та успішне управління ризиками надзвичайних ситуацій. При

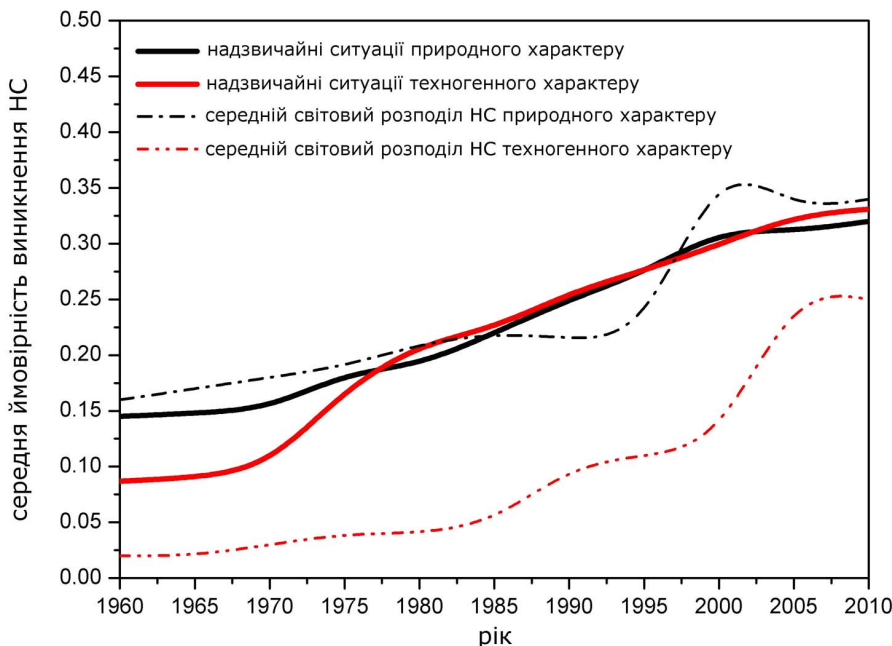
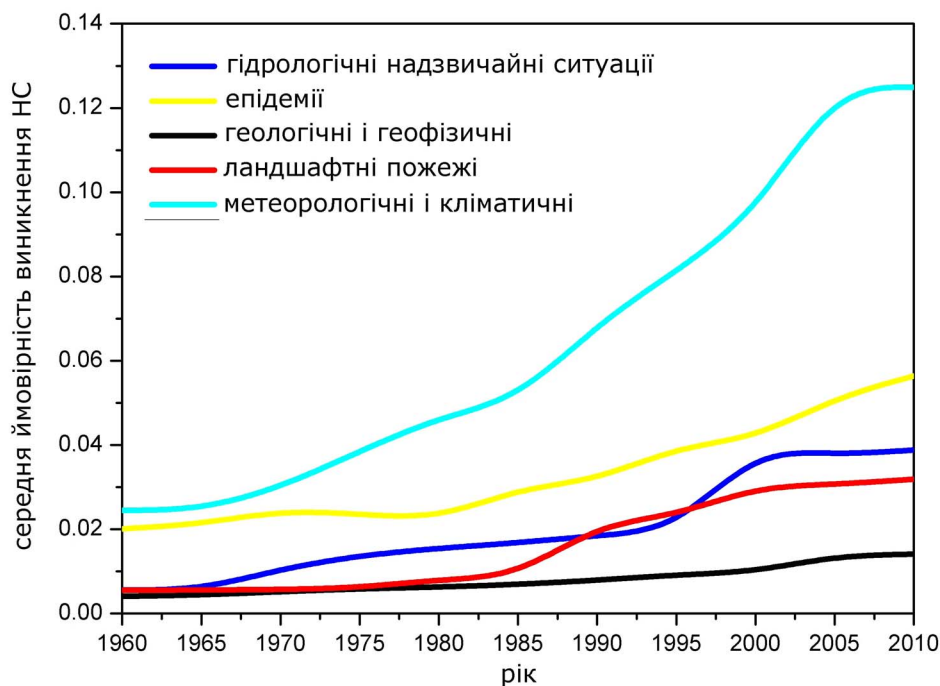
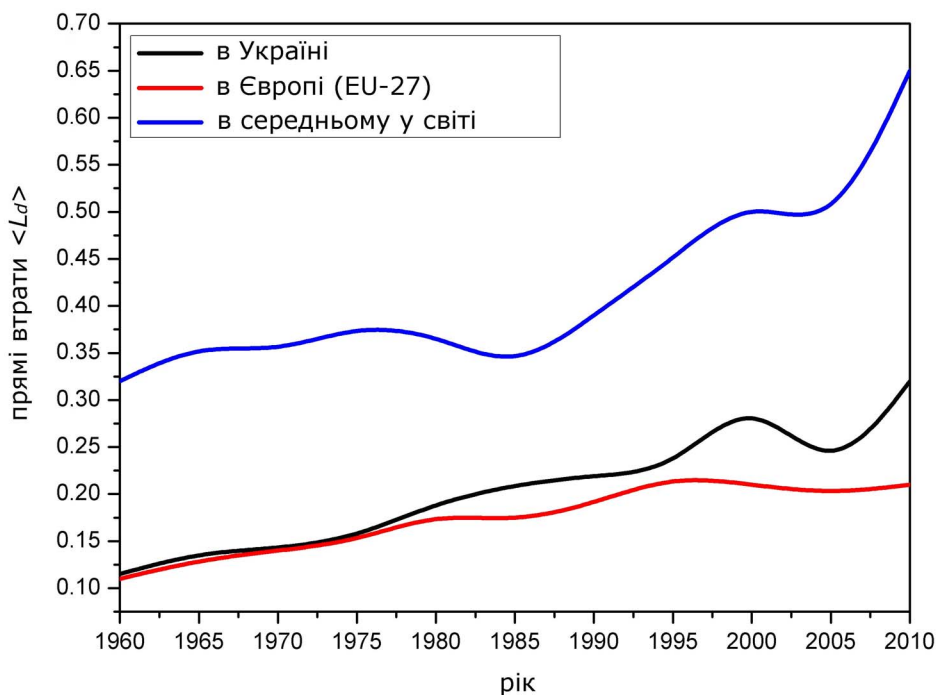


Рис. 5.1. Розподіл частоти надзвичайних ситуацій на одиницю площі протягом фіксованого проміжку часу в середньому для всієї території України за період 1960–2010 рр. у порівнянні із аналогічним показником в середньому у світі

<sup>1</sup> EU-27: Австрія, Бельгія, Болгарія, Великобританія, Греція, Данія, Естонія, Ірландія, Іспанія, Італія, Кіпр, Латвія, Литва, Люксембург, Мальта, Нідерланди, Німеччина, Польща, Португалія, Румунія, Словаччина, Словенія, Угорщина, Фінляндія, Франція, Чехія, Швеція



**Рис. 5.2.** Розподіл частоти різних типів надзвичайних ситуацій природного походження на одиницю площі протягом фіксованого проміжку часу в середньому для всієї території України за період 1960–2010 рр.



**Рис. 5.3.** Прямі втрати від надзвичайних ситуацій природного походження в Україні, світі та Європі (EU-27), розраховані в доларах США

цьому на території України індекс збитків з другої половини 80-х років і особливо з середини 90-х років зростає. Це пов'язано із погіршенням економічної ситуації та відсутністю системних стратегій управління ризиками.

Окремо можна розглянути безрозмірний індекс вразливості, що показує зміни збитків, віднесених на ВВП, та зміни кількості населення. Цей індекс можна розрахувати за алгоритмом:

$(IoV)_i = \langle L_{dn} \rangle_i / (pCGDP)_i (P_S)_i$ , де  $i$  — розрахунковий час (в нашому випадку — рік);  $\langle L_{dn} \rangle$  — прямі оцінювані втрати від надзвичайної ситуації  $d$  визначеного типу  $n$ ;  $pCGDP$  — ВВП на душу населення;  $P_S$  — щільність населення (на площі  $S$ ).

Наведений розподіл ще яскравіше відображає той факт, що економічне зростання та впровадження вдалих стратегій управління ризиками дозволяє ефективно зменшувати вразливість суспільства до

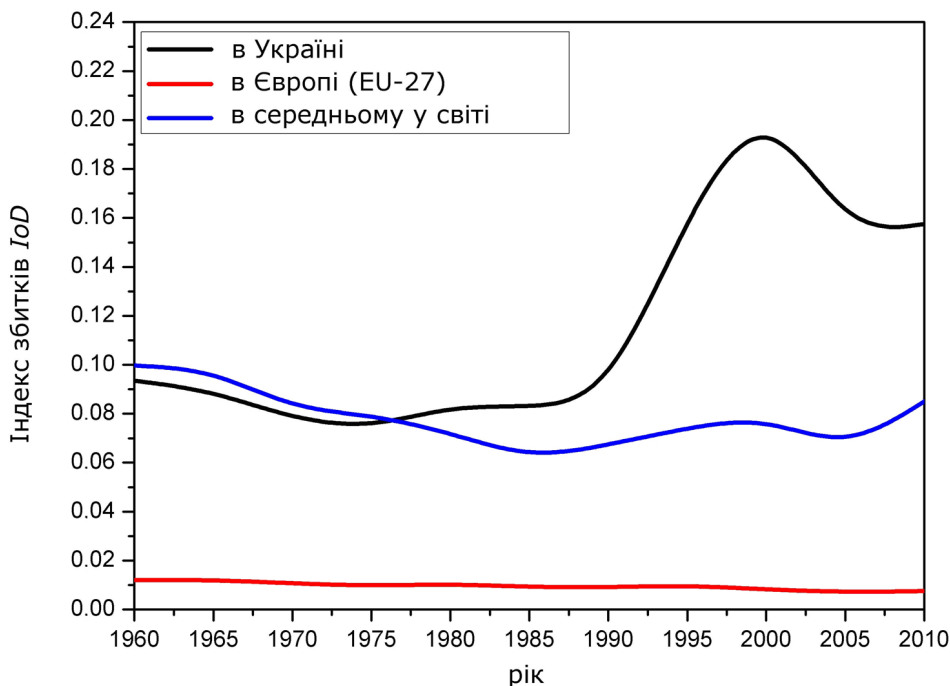


Рис. 5.4. Індекс збитків: оціновані відносні втрати від надзвичайних ситуацій природного характеру, віднесені до ВВП на душу населення [69]

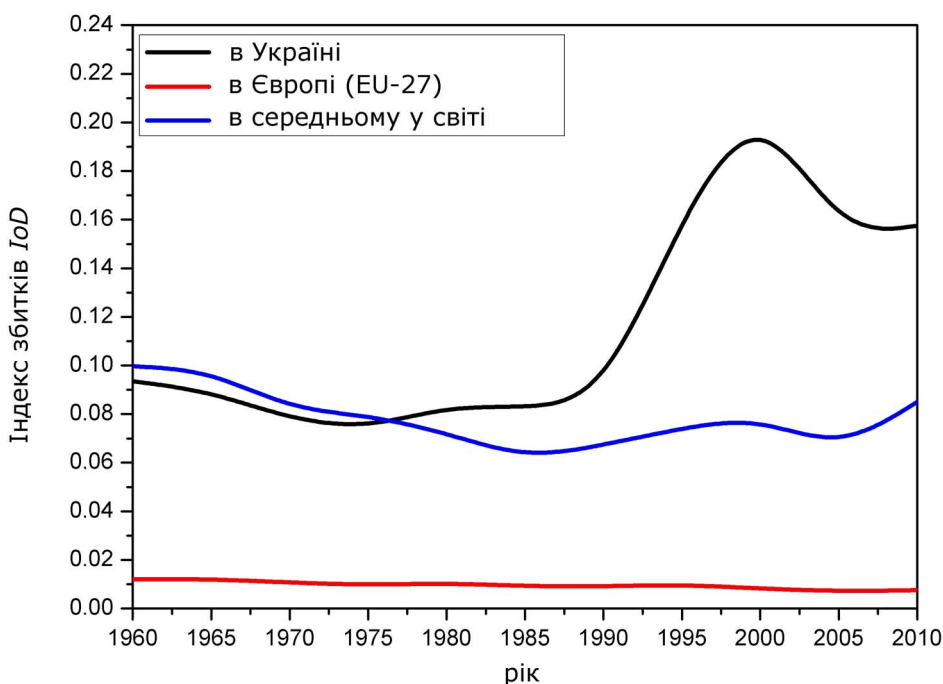


Рис. 5.5. Індекс вразливості: оціновані відносні втрати від надзвичайних ситуацій природного характеру віднесені до ВВП на душу населення в перерахунку до щільності населення

надзвичайних ситуацій, навіть при сталій тенденції зростання їхньої частоти, інтенсивності і прямих збитків. Розподіл індексу вразливості для нашої держави свідчить про необхідність впровадження системних стратегій управління ризиками.

