

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХЕРСОНСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
Факультет комп'ютерних наук, фізики та математики
Кафедра комп'ютерних наук та програмної інженерії

МЕТОДИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ АНАЛІЗУ
ГЕОГРАФІЧНИХ ДАНИХ

Кваліфікаційна робота (проект)
на здобуття ступеня вищої освіти «магістр»

Виконав: здобувач 2 курсу 261 групи

Спеціальності 126 Інформаційні системи та
технології

Пилипенко Ігор Олегович

Керівник: Заслужений діяч науки і техніки,
України доктор фізико-математичних наук,
професор,

Песчаненко Володимир Сергійович

Рецензент кандидат технічних наук, доцент
кафедри програмних засобів і технологій
Херсонського національного технічного
університету

Захарченко Р.М.

Івано-Франківськ – 2024

ЗМІСТ

ВСТУП	3
РОЗДІЛ I. ОСНОВНІ ЕТАПИ ТА НАПРЯМКИ ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТА В ГЕОПРОСТОРОВИХ ДОСЛІДЖЕННЯХ	5
РОЗДІЛ II МЕТОДИ ШІ В ПРОСТОРОВОМУ АНАЛІЗІ: ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА	11
2.1 Еволюція поглядів на ШІ в географічному аналізі	11
2.2 Штучний інтелект в аналізі суспільно- просторових процесів	17
РОЗДІЛ III МЕТОДИ ПРОСТОРОВОЇ СТАТИСТИКИ: АПРОБАЦІЇ НА РІЗНИХ ІЄРАРХІЧНИХ ТЕРИТОРІАЛЬНИХ РІВНЯХ	26
3.1 Геостатистичний аналіз диференціації та динаміки демографічного простору України	26
3.2 Аналіз геопросторових даних на локальному рівні	29
ВИСНОВКИ	39
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	41

ВСТУП

Актуальність теми. Штучний інтелект визначається як потужний інструмент розвитку сучасної науки. Сьогодні штучний інтелект (ШІ) приносить величезні нові можливості та виклики для геопросторових досліджень. Його швидкий розвиток зумовлений теоретичним прогресом, великими обсягами даних, комп'ютерним обладнанням (наприклад, графічним процесором) і високопродуктивними обчислювальними платформами, які підтримують розробку, навчання і розгортання моделей ШІ за розумний проміжок часу. Наразі ШІ - це здебільшого набір складних методів програмування. Багато з цих методів ґрунтуються на припущенні, що спосіб, у який знання набуваються, організовуються, отримують доступ і модифікуються як люди, так і машини, забезпечує основу «розумного» прийняття рішень. Методи штучного інтелекту застосовуються до широкого спектру географічних проблем, включаючи моделювання індивідуального і колективного прийняття рішень, побудову експертних систем і «інтелектуальних» географічних інформаційних систем.

Мета і завдання дослідження. Метою роботи є розкриття сутності, особливостей та прийомів застосування методів штучного інтелекту в аналізі географічної інформації.

Досягнення наголошеної в роботі мети зумовило необхідність вирішення таких пов'язаних **завдань**:

- 1) проаналізувати сучасні напрямки застосування ШІ в просторовому аналізі географічної інформації;
- 2) проаналізувати та дати характеристику сучасним методам та прийомам ШІ при аналізі географічної інформації;
- 3) провести апробації певних методів та прийомів просторового аналізу із застосуванням ШІ на різних територіальних ієрархічних рівнях.

Об'єктом дослідження методи штучного інтелекту . **Предметом дослідження** – особливості та застосування методів ШІ для аналізу географічної інформації

Методи дослідження. Серед методів були застосовані: системний аналіз для формування системи поглядів на методологічний апарат ШІ в просторових дослідженнях, методи просторового аналізу – статистичний при аналізі просторової диференціації географічної інформації (програма Statistica 8,0). Картографічний метод застосовано для просторової візуалізації диференціації географічної інформації. Картографічні моделі виконані в програмах ArcGIS, MapInfo.

Практичне значення одержаних результатів. Результати дослідження можуть бути застосовано при виконанні наукових і практичних завдань з застосуванням просторового аналізу як інструменту чи результату дослідження. В навчальному процесі, результати дослідження можуть бути застосовані при викладанні окремих освітніх компонент на спеціальностях 103 Науки про Землю, 106 Географія, 126 Інформаційні системи та технології тощо.