Таким чином, на основі аналізу даних спостережень (статистики надзвичайних ситуацій різних типів) було запропоновано метод статистичного аналізу даних спостережень, в тому числі

архівних записів та спостережень з різних джерел за надзвичайними ситуаціями, що дозволяє отримати розподіли в одиницях, інваріантних відносно типів даних. Тобто незалежно від параметрів та характеру надзвичайної ситуації можна одержувати регуляризовані розподіли частоти виникнення та інтенсивності надзвичайних ситуацій різних типів, що характеризуються різними часовими і просторовими масштабами. Таким чином, ми от-

римуємо можливість визначати параметри ризику і безпеки.

За запропонованим підходом було проаналізовано дані про розподіли надзвичайних ситуацій природного характеру в період 1960–2010 рр.

Кількість надзвичайних ситуацій природного характеру різних типів як в середньому у світі, так в окремих регіонах протягом останніх років зростає. Середня ймовірність виникнення НС природного характеру будь-якого типу в перерахунку на одиницю площі на рік зросла за останні 60 років в 2 рази, а за останні 20 років — приблизно на 60 %. В два рази збільшилися середні світові збитки, при цьому на 70% за останні 20 років. В Україні за останні 20 років збитки зросли приблизно на 68%, а всього за період спостережень в 2.1 рази. Тобто інтенсивність впливів надзвичайних ситуацій також збільшується і ця загальносвітова тенденція відображається також і на території України. Зафіксовані тенденції зміни частоти та інтенсивності надзвичайних ситуацій пов'язані із впливом кліматичних і екологічних змін як на глобальному, так і на регіональному рівнях [3]. Визначення регіональних особливостей кліматичних змін через дезагрегацію глобальних кліматичних моделей є задачею подальших досліджень.

При цьому важливою є реакція на зростання небезпечних впливів, яка може бути оцінена за індексом збитків та індексом вразливості. Індекс збитків відображає відносні втрати з урахуванням економічних показників територій. Індекс вразливості враховує також розподіл населення, тобто зміни демографічних показників. Розподіли цих індексів показують, що економічне зростання та впровадження вдаль стратегій управління ризиками дозволяє ефективно зменшувати вразливість суспільства по відношенню до надзвичайних ситуацій, навіть при сталій тенденції зростання їхньої частоти, інтенсивності і збільшення прямих збитків. Зокрема, розподіл індексу вразливості для нашої держави свідчить про необхідність впровадження системних стратегій управління ризиками.

### **5.1.2. Методи регуляризації даних. Застосування методів нелінійної просторово-часової регуляризації для аналізу метеорологічних спостережень**

На основі аналізу даних спостережень (статистики надзвичайних ситуацій різних типів) було запропоновано метод статистичного аналізу даних спостережень, в тому числі архівних записів та спостережень з різних джерел за надзвичайними ситуаціями, що дозволяє отримати розподіли в одиницях, інваріантних щодо типів даних. Тобто незалежно від параметрів та характеру надзвичайної ситуації можна одержувати регуляризовані розподіли частоти виникнення й інтенсивності надзвичайних ситуацій різних типів, що характеризують-

ся різними часовими і просторовими масштабами. Таким чином, ми отримуємо можливість визначати параметри ризику і безпеки.

Крім того, запропонований алгоритм може бути використаний для одержання регуляризованих у просторі і часі статистично достовірних розподілів метеорологічних показників за даними спостережень на метеостанціях по території досліджень. Задача регуляризації множин метеорологічних спостережень є важливою, бо зазвичай при моделюванні небезпечних явищ необхідно мати значення таких параметрів, як температура, кількість опадів тощо в будь-якій точці ділянки, а наявна інформація забезпечує лише дані про спостереження у визначений час в точках с фіксованими координатами (на метеостанціях). Задача перерахунку точкових вимірів у просторово розподілені неперервні у часі може бути вирішена різними шляхами в залежності від постановки, наявності даних спостережень, обчислювальних потужностей, мети розрахунків тощо. На даний час найбільш вживаним для моделей клімату, в тому числі на регіональному рівні, є метод ре-аналізу даних метеорологічних спостережень, що використовує фільтрацію Кальмана Національного центру досліджень атмосфери США NCEP/NCAR у версіях NCEP/NCAR-RM [45] та NCEP/DOE-R2M [46]. Алгоритми забезпечують можливість отримання регуляризованих розподілів основних кліматичних показників за всією сукупністю даних спостережень з 1979 р. по всій території планети.

Для порівняння ефективності використання алгоритмів, тобто для визначення відносної достовірності кернелівського методу аналізу головних компонент КРСА та алгоритмів NCEP/NCAR-RM (а також NCEP/DOE-R2M) в окремих задачах оцінки регіональної безпеки, було розраховано розподіли метеорологічних показників (температури повітря і кількості опадів) на ділянці розміром 250 × 250 км з центром в точці з координатами 50.5N, 26E (Українське Полісся, басейн р. Прип'ять) для періоду 1979–2010 рр. Для перевірки точності розподілів на визначеній ділянці було використано дані спостережень метеостанцій (табл. 5.1).

В результаті було розраховано кореляції результатів ре-аналізу за алгоритмами NCEP/NCAR та КРСА з вимірами температури повітря та кількості опадів на метеорологічних станціях по території досліджень в залежності від характерного лінійного масштабу досліджуваної ділянки (за даними аналізу північно-західного регіону України та регіону Українського Полісся, 1979–2010 рр.), тобто коефіцієнти кореляції отриманих розподілів та виміряних на метеостанціях значень метеорологічних показників. Результати розрахунків, що мають сенс показників достовірності модельних розрахунків ре-аналізу, наведено на рис. 5.6–5.7.

Також було проаналізовано аналогічні показники

Таблиця 5.1.

Дані спостережень метеостанцій використані для перевірки точності розподілів на визначеній ділянці

№ з/п	Назва станції	Положення станції			Період спостережень, роки
		Широта	Довгота	Висота	
1	Броди	+50100	+025150	+02280	1959–2010
2	Дубно	+50417	+025750	+02160	1989–1994
3	Каменка-Буська	+50100	+024350	+02280	1959–2001
4	Ковель	+51217	+024683	+01740	1959–2010
5	Кременець	+50100	+025717	+03020	1963–2010
6	Луцьк	+50700	+025500	+02320	1931–2010
7	Львів	+49817	+023950	+03230	1928–2010
8	Маневичі	+51283	+025533	+01830	1979–2001
9	Новоград-Волинський	+50600	+027633	+02180	1959–2010
10	Олевськ	+51217	+027683	+01820	1955–2009
11	Рівне	+50583	+026133	+02310	1959–2010
12	Сарни	+51283	+026617	+01560	1948–2010
13	Шепетівка	+50167	+027033	+01820	1936–2010
14	Тернопіль	+49533	+025667	+03290	1934–2010
15	Володимир-Волинський	+50833	+024317	+01940	1959–2010

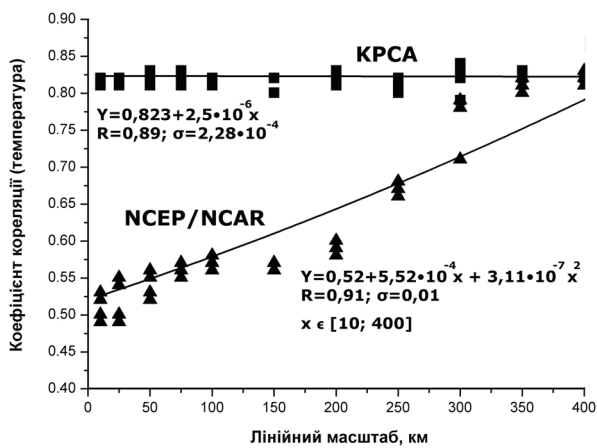


Рис. 5.6. Кореляція результатів ре-аналізу за алгоритмами NCEP/NCAR та KPCA з вимірами температури повітря на метеорологічних станціях по території досліджень в залежності від характерного лінійного масштабу досліджуваної ділянки (за даними аналізу північно-західного регіону України та регіону Українського Полісся, 1979–2010 рр.)

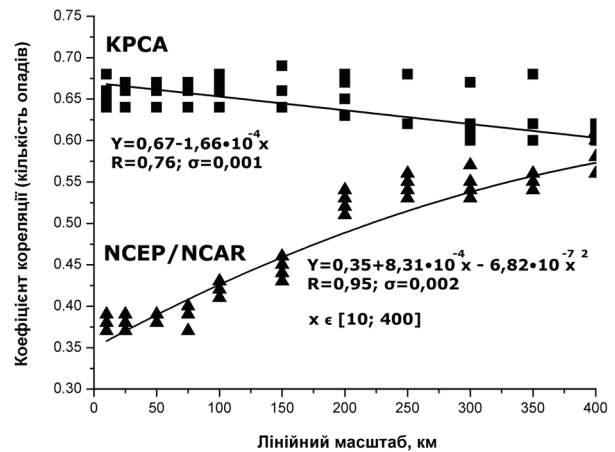


Рис. 5.7. Кореляція результатів ре-аналізу за алгоритмами NCEP/NCAR та KPCA з вимірами кількості опадів на метеорологічних станціях по території досліджень в залежності від характерного лінійного масштабу досліджуваної ділянки (за даними аналізу північно-західного регіону України та регіону Українського Полісся 1979–2010 рр.)

для регіону північного Причорномор'я (ділянка розміром  $250 \times 250$  км з центром в точці з координатами 46.5N, 31.5E). Для перевірки точності розподілів на визначеній території було використано дані спостережень метеостанцій, описаних в табл. 5.2.

Було розраховано кореляції результатів ре-аналізу за алгоритмами NCEP/NCAR, NCEP/DOE та KPCA з вимірами температури повітря та кількості опадів на метеорологічних станціях по території досліджень в залежності від характерного лінійного масштабу досліджуваної ділянки (територія Причорноморської низовини 1979–2010 рр.). Результати розрахунків, що мають сенс показників достовірності модельних розрахунків ре-аналізу, наведено на рис. 5.8–5.10.

Таким чином, ми отримуємо розподіли кліматичних показників з вищими показниками достовірності, порівняно із традиційними підходами, в за-

дачах регіональних оцінок з характерними масштабами до 200–250 км.

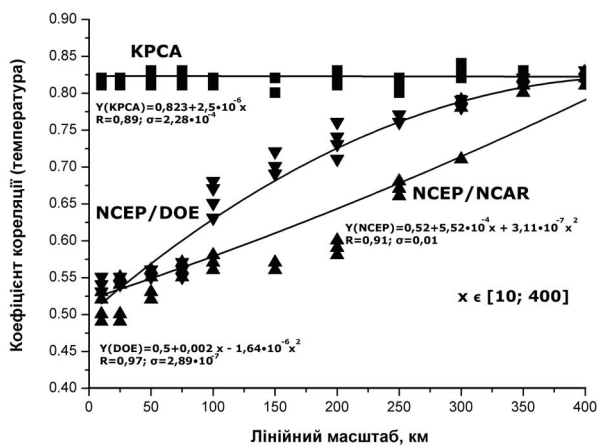
За наведеним алгоритмом також було проаналізовано розподіли метеорологічних показників по окремих територіях з метою визначити регіональні тенденції різночасових змін кліматичних параметрів для їх подальшого порівняння з параметрами формування надзвичайних ситуацій.

Було отримано загальні розподіли показників температури повітря та кількості опадів з характерними просторовими масштабами 50–100 км (що визначалися щільністю розподілу метеорологічних станцій по території дослідження). Проаналізовано розподіли як середні за роки, так і по окремих сезонах. Загальні тенденції, в цілому, відповідають зареєстрованим тенденціям для Північної півкулі, але певні регіональні та локальні відмінності було зареєстровано. Окремі застереження щодо розподілів

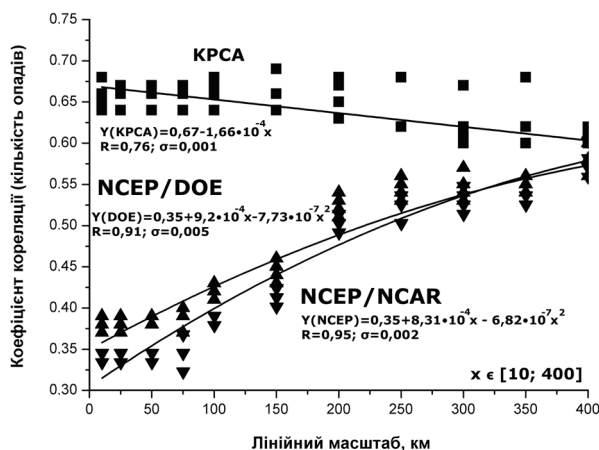
**Таблиця 5.2.**

Дані спостережень метеостанцій, які використані для перевірки точності розподілів на визначеній ділянці

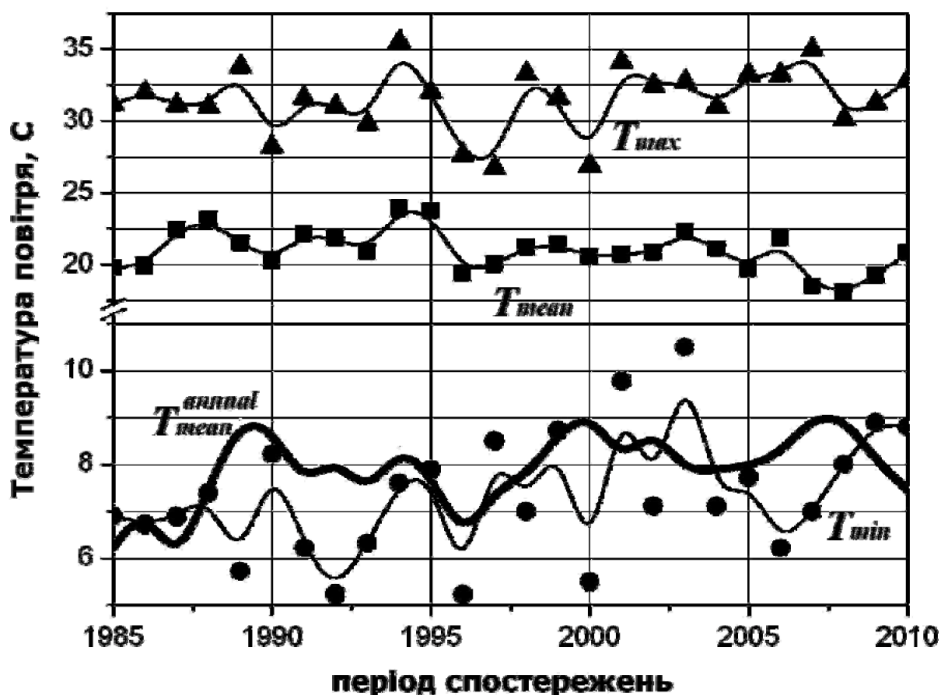
№ з/п	Назва станції	Положення станції			Період спостережень, роки
		Широта	Довгота	Висота	
1	Миколаїв	+47050	+31917	+0056	1955–2010
2	Одеса	+46433	+30767	+0042	1932–2010
3	Очаків	+46633	+31550	+0041	1960–2001
4	Ізмаїл	+45367	+28850	+0030	1959–2010
5	Херсон	+46633	+32567	+0054	1932–2010
6	Асканія-Нова	+46450	+33883	+0030	1911–2010
7	Євпаторія	+45183	+33367	+0006	1959–2010
8	Ялта	+44483	+34167	+0072	1948–2010
9	Севастополь/Бельбек	+44683	+33567	+0085	1932–2010
10	Ай-Петрі	+44467	+34067	+1180	1932–2001



**Рис. 5.8.** Кореляція результатів ре-аналізу за алгоритмами NCEP/NCAR, NCEP/DOE та KPCA з вимірами температури повітря на метеорологічних станціях по території досліджень в залежності від характерного лінійного масштабу досліджуваної ділянки (територія Причорноморської низовини, 1979–2010 рр.)



**Рис. 5.9.** Кореляція результатів ре-аналізу за алгоритмами NCEP/NCAR, NCEP/DOE та KPCA з вимірами кількості опадів на метеорологічних станціях по території досліджень в залежності від характерного лінійного масштабу досліджуваної ділянки (територія Причорноморської низовини, 1979–2010 рр.)



**Рис. 5.10.** Середньомісячні (червень–липень)  $T_{mean}$ , середньорічні, максимальні  $T_{max}$  та мінімальні  $T_{min}$  зареєстровані у липні показники температури повітря по регіону досліджень на період 1985–2010 рр.



екстремальних значень, на яких власне і зосереджене дане дослідження, будуть зроблені далі.

В якості ілюстрації регіональних особливостей розподілів кліматичних змін можна навести приклад визначених змін липневої температури в басейні Західного Бугу.

Як свідчать результати аналізу метеорологічних спостережень [5], середня температура повітря  $T_{mean}$  червня–липня в регіоні за період 1985–2010 рр. впала на  $1.55^{\circ}\text{C}$  — з  $21.75^{\circ}\text{C}$  до  $20.2^{\circ}\text{C}$ , а середньорічна температура повітря у регіоні зросла на  $1.25^{\circ}\text{C}$  — з  $7.25^{\circ}\text{C}$  до  $8.5^{\circ}\text{C}$ . Однак при цьому мінімальна зареєстрована температура повітря протягом червня–липня  $T_{min}$  збільшилася на  $1.75^{\circ}\text{C}$  з  $6.5^{\circ}\text{C}$  до  $8.25^{\circ}\text{C}$ , а максимальна  $T_{max}$  підвищилася на  $1.42^{\circ}\text{C}$  — з  $30.78^{\circ}\text{C}$  до  $32.2^{\circ}\text{C}$ . Такі зміни максимальних і мінімальних показників щодо середніх свідчать, між іншим, про збільшення ризиків

виникнення надзвичайних ситуацій природного, передусім гідрологічного походження.

Цей результат може здатися нелогічним і суперечливим з точки зору загальної тенденції підвищення температури. Однак інші зареєстровані регіональні тенденції свідчать про його достовірність. Зокрема, в той же період можна спостерігати зростання кількості опадів (рис. 5.11).

Середня кількість опадів в липні в регіоні за період 1985–2010 рр. зросла на  $22\text{ мм}$  (тобто більш ніж на 25% від середніх за період показників) — з  $51$  до  $73\text{ мм}$  [5].

В той самий час ми спостерігаємо сталу тенденцію до збільшення атмосферних концентрацій ПГ, насамперед двоокису вуглецю, по території досліджень (рис. 5.12).

Представлений результат спостережень показує,

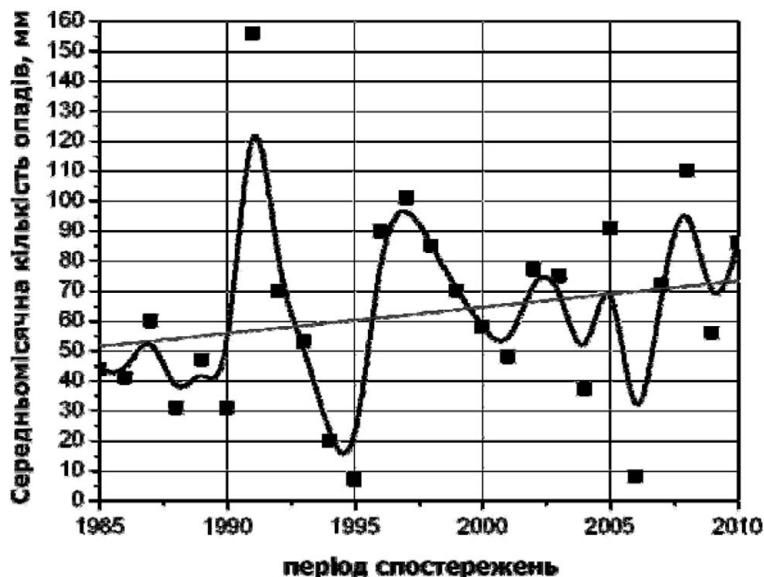


Рис. 5.11. Середньомісячна (червень–липень) кількість опадів по регіону досліджень на період 1985–2010 рр.

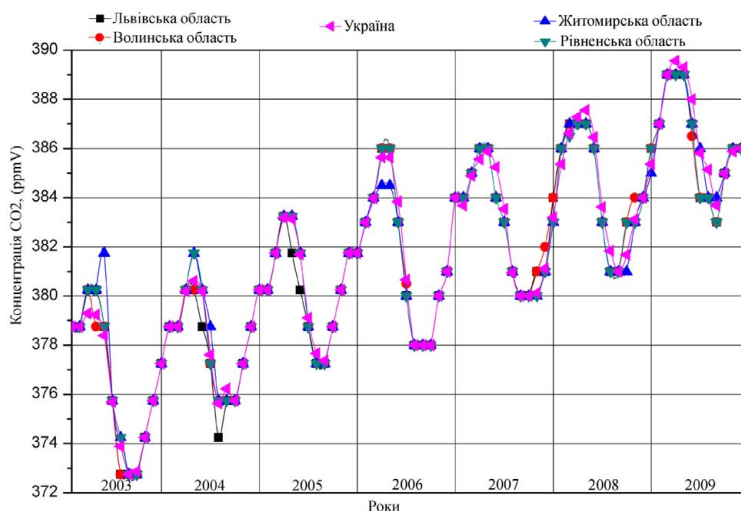


Рис. 5.12. Динаміка змін концентрації двоокису вуглецю над територією України за даними супутникового спостереження (з калібруванням за даними наземних спостережень)

що за останні 10 років середня концентрація атмосферного CO<sub>2</sub> зросла на 75–85 % від величини сезонної динаміки. Тобто сезонні мінімуми у 2010 р. приблизно відповідають максимальним значенням атмосферних концентрацій у 2000 р. (рис. 5.12).

Відповідно до загальних біофізичних моделей, за умов підвищення середніх температур, достатнього водного забезпечення та достатньої кількості двоокису вуглецю для здійснення фотосинтезу, продуктивність рослинного покриву має зростати. Однак дані спостережень свідчать про відсутність чітко виявленої тенденції зростання показників регіональної продуктивності рослинного покриву (рис. 5.13, 5.14) [11].

Результат яскраво свідчить, що достовірних змін продуктивності ми не спостерігаємо, статистичний

приріст показника продуктивності становить до 0.001 кг С/м<sup>2</sup> за період спостережень (10 років) при тому, що навіть похибка усереднення сягає не менш як 0.0025, а похибка визначення — 0.18. Тобто достовірного зростання немає при достовірному збільшенні водного живлення (підвищення рівня опадів) і забезпечення CO<sub>2</sub>.

Такі результати спостережень можуть мати кілька пояснень. Одне з них полягає в тому, що середньорічне зростання температури не впливає суттєво на показники продуктивності рослинності. Більше значення мають показники розподілу температур за період активної вегетації. І саме в цей період, як свідчать розподіли температур, не спостерігається достатніх температур для забезпечення зростання продуктивності, навіть при сприятливих умовах водного режиму і забезпеченості вуглецем з атмосфери.

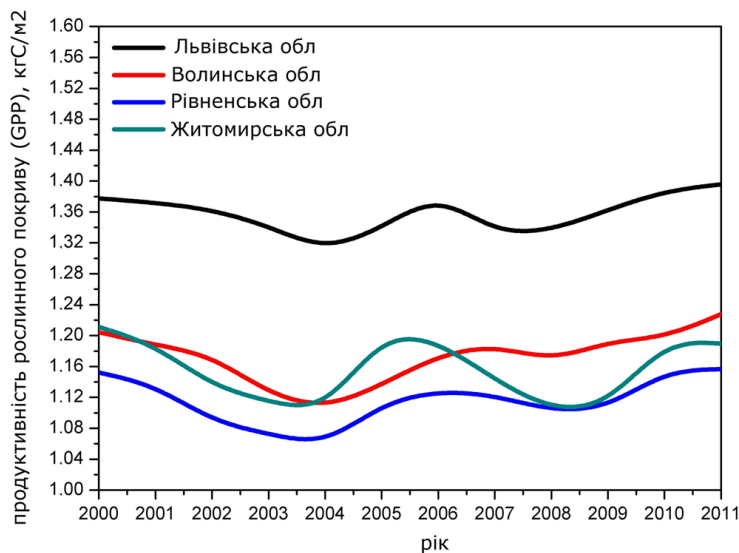


Рис. 5.13. Розрахунок показників продуктивності рослинного покриву (GPP) за даними супутникової зйомки MODIS 2000–2011 рр.