Робота складається з вступу, трьох розділів, висновків та списку використаних джерел (43 джерела). Загальний обсяг 45 сторінок

РОЗДІЛ I

ОСНОВНІ ЕТАПИ ТА НАПРЯМКИ ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТА В ГЕОПРОСТОРОВИХ ДОСЛІДЖЕННЯХ

2.1 Еволюція поглядів на ШІ в географічному аналізі

Штучний інтелект визначається як потужний інструмент розвитку сучасної науки. Сьогодні штучний інтелект (ШІ) приносить величезні нові можливості та виклики для геопросторових досліджень. Його швидкий розвиток зумовлений теоретичним прогресом, великими обсягами даних, комп'ютерним обладнанням (наприклад, графічним процесором) і високопродуктивними обчислювальними платформами, які підтримують розробку, навчання і розгортання моделей ШІ за розумний проміжок часу [4].

Так, професор Вісконсінського університету Gao Song визначає наступні загальні риси і особливості взаємодії географічних наук та ШІ. Останніми роками спостерігається значний прогрес у геопросторовому штучному інтелекті (GeoAI), який являє собою інтеграцію геопросторових досліджень і ШІ, особливо методів машинного навчання і глибокого навчання, а також новітніх технологій ШІ як в академічних, так і в промислових колах. GeoAI можна розглядати як предмет дослідження для розробки інтелектуальних комп'ютерних програм, що імітують процеси людського сприйняття, просторового мислення і відкриття географічних явищ і динаміки; для поглиблення наших знань; для вирішення проблем в системах навколишнього середовища людини і їх взаємодії, з акцентом на просторовому контексті і корінням в географії або географічній інформаційній науці (GIScience) [10].

Перетин ШІ та географічних досліджень не є абсолютно новим; його історичне коріння описане в Smith 1984 [35]; Couclelis 1986 [5];

Openshaw 1992 [27]; Openshaw and Openshaw 1997 [28]; і Janowicz, et al. 2020 [20]. Так, Сміт в роботі ще 1984 року відзначає, що (ШІ) можна розглядати як спробу зрозуміти процеси сприйняття і міркування, які лежать в основі успішного вирішення проблем, і включити результати цих досліджень в ефективні комп'ютерні програми [35]. Наразі ШІ - це здебільшого набір складних методів програмування. Багато з цих методів ґрунтуються на припущенні, що спосіб, у який знання набуваються, організовуються, отримують доступ і модифікуються як люди, так і машини, забезпечує основу «розумного» прийняття рішень. Методи штучного інтелекту застосовуються до широкого спектру географічних проблем, включаючи моделювання індивідуального і колективного прийняття рішень, побудову експертних систем і «інтелектуальних» географічних інформаційних систем.

В 1986 році Helen Couclelis, професор Каліфорнійського університету відзначила, що взаємодія штучного інтелекту і географія розглядаються в широкому контексті, що включає фундаментальні питання теорії, епістемології та наукового методу. Досліджується маловідоме логіко-математичне підґрунтя ШІ і показується, що воно має суттєві наслідки для моделювання в цілому, прогнозування, інтерпретації теоретичних структур і нашого розуміння самої науки. Ці більш абстрактні аспекти «обчислювальної революції», одним з продуктів якої є AI, можуть мати далекосяжні наслідки для географічних досліджень [5].

На початку 1990-х років Stan Openshaw з університету Ньюкастла формулює початок нової кількісної революції, яка містить технологію, дуже важливу для ГІС [27]. Він називає її революцією штучного інтелекту. Стимулами стали три чинники: швидші комп'ютери, практичні і придатні для застосування інструменти штучного інтелекту, а також новий акцент на дослідницькому аналізі даних і моделюванні, спричинений революцією ГІС. Вони дають можливість почати все спочатку, переоцінити цілі, завдання і філософію цілі, завдання і

філософію просторового моделювання та аналізу, що мають відношення до ГІС, і в процесі цього прагнути створити новий інструментарій геомоделювання та аналізу що має загальне значення для географії, планування та регіональних наук. Автор стверджує, що цілком можливо, що діяльність з моделювання та аналізу в галузях, пов'язаних з ГІС, стане залежною від технологій штучного інтелекту стануть залежними від технологій штучного інтелекту. Раніше вважалося, що комп'ютери не можуть бути творчими, але, схоже, методи ШІ все частіше будуть здатні допомагати людині-користувачеві генерувати нові знання і концепції на основі даних, інсайтів, які можуть бути недосяжними в інший спосіб.