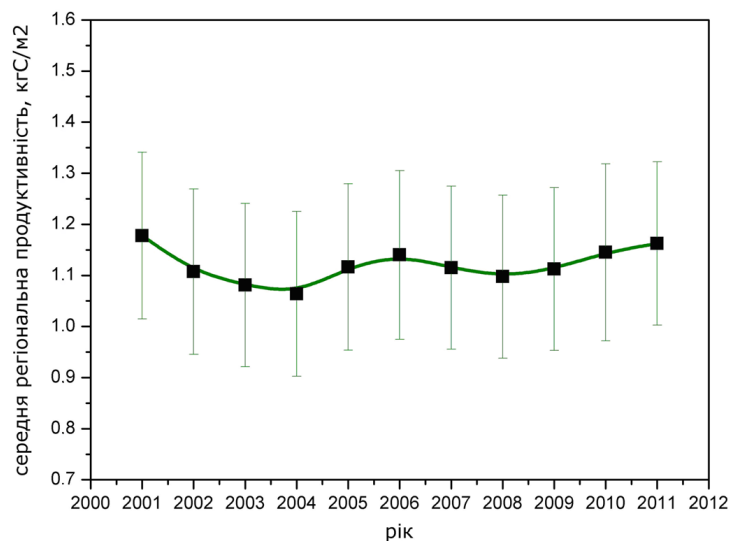


Рис. 5.14. Розподіл середньої по регіону басейну рр. Західного Бугу та Прип'яті (Львівська, Волинська, Рівненська та Житомирська області) продуктивності рослинного покриву за період 2001–2011 рр. за даними супутникової зйомки MODIS із визначенням абсолютної похибки оцінювання

Таким чином, ми реєструємо взаємозв'язок між локальними кліматичними особливостями, регіональними екологічними характеристиками і можемо переходити до аналізу показників регіональних розподілів надзвичайних ситуацій.

Запропонований алгоритм надає змогу отримувати важливі результати, які можуть бути використані для моделювання локальних і регіональних особливостей розвитку екосистем, прогнозування регіональних кліматичних змін та ризиків надзвичайних ситуацій.

Одержані результати дають підстави стверджувати, що запропонований алгоритм регуляризації дозволяє отримати розподіли з вищими показниками достовірності, порівняно із традиційними підходами, в задачах регіональних оцінок з характерними масштабами до 200–250 км. Крім того, беручи до уваги те, що цей підхід дозволяє оперувати даними не лише метеорологічних, а й інших спостережень, можна констатувати, що він є більш придатним для задач оцінки комплексної регіональної безпеки.

### 5.1.3. Аналіз рушійних сил надзвичайних ситуацій шляхом проблемно-орієнтованої просторово-часової регуляризації даних. Оцінка ймовірності проявів екстремальних кліматичних явищ за результатами аналізу даних метеорологічних спостережень

В даному розділі розглянуто метод визначення явної форми співвідношення, яке дозволяє оцінювати розподіли екстремальних показників кліматичних параметрів по відношенню до відомих середніх значень. Для цього в загальному випадку слід дослідити розподіл ймовірності множини даних спостережень досліджуваних параметрів, тобто визначити відповідність відрізкам  $[a, b]$  ймовірність  $\Pr[a \leq X \leq b]$  того, що випадкова величина  $X$  прийме значення з інтервалу  $[a, b]$ . Для однозначного визначення розподілу використовується функція розподілу ймовірностей  $F(x)$ , яка для нашого випадку дискретного розподілу може бути записана так:

$$F(x) = \Pr[X \leq x] = \sum_{x_i \leq x} p(x_i) \quad (5.6)$$

де  $p(x_i)$  — ймовірність елементарної події. Функція  $F(x)$  є неспадна і така, що задовольняє умовам:

$$\lim_{x \rightarrow -\infty} F(x) = 0, \lim_{x \rightarrow \infty} F(x) = 1 \quad (5.7)$$

Оцінка розподілів екстремальних значень параметрів полягає у визначенні вигляду розподілу ймовірності у випадку:

$$P(x) = \Pr(X > x) \quad (5.8)$$

І відповідної функції розподілу ймовірностей  $F(x)$  при  $x \rightarrow \infty$ .

Для цього за допомогою запропонованого алгоритму КРСА було проаналізовано розподіли метеорологічних показників на предмет виявлення закономірностей проявів екстремальних величин, які можуть впливати на виникнення надзвичайних ситуацій.

Зокрема, було проаналізовано частоти реєстрації максимальних та мінімальних значень температури повітря на метеостанціях, позначених в табл. 5.1 і 5.2, та оцінено найбільш ймовірні значення проявів максимальних і мінімальних показників температури при визначених середніх показниках. Результати такого аналізу подано на рис. 5.15–5.21.

Цікаво відмітити, що відповідно до наведених результатів оцінки, розподіл значень екстремальних температур (зафіксованих протягом року) по відношенню до середніх річних є близьким до нормального. При розрахунках між річною динамікою показників ризиків, рушійними силами яких є екстремальні кліматичні параметри, це є, звичайно, важливим, але, беручи до уваги значну сезонну варіабельність температури, властиву досліджуваному регіону, при аналізі відповідних ризиків слід також більше зосередитися на розгляді розподілів екстремальних значень температури в межах окремих сезонів.

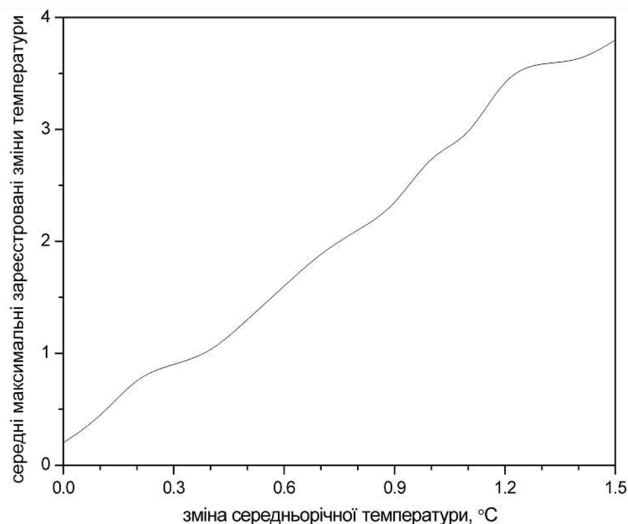
Виходячи із наведених розподілів, можна визначити інтервал, в якому з максимальною ймовірністю знаходяться значення регіональних показників температури при змінах середніх показників (що відбуваються внаслідок глобальних змін) та відповідно, визначити межі цього інтервалу, які будуть описувати значення, що відповідатимуть проявам рушійних сил надзвичайних ситуацій. Апроксимаційне рівняння, що пов'язує зміну екстремальної температури  $\Delta T_{ext} (\Delta T_{max} - \Delta T_{min})$  і середньої  $T_{mean}$  для Північно-Західного регіону України (басейн р. Прип'ять), може бути представлено у вигляді:

$$\Delta T_{ext} = \exp(-0.63 + 3.21T_{mean} - 1.07T_{mean}^2) \quad (5.9)$$

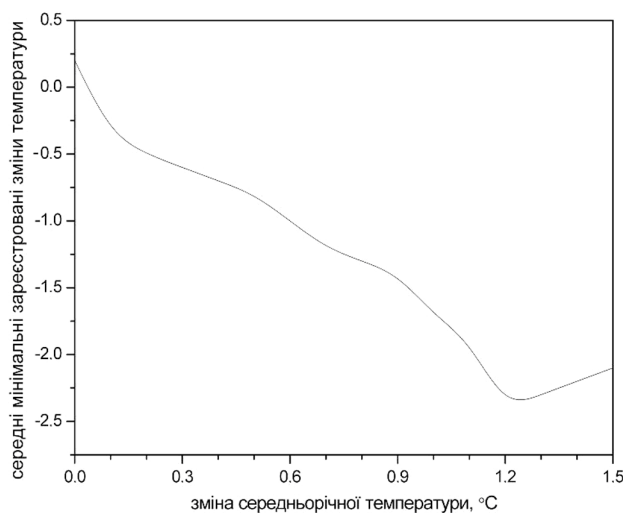
Наведене рівняння описує межі розподілу значень екстремальних температур при змінах середнього значення в межах річного інтервалу з достовірністю  $R = 0.98$ .

Таким чином, ми отримуємо вираз для визначення розподілу найбільш ймовірних значень екстремальних температур при відомих змінах середньої температури. І відповідно, ми зможемо більш коректно оцінювати ймовірності виникнення надзвичайних ситуацій, пов'язаних із кліматичними явищами.

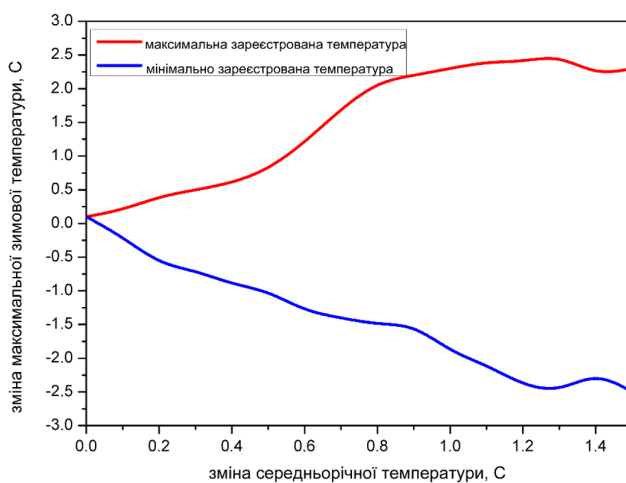
Середні значення зміни температури отримати наразі достатньо нескладно. Спостереження із невеликим просторовим і часовим розрізненням при простих процедурах регуляризації дають середні показники змін, також більшість моделей показує



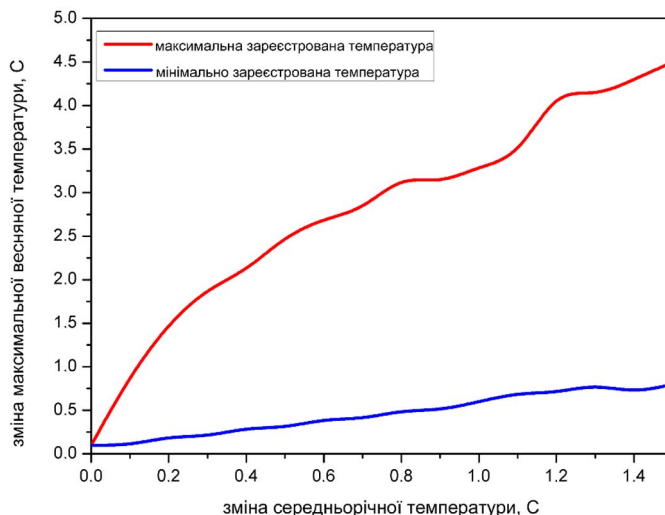
**Рис. 5.15.** Розподіл максимальних температур повітря у відповідності до зміни середньої річної температури (за даними аналізу метеорологічних спостережень північно-західного регіону України та регіону Українського Полісся, 1990–2010 рр.)



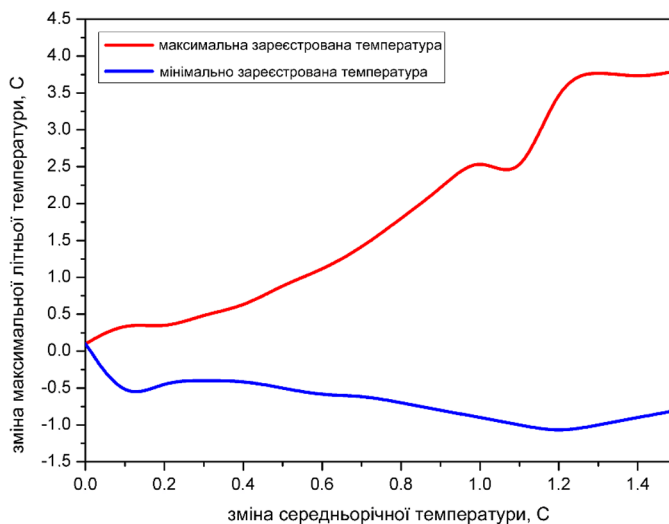
**Рис. 5.16.** Розподіл мінімальних температур повітря у відповідності до зміни середньої річної температури (за даними аналізу метеорологічних спостережень північно-західного регіону України та регіону Українського Полісся, 1990–2010 рр.)



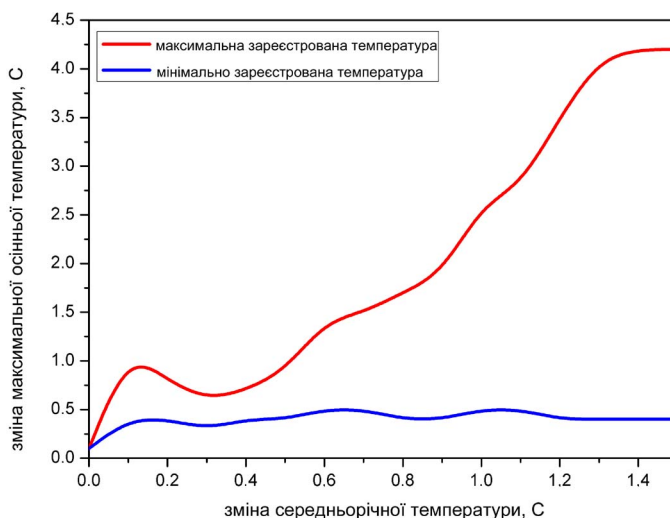
**Рис. 5.17.** Розподіл максимальних і мінімальних температур повітря у зимовий сезон (грудень — лютий) у відповідності до зміни середньої річної температури (за даними аналізу метеорологічних спостережень північно-західного регіону України та регіону Українського Полісся, 1990–2010 рр.)



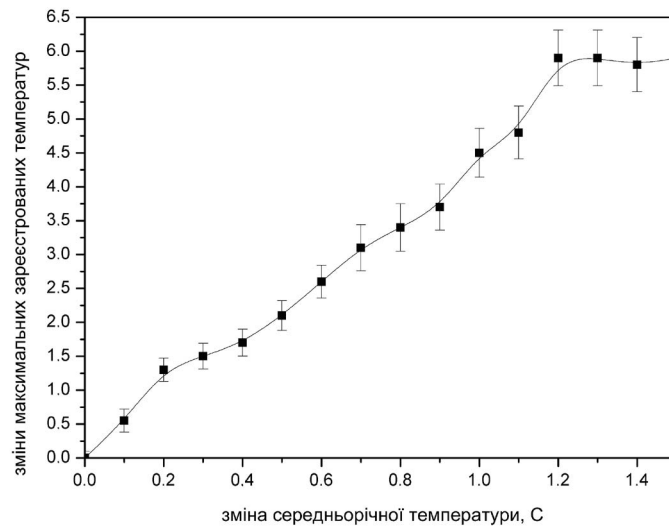
**Рис. 5.18.** Розподіл максимальних і мінімальних температур повітря у весняний сезон (березень — травень) у відповідності до зміни середньої річної температури (за даними аналізу метеорологічних спостережень північно-західного регіону України та регіону Українського Полісся, 1990–2010 рр.)



**Рис. 5.19.** Розподіл максимальних і мінімальних температур повітря у літній сезон (червень — серпень) у відповідності до зміни середньої річної температури (за даними аналізу метеорологічних спостережень північно-західного регіону України та регіону Українського Полісся, 1990–2010 рр.)



**Рис. 5.20.** Розподіл максимальних і мінімальних температур повітря у осінній сезон (вересень — листопад) у відповідності до зміни середньої річної температури (за даними аналізу метеорологічних спостережень північно-західного регіону України та регіону Українського Полісся, 1990–2010 рр.)



**Рис. 5.21.** Розподіл змін екстремальної температури повітря  $\Delta T_{ext}$  у відповідності до зміни середньої річної температури (за даними аналізу метеорологічних спостережень північно-західного регіону України та регіону Українського Полісся, 1990–2010 рр.)

непогані результати при прогнозуванні середніх показників. При цьому якість прогнозування екстремальних показників є незадовільною. Тому задача оцінки розподілів екстремальних значень показників при відомих середніх є важливим і актуальним питанням.

Велике значення мають розподіли екстремальних значень температур у відповідності до зміни середнього для окремих сезонів.

Головне зауваження, яке можна зробити на основі аналізу спостережень, є те, що в межах року екстремальні значення температур по відношенню до середньорічних розподілені за законами, що істотно відрізняються від нормального. Для кожного сезону характерні свої особливості розподілів екстремальних температур. Так, для зимового сезону найбільш придатним є рівняння:

$$\Delta T_{ext}^{winter} = \exp(-0.59 + 3.86T_{mean} - 1.5T_{mean}^2) \quad (5.10)$$

яке описує межі розподілу значень екстремальних зимових температур при змінах середньорічного значення з достовірністю  $R = 0.96$ .

Найбільшими відхиленнями від нормального розподілу характеризується весняний сезон.

$$\Delta T_{ext}^{spring} = 0.38 + 3.87T_{mean} - 1.12T_{mean}^2 \quad (5.11)$$

Наведене рівняння описує межі розподілу значень екстремальних весняних температур при змінах середньорічного значення з достовірністю  $R = 0.96$ . При цьому експоненційна апроксимація вигляду  $\Delta T_{ext}^{spring} = \exp(-0.23 + 2.1T_{mean} - 0.73T_{mean}^2)$  описує розподіл даних гірше, із достовірністю лише 0.91.

Апроксимаційне рівняння для літнього періоду може бути представлено у вигляді:

$$\Delta T_{ext}^{summer} = \exp(-1.14 + 3.52T_{mean} - 1.15T_{mean}^2) \quad (5.12)$$

Це рівняння описує межі розподілу значень екстремальних літніх температур при змінах середньорічного значення з достовірністю  $R = 0.96$ . При цьому, наприклад, розподіл максимальних значень температури, які провокують такі надзвичайні явища як посуха, теплові хвилі, підвищення пожежної небезпеки, тощо. описується залежністю від зміни середньорічної температури вигляду:

$$\Delta T_{max}^{summer} = \exp(-1.91 + 4.177T_{mean} - 1.33T_{mean}^2) \quad (5.13)$$

Розподіл екстремальних значень для осіннього періоду може бути апроксимований у вигляді:

$$\Delta T_{ext}^{autumn} = \exp(-0.89 + 3.86T_{mean} - 1.51T_{mean}^2) \quad (5.14)$$

Це рівняння описує межі розподілу значень екстремальних осінніх температур при змінах середньорічного значення з достовірністю  $R = 0.97$ . цікаво відмітити, що його вигляд фактично збігається із виглядом апроксимації для зимового періоду. Тобто поведінка меж інтервалу зміни екстремальних температур співпадає, хоча сам розподіл екстремальних температур істотно відрізняється.

Так, частота та абсолютні значення зареєстрованих випадків підвищення максимальних осінніх температур збільшуються при підвищенні середньорічної температури, при цьому мінімальні температури істотно не змінюються. Таким чином, можна стверджувати, що максимальна ймовірність проявів аномально теплої осені є при підвищенні середньорічної температури на 0.1–0.15°C та в інтервалі 0.85–1.3°C. Це може бути пов'язано із ризиками розмноження шкідників та збудників захворювань, негативно вплинути на стан озимих посівів тощо. За результатами аналізу багаторічних спостережень можна оцінити, що в осінній сезон підвищення середньорічної тем-

ператури на 1°C призводить до зростання максимальних температур на 2.7°C та підвищення мінімальних на 0.6°C.

В зимовий період ми спостерігаємо збільшення абсолютних значень як максимальних, так і мінімальних зареєстрованих температур при підвищенні середньорічної, тобто частота та інтенсивність рушійних сил екстремальних явищ має зростати. Особливо небезпечним з цієї точки зору є інтервал підвищення середньорічної температури з 0.6 до 1.2°C. В зимовий сезон зростання середньорічної температури на 1°C призводить до підвищення максимальних температур на 2.2°C та зниження мінімальних на 1.8°C.

Розподіли екстремальних температур літнього сезону характеризуються незначним скороченням мінімальних температур, особливо в інтервалах зміни середньорічної температури 0.1–0.2 і 0.8–1.5°C. Це може негативно вплинути на продуктивність екосистем, зокрема сільськогосподарських угідь. При цьому істотно зростають максимальні температури при змінах середньорічних показників в інтервалах 0.7–1 та 1.2–1.35°C. Це може призвести до проявів аномальної жары, істотного підвищення ризиків ландшафтних пожеж, негативно вплинути на сільське господарство та водні ресурси, викликавши посухи. Зростання середньорічної температури на 1°C спричиняє збільшення максимальних температур на 2.8°C та зниження мінімальних на 0.7°C.

Найбільш суттєву тенденцію до зростання демонструють максимальні температури весняного періоду по відношенню до середньорічних змін. При цьому мінімальні температури також стабільно, хоча і значно повільніше зростають. Найбільш загрозливими можна визначити інтервали зміни середньорічної температури 0.4–0.9 і 1.1–1.35°C, які можуть характеризуватися істотним підвищенням небезпеки повеней, ризиків ландшафтних пожеж. Загалом результати аналізу свідчать, що саме весняний період зазнає найбільшого впливу зміни температури. Можна сказати, що його тривалість скорочується, а температурні показники істотно зростають, тобто весна “наближається” до літа. Так, на 1°C підвищення середньорічної температури припадає близько 3.4°C збільшення максимальної температури і 0.6°C зростання мінімальної. При тому, що в середньому протягом року підвищення середньорічної температури на 1°C призводить до збільшення максимальних температур на 2.72°C та зниження мінімальних на 0.33°C (абсолютна варіація визначення значень температури становить  $\pm 0.27^\circ\text{C}$ ).

Слід також окремо зазначити, що зважаючи на те, що наразі зареєстровані зміни середньорічної температури сягають  $0.91 \pm 0.27^\circ\text{C}$ , можна стверджувати, що ми входимо в зону ризиків за більшістю сезонних змін за екстремальними показниками. Ми наближаємося до зони максимальних ризиків

літнього сезону, щойно увійшли в зону підвищених ризиків осіннього і зимового сезонів, знаходимося в зоні високих ризиків весняного сезону.

*Наведені приклади демонструють можливість отримання в явному вигляді розподілів проявів екстремальних кліматичних явищ (що можуть бути інтерпретовані в термінах ймовірності) за результатами проблемно-орієнтованої просторово-часової регуляризації даних метеорологічних спостережень.* Тобто, базуючись на результатах застосування кліматичних моделей (середні розподіли значень кліматичних показників, зокрема температури, визначених із відомою достовірністю), уточнених за регіональними вимірами (регуляризованими даними метеорологічних спостережень) і використовуючи залежності наведеного типу, можна проводити аналіз рушійних сил надзвичайних ситуацій та отримувати кількісні оцінки різномасштабних регіональних ризиків.

За наявною сукупністю даних спостережень (хоча її повноту можна за окремих зауважень взяти під сумнів) можна припустити, що розподіли екстремальних показників кліматичних параметрів описуються в більшості випадків розподілами, близькими до показникового (експоненційного) [66], який у випадку весняного сезону з найбільшою ймовірністю вироджується [50] в розподіл Парето [19, 53].

#### **5.1.4. Метод інтеграції даних локальних метеорологічних спостережень в глобальні кліматичні моделі. Основи підходу до регіоналізації моделей кліматичних змін за даними регуляризованих регіональних спостережень**

Окремо слід розглянути задачу про перерахунок існуючих кліматичних моделей з використанням даних всіх наявних обсягів реальних метеорологічних вимірювань, які не були включені в розрахунки за даною моделлю. Ця задача принципово відрізняється від так званої задачі регіоналізації кліматичних моделей. Задача регіоналізації моделей у традиційному розумінні зводиться зазвичай до задач так званого даунскейлінгу, тобто зміни (зазвичай — зменшення) просторової і часової розмірностей розподілів, отриманих за модельними розрахунками. Підхід, що пропонується, включає уточнення розрахунків на основі використання додаткових масивів даних, які не входять до звичайної моделі (зазвичай до глобальних моделей включається 5–10% наявних по території досліджень метеостанцій, чого вочевидь недостатньо при розрахунках регіональних прогнозів).