В наступній роботі [28] автор знайомить з ключовими принципами штучного інтелекту та його застосуванням у географії, містобудуванні та ГІС. В основному вона охоплює методи і технології ШІ 1970-1990-х років, включаючи евристичний пошук, експертні системи, інтелектуальні системи, засновані на знаннях, нейрокомп'ютери, ШНМ, штучне життя, генетичні алгоритми і нечіткі системи. Таким чином, для того, щоб бути компетентним у дослідженнях GeoAI, потрібні знання теорії ШІ, практики програмування і обчислень, а також знання географічної тематики. Вже з'являється все більше спільних досліджень GeoAI для ГІС-науки, дистанційного зондування, фізичного середовища і людського суспільства [28].

Група дослідників (Hu, Y., Goodchild, M. Та ін, 2024) [14] аналізує 5-ти річчя існування першої просторового ШІ. Це надзвичайна важлива праця концентрує в собі досвід дискусії найбільших експертів з питань застосування просторового ШІ Вони відзначають, як щорічні збори Американської асоціації географів (AAG) у 2023 році відзначили п'ятирічний ювілей з часу проведення першого симпозіуму з геопросторового штучного інтелекту (GeoAI) в рамках AAG у 2018 році. Дискусія професійних географів високо оцінили успіхи її застосування, такі як розробка просторових моделей, створення великомасштабних

наборів географічних даних і використання GeoAI для вирішення реальних проблем. Учасники дискусії також поділилися своїми думками щодо обмежень у поточних дослідженнях GeoAI, які розглядалися як можливості для залучення теорій у географію, покращення пояснюваності моделей, кількісної оцінки невизначеності та покращення узагальнюваності моделей. Автори акцентують увагу на важливих аспектах, які були підкреслені в процесі дискусії, а саме: Навчання моделей в основному працює за таким уніфікованим принципом, який використовує дані, зібрані в минулому, для оптимізації параметрів для покращення прогнозів за допомогою нових для моделі даних. Однак зі зміною клімату багато географічних факторів, взаємозв'язків і процесів зміняться; іншими словами, теперішнє може більше не бути ключем до розуміння минулого, так само як і минуле може не бути ключем до розуміння майбутнього. Моделі GeoAI, навчені на минулих даних і навчені на них, навряд чи зможуть добре передбачити сьогоднішня або майбутнє. Учасники дискусії виділили три основні сфери успіху [14].

Перша сфера - це розробка просторово явних моделей GeoAI. Ці просторово явні моделі враховують особливі характеристики географічних явищ шляхом включення просторових уявлень і можуть більш ефективно враховувати просторову неоднорідність, пов'язану з більшістю географічних явищ.

Другий напрямок - це створення великомасштабних наборів географічних даних. Ці великомасштабні набори географічних даних (наприклад, дані про глобальний будівельний слід) могли не існувати раніше і, таким чином, мають практичну цінність для нових досліджень.

Третя сфера - це використання моделей GeoAI для вирішення широкого спектру реальних проблем. Дослідники вже використовували моделі машинного навчання і глибокого навчання в багатьох сферах, від реагування на катастрофи і національної безпеки до управління сільським господарством і прогнозування дорожнього руху [14].

Учасники дискусії також визначили три основні сфери обмежень. Першою сферою є недостатня взаємодія з теоріями в географії. Існуючі дослідження GeoAI часто зосереджені на завданнях класифікації або прогнозування, або на отриманні більшої кількості інформаційних продуктів з вихідних даних. Хоча ці дослідницькі зусилля мають свою цінність, існує потреба в подальшому залученні теорій в географію, поглибленні знань і поліпшенні нашого розуміння географічних явищ.

Другою проблемою виділяють обмежена пояснюваність моделей GeoAI, про що говорили всі учасників дискусії.

Третя сфера - це обмежена узагальнюваність моделей GeoAI, яку учасники дискусії коментували з різних точок зору. Необхідно відрізнити цю обмежену узагальнюваність. Хоча просторова модель може ефективно враховувати просторову неоднорідність в межах досліджуваного регіону і часового періоду (наприклад, міста за один рік), вона може не дуже добре узагальнюватись на новий досліджуваний регіон (наприклад, зовсім інше місто з відмінним середовищем та інфраструктурою) або інший часовий період через часові варіації географічних явищ, а отже, демонструє обмежену узагальнюваність.

Krzysztof Janowicz з колегами з Каліфорнійського університету так обґрунтовують потребу в дослідженнях GeoAI та проаналізували їхні витоки. Автори виділяють три основні напрямки досліджень, а саме: просторово явні моделі; відповіді на запитання та соціальний моніторинг; необхідність високоякісних наборів даних та покращеній відтворюваності. Автори висловлюють надію, що GeoAI та наука про просторові дані в цілому зблизять безліч галузей, які працюють з просторово-часовою інформацією. Окремо наголошується на етичні міркування, які повинні бути невід'ємною частиною відповідального дослідження GeoAI, як на рівні окремих дослідників, так і на рівні спільноти в цілому [16].

Credit, K відзначає (2024) [6], що багато методів машинного навчання (ML) і штучного інтелекту (AI), які зараз широко використовуються для відповідей на питання в різних наукових дисциплінах, існують вже давно, їх широке застосування до просторових даних та просторово вираженими дослідницькими питаннями, почалося набагато пізніше.

Автор наголошує [6], незважаючи на зростаючу увагу до нових методів у літературі, бракує цілісної концептуальної концепції для обговорення та визначення цих методів. Не визначено, що мається на увазі, коли говоримо про просторове машинне навчання: іншими словами, які методи та області включаються (і виключаються)? Чим просторове машинне навчання відрізняється від непросторового ML або географічного штучного інтелекту (GeoAI) (або збігається з ним). Прогнозуючи подальший розвиток (ML) автор наголошує наступні тези та відзначає таке; 1. Просторовий ML - це швидкозростаюча галузь зі значними можливостями для подальшого дослідниками з різних географічно орієнтованих наук. 2. Методи, як видається, пропонують, щонайменше пропонують, щонайменше, поступове, а в деяких випадках і справді суттєве покращення прогнозування порівняно з «традиційними» статистичними та «непросторовими» методами ML у широкому діапазоні просторово-інформованих додатків, даних і контекстів. Цей потенціал для покращення існуючого кількісного аналізу соціальних, економічних і фізичних явищ сприяє більш справедливому і сталого прийняття рішень. Підтримувати постійний інтерес до створення, розширення і використання цих підходів як для пояснення, так і для прогнозування. У той же час, багато з найсучасніших методів, включаючи великі мовні моделі (ВММ) та інші новітні підходи до ШІ, здебільшого розробляються і застосовуються поза просторово-експліцитним контекстом або усвідомленням, незважаючи на просторову природу багатьох

найактуальніших світових наукових проблем (і даних, що використовуються для їх вивчення).

РОЗДІЛ II

МЕТОДИ ШІ В ПРОСТОРОВОМУ АНАЛІЗІ: ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА

Методи штучного інтелекту (ШІ) знаходять все ширше застосування в аналізі географічних даних, дозволяючи вирішувати складні завдання [26], які важко або неможливо вирішити традиційними методами. Ось деякі з найпоширеніших методів:

1. Глибоке навчання (Deep Learning) , за Bengio, Yoshua, 2017: Конволюційні нейронні мережі (CNN): Дуже ефективні для аналізу растрових даних, таких як супутникові знімки та аерофотознімки. Використовуються для класифікації об'єктів (наприклад, будівлі, дерева, дороги), сегментації зображень (розбиття зображення на окремі області з різними характеристиками) та виявлення об'єктів. Рекурентні нейронні мережі (RNN): Підходять для аналізу часових рядів географічних даних, наприклад, для прогнозування погоди, зміни рівня моря або поширення епідемій. Автокодері: Використовуються для зменшення розмірності даних та виявлення аномалій у географічних даних. Генеративні змагальні мережі (GAN): Можуть генерувати нові географічні дані, наприклад, для заповнення прогалів у даних або для створення синтетичних даних для навчання інших моделей [2].

2. Машинне навчання (Machine Learning Mitchell, Tom M, 1987): Класифікація: Використовується для класифікації географічних об'єктів на основі їхніх характеристик (наприклад, класифікація типів ґрунту, визначення типів рослинності). Поширені алгоритми: логістична регресія, SVM, дерева рішень, випадкові ліси. Регресія: Використовується для прогнозування значень змінних на основі інших змінних (наприклад, прогнозування цін на нерухомість, прогнозування кількості опадів). Поширені алгоритми: лінійна регресія, поліноміальна регресія, регресія з опорними векторами (SVR). Кластеризація: Використовується для

групування географічних об'єктів з подібними характеристиками (наприклад, групування будинків за ціною, групування магазинів за типом товарів). Поширені алгоритми: k-means, DBSCAN, hierarchical clustering. Аномальне виявлення: Використовується для виявлення незвичайних або аномальних подій у географічних даних (наприклад, виявлення незвичайних змін у рівні моря, виявлення підозрілої активності) [21].