Принципова складність задачі полягає в тому, що кліматичні моделі розраховуються в так званому геопросторі, тобто в просторі, який є за визначен-

ням квазидвувимірним простором земної поверхні, що характеризується замкнутістю, позитивною кривизною (опуклістю), квазіфрактальністю та анізотропністю у геофізичних та космічних полях (наприклад, у гравітаційному, магнітному полі Землі). Місцезаписи у геопросторі визначаються сферичними (широта і довгота) або прямокутними координатами; анізотропність геопростору відображається у нерівнозначності горизонтального і вертикального напрямків (переміщення по вертикалі значно ускладнене), наслідком чого є сферичність будови Землі, а також (меншою мірою) широтного та довготного напрямків, проявом чого є широтна зональність [8]. Це визначає специфічну топологію розподілів даних модельних розрахунків. Результати спостережень при цьому є наборами даних, отриманих у визначених точках; таким чином, незважаючи на те, що вони є геореферованими (тобто географічно прив'язаними), для них не обов'язково справедливі всі базові постулати, які впливають із визначення геопростору.

З математичної точки зору задача полягає в тому, щоб включити в масив розрахункових даних із заданою визначеною топологією (в розраховані на геопросторі модельні дані) дані спостережень, тобто дані апіорі стохастичної природи, які мають описуватися абсолютно іншими методами і для яких не обов'язково виконуються умови, характерні для модельних даних.

В загальному випадку для вирішення цієї задачі слід вирішувати топологічну задачу про приведення у відповідність топології однієї множини (із заданою топологією) і набору множин випадкових даних з невизначеною апіорі топологією [1].

В нашому випадку топологія множини модельних даних задана визначенням геопростору. Тоді як топологія множин даних спостережень апіорі не визначена ніяк [20]. Виходячи із загальної теорії отримання та аналізу даних експериментів [14], ми можемо аналізувати дані поточних метеорологічних вимірювань в термінах теорії гільбертових просторів, на яких визначені обмежені і необмежені оператори, випадкові елементи і оператори, і у такий спосіб визначаються елементи лінійного й опуклого програмування. Таким чином, використання в нашому випадку теорії скінченновимірних гільбертових просторів для аналізу розподілів даних метеорологічних вимірювань може дозволити нам отримати результати, що дозволять визначити топологію відповідних множин і інтегрувати дані до множин із заданою топологією, тобто визначені на геопросторі.

Представлення даних спостережень у гільбертових просторах дозволяє нам залишитися в рамках так званого локального моделювання і в такий спосіб позбавитися необхідності задання залежних від структури даних крайових умов [52]. Це, в свою чергу, звільняє нас від необхідності узгодження в

подальшому граничних умов двох різних типів даних. Таким чином, математично задача зводиться до пошуку коректного методу інтегрування даних метеорологічних спостережень, в загальному випадку представлених у гільбертових випадкових просторах, і даних моделювання, представлених як рівномірні нормалізовані множини даних, визначені на геопросторі із заданою топологією.

Образно цю задачу можна представити як наклеювання латок довільної форми та розміру на поверхню круглого м'ячика [17]. При цьому латки мають бути підігнані одна до одної, загальна площа латок набагато менша за площу поверхні м'ячика, форма та топологія латок може бути будь-яка, м'ячик має кінцеву пружність, тобто ніколи не може змінити позитивну кривизну. Метод, який пропонується в даному розділі полягає в тому, що латки попередньо розгладжуються, їхні краї підрізуються та підганяються одна до одної, після чого вони послідовно наклеюються на поверхню м'ячика.

Тобто ми пропонуємо вбудовувати в модель додаткові дані, не використані під час побудови моделі, і перераховувати необхідні параметри по сітці, яка відповідає потребам локального моделювання та обґрунтовується наявними даними. Це означає, що на відміну від традиційного даунскейлінгу, запропонований підхід базується не на результатах моделювання і властивостях отриманих розрахункових множин (що мають суттєво обмежену просторову і часову розрізненість), а на даних регіональних вимірювань. Саме локальні дані і є визначальними при регіоналізації моделі у даному підході, що і слугує принциповою відмінністю.

Задача, таким чином розпадається на: 1) задачу редукації методики аналізу спостережень та отримання розподілів даних вимірювань та на 2) задачу інтеграції отриманих редукованих даних в модельні розподіли з подальшим розрахунком параметрів по редукованій сітці.

При вирішенні задачі уточнення моделі за наборами даних спостережень, представлених як гільбертові простори в частині редукації методики аналізу спостережень, будемо розглядати набори даних  $\zeta(x_{ij})$ , виміряних в методиці, представлених лінійними операторами  $A_o \rightarrow A$ . Уточнювати  $A$  ми будемо при достатньо відомому (з відомою та/або керованою епістемічною достовірністю) сигналі  $f^i(x_{ij})$ , представленою випадковим вектором з відомим коваріаційним оператором  $F \in (\mathfrak{X} \rightarrow \mathfrak{X}), Fx = Ef(x, f), x \in \mathfrak{X}$  вимірюючи при цьому набори змінних [13]:

$$\xi^i = Af^i + v^i, \quad (5.15)$$

де  $v$  — випадковий елемент гільбертового простору  $\mathfrak{X}$  з кореляційним оператором  $\Sigma x = E v(x, v), x \in \mathfrak{X}, E v = 0$  що визначає похибку, або “шум”, тобто міру алеаторичної невизначеності вимірювань;  $\xi$  —



вимірювання, уточнені відносно моделі  $\zeta; E$  — математичне сподівання;  $A$  — методика, або “модель вимірів” — випадкові лінійні оператори (такі, що  $A \in B\mathfrak{X} \rightarrow \mathfrak{Y}$ ,  $x \in \mathfrak{X}, y \in \mathfrak{Y}$ , а функція  $f(Ax, y) = f(x, A^*y)$ ), які визначають методику перетворення даних.

Якщо ми введемо будь-яку вимірювану множину  $M$  ( $M \subset \mathfrak{X}$  в  $\mathfrak{X}$ ), на якій визначимо випадковий вектор  $\eta$ , що буде описувати розподіл регуляризованих даних з визначеною достовірністю, то по відношенню до нього задача визначення методики інтеграції даних спостережень до загальної моделі, тобто уточнення (редукції) операторів, може бути визначена так [18]:

$$A_\eta = E(A|\eta), J_\eta = (E((A - A_\eta)^* F (A - A_\eta)^* | \eta)). \tag{5.16}$$

Тут  $F$  — коваріаційний оператор даних;  $J$  — оператор невизначеності.

В такому випадку задача редукції розподілів даних може бути сформульована як:

$$E(\inf \{E(\|R'\zeta - Uf\|^2 | \eta) R' \in (\mathfrak{X} \rightarrow U)\}) = E(E(\|R\eta\zeta - Uf\|^2 | \eta)) = E\|R\eta\zeta - Uf\|^2 \tag{5.17}$$

де  $U$  — ортогональний проектор на підпростір. Таким чином, мова йде про визначення випадкового оператора  $R' = R\eta$ , який відповідає умові [4]:

$$\inf \{E(\|R'\zeta - Uf\|^2 | \eta) R' \in (\mathfrak{X} \rightarrow U)\} = E(\|R_\eta\zeta - Uf\|^2 | \eta). \tag{5.18}$$

При розв’язанні цієї задачі ми отримуємо взаємозгоджені розподіли даних спостережень, із скоординованими границями, за результатами аналізу розподілів даних окремих вимірювань. Одержані множини, в представленні гільбертових просторів, за своїми топологічними властивостями можуть бути інтегровані (редуковані) в глобальні моделі будь-якої складності.

Таким чином, на першому етапі задача зводиться до визначення регуляризованих розподілів даних спостережень. Крім того, слід зазначити, що актуальною є проблема оцінки невизначеностей отриманих розподілів.

Задача одержання множин регуляризованих у просторі і часі статистично достовірних розподілів метеорологічних показників за даними спостережень на метеостанціях по території досліджень може вважатися розв’язаною через застосування запропонованого алгоритму нелінійної просторово-часової регуляризації даних на основі аналізу головних компонент із застосуванням модифікованого методу згладжувальної нелінійної ядерної функції — КРСА. Використовуючи запропонований алгоритм ми отримуємо регуляризований просторово-часовий розподіл характеристик досліджуваних параметрів по всьому періоду спостережень із згладжувальними показниками достовірності з урахуванням усіх джерел спостережень [72] (тобто дані різних спостережень, інтегровані в одну множину).

Відповідно до наведеного вище загального підходу, задача надалі полягає в інтеграції множини даних, представлених у вигляді гільбертових просторів із заданими лінійними операторами перетворень до множини даних із заданою топологією (множини модельних рішень).

Отже, за результатами аналізу даних у рамках описаного методу ми отримуємо сукупність нормалізованих розподілів  $\xi_t = A_t f(x_t) + v_t$ , де  $t$  — момент часу (що визначається як крок модулювання для множини модельних даних і як міра множини даних для розподілів даних метеорологічних спостережень). Надалі пропонується спільно аналізувати дані моделювання та спостережень в рамках модифікованого методу трансформації ансамблів фільтрацією Кальмана (Ensemble Transform Kalman Filter — ETKF) [73].

При цьому будемо вважати, що вектори істинного стану системи  $x$  в момент часу  $k$  визначаються відповідно до загального закону:

$$x_t = F_t x_{t-1} + B_t u_t + w_t, \tag{5.19}$$

де  $F_t$  — матриця еволюції системи, тобто модельованих впливів на вектор  $x_{t-1}$  в момент  $t-1$ ;  $B_t$  — матриця управляючих, вимірних впливів  $u_t$  на вектор  $x$ ;  $w_t$  — випадковий процес з коваріаційною матрицею  $Q_t$ . Таким чином, ми вводимо опис модельних розподілів  $F_x$  та даних спостережень  $B_t$ .

Визначимо екстраполяційне значення вектора істинного стану системи за оцінкою вектору стану на попередньому кроці:

$$x_{\eta t-1} = F_t x_{t-\eta t-1} + B_t u_{t-1}. \tag{5.20}$$

Для цього екстраполяційного значення вектора істинного стану можна визначити загальний вигляд коваріаційної матриці:

$$P_{\eta t-1} = F_t P_{t-\eta t-1} F_t^T + Q_{t-1}. \tag{5.21}$$

Різниця між оцінюваним (екстраполяційним) значенням вектора істинного стану системи та отриманим на відповідному кроці моделювання може бути оцінена так:

$$\Delta x_t = \xi_t - A_t x_{\eta t-1}, \tag{5.22}$$

а коваріаційна матриця відхилення:

$$S_t = A_t P_{\eta t-1} A_t^T + R_t. \tag{5.23}$$

Далі, на основі коваріаційних матриць екстраполяції вектора стану та отриманих вимірів, введемо матрицю оптимальних коефіцієнтів Кальманівського підсилення:

$$K_t = P_{t-1} A_t^T S_t^{-1}, \quad (5.24)$$

використовуючи яку скорегуємо екстраполяційні значення вектора істинного стану системи:

$$x_{it} = x_{it-1} + K_t \Delta x_t. \quad (5.25)$$

При цьому вводимо геореферований фільтр на розподіл вектора стану  $x_{ij}$ , який залежатиме від географічно прив'язаних координат  $j, i$  та не залежатиме в загальному випадку від моменту часу  $t$ :

$$(x_{ij})_t = (x_{ij})_i^\alpha = (x_{ij})_i \alpha_{ij}. \quad (5.25)$$

Тут коефіцієнти  $\alpha$  обираються відповідно до введеного алгоритму КРСА [51] за правилом оцінки оптимального балансу функції взаємної валідації та матриці коваріації:

$$C^F v = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \Phi(x_j) \Phi(x_j)^T \sum_{i=1}^N \alpha_i \Phi(x_i), \quad (5.27)$$

де нелінійна функція розподілу вхідних даних  $\Phi$  задовольняє умовам:  $\sum_{k=1}^N \Phi(x_k) = 0$  [65], а  $\tilde{k}_i$  — усереднені значення кернел-матриці  $\mathbf{K} \in R^N$  (де  $[\mathbf{K}]_{ij} = [k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)]$ ). Ця матриця складається із кернел-векторів, що визначаються, як  $k_i$ ; при цьому  $[\mathbf{k}_i]_j = [k_i(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)]$ . Кернел-матриця розраховується відповідно до модифікованого правила [25]:  $\mathbf{k}_i(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \left( \rho_{ij}^{x_j} (1 - \rho_{ji}^{x_j})^{x_j} \right)$ , де  $\rho$  — емпіричні параметри, які обираються відповідно до моделі класифікації досліджуваних явищ [72].

Якщо застосувати цей фільтр і пам'ятати про необхідність взаємоузгодження множин даних, можна запропонувати вигляд матриці коваріації  $P^a$  для аналізу фактичних похибок, виходячи із вигляду матриці коваріації похибок екстрапольованого значення вектора стану системи  $P^f$  та матриці коваріації даних спостережень  $R$ :

$$P^a = P^f - P^f A^T (A P^f A^T + R)^{-1} A P^f. \quad (5.28)$$

Таким чином, ми отримуємо засіб для оптимізації розрахунку матриці оптимальних коефіцієнтів Кальманівського підсилення і, відповідно корекції екстраполяційних значень вектора істинного стану системи за сукупними даними моделювання і спостережень.

Після закінчення процедури інтеграції даних ми обчислюємо необхідні параметри за алгоритмом:

$$x_i^{(ij)} = \sum_{m=1}^n w_{ij} \hat{x}_i^m x_i^m, \quad (5.29)$$

де  $w_{ij}(\tilde{x}_i^m)$  — ваговий коефіцієнт, який визначається через пошук мінімуму [3]:

$$\min \left\{ \sum_{m=1}^n \sum_{x_i^m \in R^m} w_{ij}(\tilde{x}_i^m) \left( 1 - \frac{x_i^m}{\tilde{x}_i^m} \right)^2 \right\}. \quad (5.30)$$

В цьому рівнянні  $m$  — кількість проведених екс-

периментів;  $n$  — кількість джерел даних;  $x_i^m$  — розподіл результатів спостережень;  $R^m$  — множина (загальна сукупність) даних;  $x_i^m$  — кореговані екстраполяційні значення вектора істинного стану системи за сукупними даними моделювання і спостережень.

Таким чином ми отримуємо регулярний просторовий розподіл вимірюваних характеристик по локальній території дослідження як за результатами модельних розрахунків, так і з урахуванням регіональних метеорологічних вимірювань по сітці, яка відповідає розподілу даних вимірювань, тобто має значно краще розрізнення, ніж звичайна модельна.

Використовуючи наведений підхід, було обрано сценарії зміни окремих кліматичних показників по території, яка включає Україну, на період до 2030 р. з використанням в якості базової моделі CCSM3 (The Community Climate System Model version 3) Національного центру досліджень атмосфери США (NCAR). Початкове лінійне просторове розрізнення цієї моделі становить для нашої території приблизно 420 км (діагональ стандартної розрахункової комірки розміром  $2.8 \times 2.8^\circ$  або  $305 \times 291$  км), використані сценарії емісій A2 і B2. Застосування запропонованого методу дозволило редукувати просторове розрізнення до 49 км (діагональ редукованої розрахункової комірки розміром  $35 \times 35$  км).

Всього було розраховано просторово-часові розподіли восьми параметрів: температура повітря, температура поверхні, кількість опадів/очікувана середня товщина снігового покриву, середній поверхневий стік, атмосферний тиск, вологість ґрунту, вміст вологи в поверхневому шарі ґрунту (коренева зона) з часовим розрізненням 2 тижні і 1 місяць, на розрахункових комірках розміром  $35 \times 35$  км і  $50 \times 50$  км.

Наведені розрахунки можна використовувати в подальшому для отримання більш адекватних оцінок ризиків, пов'язаних із кліматичними змінами на регіональному рівні, а також для оптимізації стратегій адаптації господарювання до небезпечних змін.

Автори висловлюють подяку за надані дані, моделі та обчислювальні потужності колегам з NCAR, Національного управління з питань досліджень атмосфери та океану (NOAA), Університету Чикаго та Університету Джона Хопкінса (John Hopkins University), США.

### 5.1.5. Метод оцінки комплексних мір ризику за результатами спільного аналізу багатовимірних мультіваріативних величин

Основним питанням є кількісна оцінка міри ризику у випадках багатовимірних мультіваріативних величин. Це вимагає коректної оцінки всіх частин

функції розподілу втрат від небажаної події. Ми розглядаємо набір відповідних ймовірностей  $p$ , тобто оцінюємо набори квантилів  $q$ , що відповідають розподілу  $p$ . Функція розподілу може бути безперервною, і в цьому випадку ми розглядаємо функції  $q(p)$  за умов безперервного розподілу значень  $p$ , або дискретні, і в такому випадку отримуємо набір з  $N$  окремих значень  $q(p)$  для кожного  $p$ . У випадках, коли розподіли вимірюваних величин, а отже, розподіли відповідних ймовірностей  $p$ , не є відомими і не можуть бути представлені у вигляді лінійних нормальних розподілів (тобто в більшості реальних випадків), слід застосовувати непараметричні методи оцінювання.

Непараметричні методи оцінювання спрямовані на оцінку ризику без застосування жорстких припущень щодо властивостей досліджуваних розподілів. Тобто замість введення параметрів розподілів ми оцінюємо ризик за емпіричними розподілами, які впливають із властивостей розподілів досліджуваних даних. Порівняно з параметричними методами, непараметричні методи дозволяють запобігти небезпеці помилкової апріорної оцінки розподілу, яка призводить до великих похибок у кінцевих мірах ризику. Непараметричні методи базуються на припущенні, що найближчі значення розподіляються так само, як і попередні дані, тобто ми можемо спрогнозувати розвиток системи, використовуючи останні дані (представлені емпіричними розподілами). Переваги непараметричних методів на практиці залежать, таким чином, від дотримання цього припущення в різних ситуаціях. Як показує практика, в більшості випадків це припущення виконується, тобто непараметричні методи працюють добре [22, 40]. З іншого боку, якщо це припущення не виконується, особливо на границях розподілів, то непараметричні методи можуть мати чутливі невизначеності, зокрема, там, де розподіли мають екстремуми.

Зазвичай значення квантилей отримуються з гістограм емпіричних розподілів даних, які регуляризуються та уточнюються різними способами. Зокрема, можна регуляризувати гістограми за допомогою ядрель-методів, які є найбільш складними із сучасних непараметричних методів оцінювання розподілів [28], що дозволяє згладжувати зубчасті гістограми без введення жорстких припущень щодо властивостей розподілів даних.

Також можна розширити коло непараметрич-

них методів оцінювання, включивши до розгляду не лише відомі із спостережень емпіричні статистики, але й додаткові, зокрема, штучно сконструйовані розподіли. Наприклад, можна сконструювати окремий гіпотетичний сценарій, що базується на окремих даних, надати певну ймовірність його реалізації і застосувати непараметричний метод спільної оцінки емпіричного (“історичного”) і гіпотетичного (“неісторичного”) сценарію. Включення до розгляду додаткових, наприклад, гіпотетичних розподілів, дозволяє подолати головний недолік непараметричних методів оцінювання — їхню повну залежність від множин емпіричних даних і, таким чином, слабкість у визначенні екстремумів. Важливим інструментом вивчення взаємних залежностей наборів розподілів є копула-функції. В роботі Frees and Valdez (1998) [35] наведено загальний опис використання копула-функцій для кількісного вивчення ризиків. Більш детально ці методи описано в роботах Cherubini, Luciano, and Vecchiato (2004) [24].

Для оцінки довгострокових багатовимірних корелятивних зв'язків у мультіваріативних розподілах можна запропонувати використовувати, виходячи із отриманих результатів аналізу даних, вигляд копули в еліптичній формі [30]. Зокрема, аналізуючи отримані дані можна запропонувати для подальшого аналізу ризиків та визначення стратегій мінімізації збитків, пов'язаних з надзвичайними ситуаціями, використовувати багатовимірну функцію розподілу ймовірностей, яка враховувала б виявлені багатоваріативні внутрішні залежності в структурі розподілів надзвичайних ситуацій найкращим чином. Якщо розподіл спостережень описується випадковим вектором  $(X_1, X_2, \dots, X_n)$  з функцією спільного розподілу  $F_{X_1, X_2, \dots, X_n}(x_1, x_2, \dots, x_n)$  і маргінальними функціями розподілів  $F_{X_1}(x_1), F_{X_2}(x_2), \dots, F_{X_n}(x_n)$ , то відповідно до [67], можна визначити функцію розподілу  $C$  на гіперкубі  $[0,1]^n$  таку, що її маргінальні розподіли будуть рівномірними на відріжку  $[0,1]$  і буде виконуватися умова  $F_{X_1, X_2, \dots, X_n}(x_1, x_2, \dots, x_n) = C(F_{X_1}(x_1), \dots, F_{X_n}(x_n))$ . Застосування алгоритмів регуляризації дозволило отримати розподіли, що задовольняють викладеним умовам, крім того, функції розподілів  $F_{X_i}$  можна представити як неперервні для всіх  $i = 1, 2, \dots, n$  і, таким чином, відповідно до [67], зазначена функція розподілу  $C$ , яка має назву функції копули, буде визначена однозначно. Для нашого випадку функцію копули представимо у вигляді [62]:

$$C_{v,c}(u_1, u_2, \dots, u_n) = \frac{v \sqrt{c} (v\pi)^n}{v+n} \cdot \frac{\prod_{n=1}^N \frac{(1 + \frac{1}{n})^{\frac{v+n}{2}}}{1 + \frac{v}{2n}}}{\prod_{n=1}^N \frac{(1 + \frac{1}{n})^{\frac{v}{2}}}{1 + \frac{v}{2n}}} \cdot \int_{x_1}^{(u_1)} \dots \int_{x_n}^{(u_n)} \left( 1 + \frac{\mathbf{x}_t^{(x,y)}}{c v} \right) dx_t^{(x,y)} \quad (5.31)$$

де  $c$  — отримана за результатами аналізу регуляризованих даних матриця кореляцій.

Матриця кореляцій розраховується за результатами аналізу статистик, регуляризованими за відповідними алгоритмами і може бути представлена в явному вигляді.

Застосування такого вигляду функцій для опису розподілу залежностей між ризиками катастроф підтверджено дослідженнями фахівців у галузі фінансів і страхування, зокрема [21, 63]. Так, запропоновану формулу можна з певними застереженнями вважати окремим випадком описаного в роботах [62, 63] загального підходу до оцінки ризиків.

В такому вигляді ми отримуємо можливість визначити довгострокові тенденції перебігу взаємопов'язаних процесів і явищ, представлених стохастичними даними спостережень [29, 71].

Однак слід взяти до уваги той факт, що ризики в складних випадках опису великих багатокомпонентних систем на значних часових проміжках не можна адекватно описувати лінійними суперпозиціями скалярних кореляцій [31, 32]. Тут необхідно використовувати більш складні залежності, що відображають складні взаємозв'язки в системі, враховують просторово-часові гетерогенності і невизначеності, притаманні досліджуванним явищам [32].

Для розподілів екстремальних явищ у межах інтервалів, на яких поведінка досліджуваних параметрів суттєво відрізняється від нормальних розподілів (в нашому випадку це середньострокові, сезонні розподіли, насамперед весняний сезон, а також багатовимірні розподіли, що включають параметри, що не можуть бути коректно усереднені, наприклад, опади), слід використовувати інший тип копули, який дозволить більш точно визначити поведінку окремих компонент розподілів випадкових величин [37]:

$$C(u_1, u_2) = \exp\left(-V\left(-\frac{1}{\log u_1}, -\frac{1}{\log u_2}\right)\right) \quad (5.32)$$

$$V(x, y) = \int_0^1 \max\left(\frac{\omega}{x}, \frac{1-\omega}{y}\right) dH(\omega) \quad (5.33)$$

Тут

$$H(\omega) = \begin{cases} 0, \omega < 0; \\ 1/2(\omega(1-\omega))^{-1-\alpha} (\omega^{-\alpha}(1-\omega)^{-\alpha})^{\frac{1}{\alpha-2}} d\omega, 0 \leq \omega < 1; \\ 1, \omega \geq 1 \end{cases} \quad (5.34)$$

Тобто для розгляду екстремальних явищ із групи взаємозалежних (або слабо залежних) явищ, наприклад надзвичайних ситуацій гідрологічного характеру, можна використовувати розрахункову форму з  $0 \leq \omega < 1$ .