3. Інші методи ШІ: Експертні системи: Можуть бути використані для моделювання знань експертів у певній галузі географії та для прийняття рішень на основі цих знань. Фузійні методи: Комбінують дані з різних джерел (наприклад, супутникові знімки, дані GPS, дані датчиків) для отримання більш повної картини. Застосування: Методи ШІ використовуються для вирішення широкого кола завдань в географії, включаючи: Картографія: Автоматичне створення карт, класифікація об'єктів на картах. Моніторинг навколишнього середовища: Моніторинг змін клімату, виявлення лісових пожеж, моніторинг забруднення. Планування міст: Оптимізація транспортних потоків, планування міської забудови. Геоінформаційні системи (GIS): Покращення функціональності GIS-систем. Геопросторовий аналіз: Виявлення просторових закономірностей, прогнозування просторових процесів [41].

Вибір конкретного методу ШІ залежить від конкретного завдання, типу даних та доступних ресурсів. Часто використовується комбінація різних методів для досягнення найкращих результатів. Для просторового аналізу континуальної географічної інформації (наприклад, дані про температуру, опади, висоту, забруднення) найкраще підходять методи ШІ, які враховують просторову залежність та можуть працювати з растровими даними. Ось деякі з них: 1. Конволюційні нейронні мережі (CNN) (Purwono, et al., 2022) [30]: CNN чудово підходять для аналізу растрових даних завдяки своїй здатності виявляти просторові шаблони та залежності. Вони можуть бути використані для: Інтерполяції: Заповнення прогалів у даних та створення гладких поверхонь. Прогнозування:

Прогнозування значень у майбутньому на основі існуючих даних. Класифікації: Класифікації пікселів на основі їхніх значень та контексту. Сегментації: Розбиття растрових даних на області з подібними характеристиками. 2. Глибокі нейронні мережі з врахуванням просторової залежності: Крім стандартних CNN, існують модифікації, які спеціально розроблені для врахування просторової залежності: CNN з додатковими шарами, що враховують сусідні пікселі: Це дозволяє мережі краще розуміти просторові взаємозв'язки [30]. Графові нейронні мережі (GNN) (Han, Kai, et al., 2022): Можуть бути використані для моделювання просторових взаємозв'язків між пікселями як граф, де пікселі є вузлами, а зв'язки між ними представляють просторові відносини [12].

3. Методи геостатистики з елементами ШІ: Кригінг з використанням нейронних мереж для моделювання кореляційної функції: Нейронні мережі можуть бути використані для навчання кореляційної функції, яка враховує складні просторові залежності. Комбінація кригінгу та інших методів ШІ: Наприклад, можна використовувати CNN для попередньої обробки даних, а потім застосувати кригінг для інтерполяції.

4. Рекурентні нейронні мережі (RNN) для часових рядів (Dhruv, Patel, 2020): Якщо ваша континуальна географічна інформація містить часову складову (наприклад, щоденні дані про температуру), RNN можуть бути використані для моделювання часових залежностей та прогнозування майбутніх значень. Вибір методу залежить від: Розміру набору даних: Для дуже великих наборів даних можуть знадобитися більш ефективні методи, такі як CNN. Складність просторових залежностей: Для складних залежностей можуть знадобитися більш складні моделі, такі як GNN. Доступних обчислювальних ресурсів: Деякі методи вимагають значних обчислювальних ресурсів. Мети аналізу: Інтерполяція, прогнозування, класифікація тощо. Важливо пам'ятати, що успіх застосування будь-якого методу ШІ залежить від якості даних та правильної підготовки даних до навчання моделі. Перед вибором методу

рекомендується провести експерименти з різними методами та оцінити їхню ефективність на вашому наборі даних [7].

Для просторового аналізу дискретної географічної інформації (наприклад, розташування магазинів, будинків, дерев, точок забруднення), де дані представлені як точки, лінії або полігони, підходять інші методи ШІ, ніж для континуальної інформації. Ось деякі з них: 1. Методи машинного навчання на основі точок: k-Найближчих сусідів (k-NN) (Sygiopoulos, Panos K., et al, 2023): Простий і ефективний метод для класифікації та регресії, який враховує відстань між точками. Корисно для прогнозування значень атрибутів на основі значень у найближчих точках [36]. Підтримка векторів (SVM): Потужний метод для класифікації та регресії, який може ефективно працювати з високовимірними даними. Може бути використаний для класифікації точок на основі їхніх атрибутів та просторового розташування. Древа рішень та випадкові ліси: Ефективні методи для класифікації та регресії, які створюють деревоподібні моделі для прийняття рішень. Можуть бути використані для прогнозування значень атрибутів на основі просторового розташування та інших атрибутів. Градієнтний бустинг (Gradient Boosting) (Natekin, A., & Knoll, A. (2013).: Методи, такі як XGBoost, LightGBM та CatBoost, часто демонструють високу точність у різних задачах, включаючи просторовий аналіз. Вони об'єднують багато слабких моделей для створення сильної моделі [24].