Наведена форма, по-перше, дозволяє визначити зв'язок окремих кліматичних показників з розподілами визначених параметрів надзвичайних ситуацій на регіональному рівні в масштабах окремих сезонів, а, по-друге, дає можливість в подальшому

вбудувати додаткові алгоритми регуляризації даних, що зменшать невизначеності і таким чином, підвищать достовірність прогнозування [44].

Для оцінки поведінки випадкових значень розподілів міри ризику досліджуваних величин в залежності від кількох ймовірнісних розподілів кліматичних, екологічних та інших параметрів, які мають суттєві гетерогенності розподілів і з якими досліджувані величини пов'язані визначеними корелятивними зв'язками, можна запропонувати використати метод спільного аналізу багатовимірних мультиваріативних величин, який базується на непараметричних методах кернелівських копула-функцій [23, 30]. Цей метод дозволяє, по-перше, усунути можливі похибки, що виникають внаслідок різниці інтервалів спостереження різних досліджуваних параметрів, і, по-друге, згладжує можливі розриви у взаємних розподілах даних.

Визначимо як  $K_{u,b}(x)$  — кернел-вектор для  $u \in [0; 1]$  на інтервалі  $h > 0$  у формі [23, 30]:

$$K_{u,b}(x) = \frac{K(x)(a_2(u,b) - a_1(u,b)x)}{a_0(u,b)a_2(u,b) - a_1^2(u,b)}, \quad (5.35)$$

$$a_l(u,b) = \int_{\frac{u-1}{b}}^{\frac{u}{b}} t^l K(t) dt, \quad l = 0, 1, 2. \quad (5.36)$$

Визначимо також функції  $G_{u,h}(t)$  і  $T_{u,h}$ :

$$G_{u,b}(t) = \int_{-\infty}^t K_{u,b}(x) dx, \quad (5.37)$$

$$T_{u,b} = G_{u,b}\left(\frac{u-1}{b}\right). \quad (5.38)$$

Функція розподілу комплексного показника буде визначатися функціями розподілів досліджуваних показників  $X_1, X_2, \dots, X_n$  через копулу  $C$ :

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = C(F_1(X_1), F_2(X_2), \dots, F_n(X_n)). \quad (5.39)$$

Розподіли екстремальних значень досліджуваних показників  $F_i(x)$  будуть описуватися іншими функціями розподілів, які відповідатимуть випадку, коли параметри перевищать певний поріг  $x_i > u_p$  і будуть представлені у вигляді:

$$F_i(x) = 1 - \frac{N_{u_i}}{n} \left(1 + \xi_i \frac{x - u_i}{\beta_i}\right)^{-\frac{1}{\xi_i}}, \quad i = 1, 2. \quad (5.40)$$

Тут  $\xi$  — параметр згладжування;  $\beta$  — параметр, що визначає взаємну залежність досліджуваних розподілів ( $\beta \in [0, 1]$ ; при цьому, якщо  $\beta = 0$ , то розподіли є абсолютно незалежними, а якщо  $\beta = 1$  — то повністю взаємозалежними).

В такому випадку вигляд оптимального кернелівського копула-корелятора буде в загальному випадку таким [23]:

$$\hat{C}(u, v) = n^{-1} \sum_{i=1}^n G_{u,b} \left( \frac{u - F_1(X_{i1})}{b} \right) G_{v,b} \left( \frac{v - F_2(X_{i2})}{b} \right) - (uT_{u,b} + vT_{v,b} + T_{u,b}T_{v,b}) \tag{5.41}$$

Ця загальна форма дозволяє отримати вигляд оптимального корелятора, який пов'язує прояви екстремальних явищ, наприклад, частоту надзвичайних ситуацій і кліматичні показники, зокрема, зміни температури повітря.

Як приклад використання запропоновано підходу до визначення сталих взаємних кореляцій між параметрами ризиків та кліматичними показниками, було визначено форму “оптимального корелятора” між температурою повітря та кількістю надзвичайних ситуацій — “приведена максимальна температура”  $T_{red}$  у вигляді:

$$T_{red} = \left( 1 - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N T_n \right) \left( 1 - \frac{1}{T^{max} - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N T^{max}} \right) \tag{5.42}$$

Тут  $N$  — кількість метеорологічних спостережень;  $T_n$  — зареєстровані температури повітря;  $T^{max}$  — максимальні зареєстровані температури протягом періоду спостережень.

Середні показники кореляції запропонованого індексу  $T_{red}$  з кількістю надзвичайних ситуацій в залежності від досліджуваного періоду лежать в межах 0.95–0.98 і є вищими, порівняно із показниками, властивими середнім (0.69–0.73), або максимальними (0.85–0.9) температурам для інтервалів в межах періоду спостережень 1960–2010 рр. (табл. 5.3.).

Таким чином, в залежності від періоду запропонований підхід (використання розрахованого оптимального корелятора) дозволяє підвищити точність оцінки частоти надзвичайних ситуацій за даними спостережень кліматичних показників у середньому на 22% (11–34%), що є суттєвим показником для довгострокових оцінок.

Використовуючи наведений підхід можна отримати сталі достовірні кореляції вимірюваних показників із параметрами ризиків, які ми хочемо оцінити. Тобто не маючи детермінованих моделей (або в усякому випадку, не маючи детермінованих феноменологічних моделей із достатнім просторовим і часовим розрізненням), ми можемо отримати просторово розподілені оцінки показників ризиків за даними серій спостережень стану середовища.

В якості прикладу застосування непараметричних ядерелівських копула-функцій можна запропонувати розрахунки кількох показників ризиків та екологічної безпеки.

### 5.1.6. Обмеження запропонованого методу моделювання

Запропонований метод аналізу рушійних сил надзвичайних ситуацій, заснований на алгоритмі КРСА, має певні обмеження, що впливають із природи використаного алгоритму.

По-перше, метод відноситься до так званих локальних методів моделювання [52], тобто до сім'ї непараметричних методів оцінювання, які ґрунтуються на властивостях розподілів досліджуваних даних і не потребують введення додаткових умов, апріорних параметрів розподілів тощо. В загальному випадку локальні моделі, на відміну від глобальних балансових моделей, не передбачають виконання законів збереження [52], принаймні одночасного виконання. Це дозволяє бути вільними при виборі граничних умов, не вводити додаткових складних обмежень та використовувати всю наявну сукупність даних спостережень. Водночас виникає інша проблема. Закони збереження ґрунтуються на припущенні про однорідність часу. І відмовляючись від законів збереження, ми втрачаємо шкалу часу, що може виявитися значним ускладненням при сценарних розрахунках. Ця проблема може бути вирішена шляхом введення штучної шкали часових відліків для кожного (або для певних наборів) розподілу і випадку моделювання, або, як в нашому алгоритмі — через введення часу в якості універсальної міри випадкових множин даних спостережень. Таким чином ми усуваємо загальну проблему. Регуляризація сукупності множин гетерогенних даних може бути коректно проведена запропонованим шляхом.

Але при аналізі розподілів екстремальних показників по відношенню до змін середнього значення проблема часу виникає знову в іншому вигляді. Використання часу як універсальної міри не дозволяє аналізувати як незалежні в часі розподіли середніх та екстремальних показників. Тобто, в рамках наве-

**Таблиця 5.3.**

Розраховані показники кореляції кількості надзвичайних ситуацій  $N_d$  з кліматичними показниками — середньою температурою  $T_{mean}$ , максимальною температурою  $T_{max}$  та приведеною температурою  $T_{red}$  в різні часові проміжки для регіону Українського Полісся

Кліматичні показники	Середня температура. °C $T_{mean}$	Максимальна температура. °C $T_{max}$	Приведена температура. °C $T_{red}$
<b>Періоди спостережень</b>			
1960–1990	0.7	0.88	0.95
1990–2010	0.73	0.9	0.98
1960–2010	0.69	0.85	0.95

деного вигляду запропонованого алгоритму неможливо точно визначити короткострокові градієнти екстремальних значень при монотонній поведінці середнього.

На практиці це означає, що аналізувати екстремальні параметри як рушійні сили надзвичайних ситуацій за допомогою запропонованого алгоритму ефективно можна на довгих і середніх масштабах. На короткострокових інтервалах підвищення достовірності досягається лише за рахунок кращої просторової розрізненості методу.

Для короткострокових (від кількох днів до кіль-

кох тижнів, тобто прогнозів у межах сезону) оцінок метод має бути модифікованим, зокрема, через верифікацію за даними поточних вимірювань (тобто з методологічної точки зору — через введення квазінезалежної множини даних із визначеним масштабом часу). Таким чином, хоча в рамках задачі, що вирішується (побудова методики середньо- і довгострокових оцінок ризиків) запропонований метод є цілком придатним і за окремими показниками кращим за існуючі аналоги, однак він має обмеження у застосуванні при вирішенні інших типів задач і потребує певних модифікацій.

## 5.2. Математична та експертна оцінка небезпек, пов'язаних з довгостроковими змінами клімату та довкілля

### 5.2.1. Оцінка показників ризиків ландшафтних пожеж

Для розрахунку показників ризиків ландшафтних пожеж можна використати такий набір розподілів: розподіл ймовірностей займання, отриманий за допомогою систем ДЗЗ; розподіли кількості ландшафтних пожеж на основі статистики відповідних відомств (Держлісосу та МНС); просторово-часовий розподіл продуктивності екосистем, одержаний за результатами моделювання [2], розподіл кліматичних показників, отриманий за розрахунками регіонально адаптованих кліматичних моделей; розподіл атмосферного вмісту ПГ, одержаний за результатами супутникових спостережень [54]. Також для аналізу вмісту вуглецю в атмосфері можуть бути використані сценарії емісій [36, 43].

Ключовою змінною тут є розподіл ймовірностей займання, отриманий за допомогою систем ДЗЗ. В роботі [6] запропоновано обґрунтування методики моніторингу ландшафтних пожеж. Здійснюваний за допомогою цієї методики кризовий та посткризовий моніторинг дозволяє одержати калібрувальні дані для моделей розповсюдження пожежі [55, 61], а також дані для оцінки економічних і прямих екологічних збитків [42]. Використання цієї методики дає розподіл кількості займань по певній території за час спостережень. Таким чином, ми отримуємо розподіл, який включаємо до аналізу в рамках застосування запропонованої копули.

Слід ще раз зазначити, що результати використання цієї методики дають не розподіл пожеж, а розподіл місць найбільш ймовірного займання за визначених теплових умов, тобто визначення міри ри-

зику пожежі за цими даними потребує додаткової процедури розрахунку. Ця процедура має включати аналіз розподілу природного палива, тобто кількості, розподілу та стану живої та мертвої речовини, яка може горіти під час ландшафтної пожежі, а також модель розповсюдження пожежі, як це було показано в [6].

Виходячи із розподілів зареєстрованих займань по території досліджень, можна вирахувати показники ймовірності виникнення пожежі (за даними супутникового спостереження) та ризику пожежі (за даними аналізу статистики надзвичайних ситуацій) за окремими типами екосистем, використовуючи дані тематичного дешифрування (рис. 5.22–5.25).

В такому випадку можна розрахувати прогнозні показники ймовірності займання та ризику пожежі для певного часового проміжку, для якого із визначеною достовірністю відомі кліматичні показники і показники продуктивності екосистем.

На рис. 5.26 наведено результат розв'язання задачі оцінки динаміки природного палива (кореляції модельних значень та даних ДЗЗ) при заданих розподілах ймовірності загоряння (визначених через багаторічні спостереження реєстрації пожеж супутниковими методами та на підставі кореляційного аналізу) та оцінених із певною достовірністю кліматичних змін.

Таким чином, розрахунки показують істотне збільшення ризиків, пов'язаних із ландшафтними пожежами (у 2 рази протягом 50 років), що відповідає загальному тренду зростання ймовірності виникнення надзвичайних ситуацій кліматичного походження.

**Література — див. розділ 5, підрозділи 5.2.2–5.2.5**