2. Методи глибокого навчання для просторових даних: Графові нейронні мережі (GNN): Дуже підходять для аналізу даних, представлених у вигляді графів. У просторовому аналізі точки можуть бути вузлами графа, а зв'язки між ними можуть представляти просторові відносини (наприклад, відстань, сусідство). GNN можуть бути використані для класифікації, регресії та виявлення аномалій. Точкові хмарні нейронні мережі (Point Cloud Neural Networks) (Zhang, Z., Hua, B. S., & Yeung, S. K., 2019): Спеціалізовані нейронні мережі для роботи з

точковими хмарами, які часто використовуються в 3D-геоінформації [39].

3. Методи просторової кластеризації: k-means: Класичний алгоритм кластеризації, який групує точки на основі їхньої близькості. DBSCAN: Алгоритм кластеризації, який виявляє кластери довільної форми. Hierarchical clustering: Ієрархічна кластеризація, яка створює деревоподібну структуру кластерів (Schubert, E., 2017) [33].

4. Методи просторової статистики з елементами ШІ: Просторовий автокореляційний аналіз з використанням нейронних мереж для виявлення просторових залежностей: Нейронні мережі можуть бути використані для навчання моделей, які виявляють складні просторові залежності між точками. Вибір методу залежить від: Типу завдання: Класифікація, регресія, кластеризація, виявлення аномалій. Розміру набору даних: Для великих наборів даних можуть знадобитися більш ефективні методи. Складність просторових залежностей: Для складних залежностей можуть знадобитися більш складні моделі, такі як GNN. Доступних обчислювальних ресурсів: Деякі методи вимагають значних обчислювальних ресурсів. Перед вибором методу рекомендується провести експерименти з різними методами та оцінити їхню ефективність на вашому наборі даних. Важливо також враховувати особливості ваших даних, такі як розмір, кількість атрибутів та тип просторових залежностей (Мезенцев, 2005) [40].

Як вже відзначалося, сучасні дослідники відзначають, що застосування методів ШІ до просторового аналізу, як і будь-який інший метод аналізу даних, має свої обмеження. Ось деякі з них: 1. Якість даних: Неповні дані: Багато методів ШІ вимагають великих обсягів якісних даних. Неповні або неточні дані можуть призвести до некоректних результатів. Методи ШІ чутливі до помилок у даних, і ці помилки можуть поширюватися та посилюватися в процесі аналізу. Помилки в геокодуванні: Неточності в геокодуванні можуть призвести до

неправильного визначення просторових відносин між об'єктами. зміщення у вибірці: Якщо дані не репрезентують всю досліджувану область, результати аналізу можуть бути упереджені. 2. Обчислювальні ресурси: Висока обчислювальна складність: Деякі методи ШІ, особливо глибоке навчання, вимагають значних обчислювальних ресурсів, що може обмежувати їх застосування для великих наборів даних або складних моделей. Час навчання може бути дуже довгим. Вимоги до пам'яті: Навчання складних моделей ШІ може вимагати великого обсягу оперативної пам'яті. 3. Інтерпретованість результатів: "Чорний ящик": Деякі методи ШІ, особливо глибоке навчання, є "чорними ящиками", тобто їхні рішення важко інтерпретувати. Це може ускладнити розуміння причин отриманих результатів та їхню валідацію. Складність у поясненні результатів: Пояснення результатів, отриманих за допомогою складних моделей ШІ, може бути складним завданням, особливо для неспеціалістів (Credit, K., 2024) [6].

4. Просторова залежність: Неправильне врахування просторової залежності: Деякі методи ШІ не враховують просторову залежність між об'єктами, що може призвести до некоректних результатів. Наприклад, прості методи класифікації можуть не враховувати, що близькі об'єкти часто мають схожі характеристики. Проблема масштабу: Результати аналізу можуть залежати від масштабу дослідження. Модель, яка добре працює на одному масштабі, може не працювати на іншому.

5. Вибір моделі та гіперпараметрів: Підбір моделі: Вибір відповідної моделі ШІ для конкретного завдання може бути складним завданням, що вимагає знань та досвіду. Налаштування гіперпараметрів: Налаштування гіперпараметрів моделі може значно вплинути на результати аналізу. Неправильний підбір гіперпараметрів може призвести до перенавчання або недонавчання моделі.

6. Доступність даних та експертизи: Обмежений доступ до даних: Для навчання деяких моделей ШІ потрібні великі обсяги даних, які

можуть бути недоступні. Необхідність експертизи: Застосування методів ШІ вимагає певних знань та навичок у галузі ШІ та просторового аналізу. Перед застосуванням методів ШІ до просторового аналізу необхідно ретельно оцінити ці обмеження та вибрати відповідні методи, враховуючи особливості даних та завдання. Важливо також перевірити результати аналізу та інтерпретувати їх обережно.

2.2 Штучний інтелект в аналізі суспільно-просторових процесів

Суспільно-просторові процеси – це динамічні взаємодії між людьми та їхнім оточенням, що відбуваються в просторі та часі. Вони є складними та багатогранними, тому їх моделювання вимагає потужних інструментів (Соціальна географія, 2019) [43]. Методи штучного інтелекту (ШІ) надають нові можливості для дослідження цих процесів, дозволяючи враховувати великі обсяги даних та складні взаємодії. Суспільно-просторові процеси як об'єкт моделювання: Моделювання суспільно-просторових процесів спрямоване на розуміння та прогнозування таких явищ: Міграція населення: Рух людей між різними місцями, враховуючи економічні, соціальні та екологічні фактори. Урбанізація: Зростання міст та зміни в їхній структурі. Поширення інфекційних захворювань: Розповсюдження хвороб у просторі та часі, враховуючи соціальні контакти та мобільність населення. Транспортні потоки: Рух транспортних засобів у міському та регіональному масштабах. Соціальні мережі: Взаємодія людей у соціальних мережах та їхній просторовий розподіл. Зміна використання земель: Перетворення земельних ділянок з одного типу використання на інший. Поширення інновацій: Розповсюдження нових ідей та технологій у просторі та часі (Мезенцев, 2005) [40].

Методи штучного інтелекту для дослідження суспільно-просторових процесів: Агентне моделювання: Створення моделі, що

складається з автономних агентів, які взаємодіють між собою та з навколишнім середовищем. Агенти можуть представляти людей, організації або інші об'єкти. Це дозволяє моделювати складні соціальні та просторові взаємодії. Глибоке навчання: Використання нейронних мереж для аналізу великих обсягів даних та виявлення закономірностей у суспільно-просторових процесах. Конволюційні нейронні мережі (CNN) можуть бути використані для аналізу растрових даних (наприклад, супутникові знімки), а рекурентні нейронні мережі (RNN) – для аналізу часових рядів. Машинне навчання: Застосування алгоритмів машинного навчання для прогнозування суспільно-просторових процесів. Наприклад, методи регресії можуть бути використані для прогнозування міграції населення, а методи класифікації – для класифікації типів використання земель. Графові нейронні мережі (GNN): Використання GNN для аналізу даних, представлених у вигляді графів, де вузли представляють об'єкти (наприклад, людей, місця), а ребра – взаємодії між ними. GNN дозволяють враховувати складні просторові та соціальні взаємодії.

Методи просторової статистики: Використання методів просторової статистики для аналізу просторової залежності та автокореляції у даних. Це дозволяє враховувати вплив просторового розташування на суспільно-просторові процеси. Виклики та обмеження: Складність даних: Суспільно-просторові процеси генерують великі та складні набори даних, які вимагають потужних обчислювальних ресурсів та спеціальних методів обробки. Валідність моделей: Важливо перевірити валідність моделей, порівнюючи їхні прогнози з реальними даними (Пилипенко, 2009) [42].

Етичні міркування: Необхідно враховувати етичні міркування, пов'язані з використанням даних про людей та їхню поведінку. Захист конфіденційності та анонімність даних є критично важливими. Інтерпретація результатів: Результати моделювання можуть бути складними для інтерпретації, особливо для складних моделей ШІ.

Незважаючи на виклики, методи ШІ надають потужні інструменти для дослідження суспільно-просторових процесів, дозволяючи отримувати нові знання та приймати більш обґрунтовані рішення у сферах міського планування, охорони здоров'я, транспорту та інших.

Робота зі статистичними поверхнями у статистичних програмах залежить від конкретної програми та типу даних, які ви використовуєте. Загалом, існують два основних підходи: робота з растровими даними та робота з векторними даними (Scott, L.M., 2010). 1. Растрові дані: Растрові дані представляють поверхню як сітку пікселів, кожен з яких має певне значення (наприклад, висота, температура, щільність населення). Більшість статистичних програм, що спеціалізуються на геопросторових даних, дозволяють працювати з растровими даними. Приклади таких програм: ArcGIS: Дозволяє виконувати широкий спектр операцій з растровими даними, включаючи обчислення статистичних характеристик (середнє, стандартне відхилення, максимум, мінімум тощо), просторову інтерполяцію, регресійний аналіз та багато іншого [34].

QGIS: Безкоштовна і відкрита програма з подібними можливостями до ArcGIS. R: З використанням пакетів, таких як `raster`, `sp`, та `gstat`, R дозволяє обробляти растрові дані, виконувати статистичний аналіз та створювати візуалізації (Kurt Menke, 2016) [17].

GRASS GIS: Ще одна потужна безкоштовна і відкрита програма для геопросторового аналізу. Типові операції з растровими даними: Обчислення статистичних характеристик: Обчислення середнього, стандартного відхилення, максимуму, мінімуму, квантилів для всієї поверхні або для окремих областей. Просторове згладжування: Зменшення шуму в даних шляхом згладжування значень пікселів. Просторове перетворення: Зміна просторового розділення растрових даних. Просторовий аналіз: Виконання різних просторових операцій, таких як перетин, об'єднання, буферизація (Neteler, M., 2012) [25].

Регресійний аналіз: Побудова регресійних моделей для прогнозування значень на основі просторових даних. Кластеризація: Групування пікселів з подібними значеннями (Пилипенко, Топчієв, 2009) [41].

2. Векторні дані: Векторні дані представляють поверхню як набір точок, ліній або полігонів з приєднаними атрибутами. Якщо ваша статистична поверхня представлена у вигляді точкових даних з координатами та значеннями, ви можете використовувати різні статистичні програми для аналізу. R: З використанням пакетів, таких як `sp` та `ggplot2`, R дозволяє аналізувати векторні дані, створювати карти та виконувати статистичний аналіз.

Python з бібліотеками: Python з бібліотеками `geopandas`, `pandas` та `scikit-learn` дозволяє обробляти векторні дані та виконувати різні статистичні операції (Bezabih, T. D., 2024) [3].

Статистичні пакети (SPSS, SAS, STATA): Ці пакети можуть обробляти векторні дані, якщо вони представлені у вигляді таблиць з координатами та значеннями. Однак, вони не мають вбудованих функцій для просторового аналізу. Типові операції з векторними даними: Регресійний аналіз: Побудова регресійних моделей для прогнозування значень на основі просторових координат та інших атрибутів. Кластеризація: Групування точок з подібними значеннями. Просторовий автокореляційний аналіз: Виявлення просторової залежності між точками. (Arkkelin, D., 2014) [1].

Вибір програми та методу залежить від типу ваших даних, необхідних операцій та вашого досвіду роботи з різними програмними пакетами. Для складних просторових аналізів краще використовувати спеціалізовані геопросторове програмне забезпечення, таке як ArcGIS або QGIS. Для більш простих статистичних операцій можна використовувати R або Python. Крім регресійного аналізу та кластеризації, існує багато інших методів аналізу статистичних поверхонь, залежно від ваших цілей

та типу даних. Ось деякі з них: Методи, що враховують просторову залежність: Просторовий автокореляційний аналіз: Використовується для виявлення залежності між значеннями в сусідніх місцях. Найпоширеніші методи – це I Moran та Geary's C. Дозволяє визначити, чи є просторова структура у ваших даних (наприклад, кластери високих або низьких значень) (Griffith, D. A., & Chun, Y., 2022) [11].

Просторове моделювання: Це широкий клас методів, які враховують просторову залежність у моделях. Приклади включають: Моделі авторегресії простору (SAR): Враховують вплив сусідніх значень на значення в даному місці. Моделі з просторовою помилкою (SEM): Враховують просторову залежність у залишках моделі. Моделі з узагальненим просторовим авторегресійним процесом (CAR): Враховують просторову залежність через сусідні області. Кригінг: Метод геостатистичної інтерполяції, який використовується для прогнозування значень у невідомих місцях на основі значень у відомих місцях, враховуючи просторову залежність (Freeman, A., 1992) [9].

Методи, що не обов'язково враховують просторову залежність: Аналіз головних компонентів (PCA): Використовується для зменшення розмірності даних та виявлення основних закономірностей у багатовимірних даних. Може бути застосований до даних, що представляють статистичну поверхню. Факторний аналіз: Подібний до PCA, але використовується для виявлення латентних змінних, які пояснюють кореляції між спостережуваними змінними (Malchykova, 2018) [20].

Дискримінантний аналіз: Використовується для класифікації об'єктів на основі їхніх характеристик. Може бути застосований, якщо ви хочете розділити статистичну поверхню на різні області з різними характеристиками. Аналіз виживання: Якщо ваші дані пов'язані з часом, аналіз виживання може бути корисним для вивчення того, як змінюється статистична поверхня з часом.

Районування дискретних об'єктів та континуальних просторових процесів вимагає різних підходів, оскільки природа даних суттєво відрізняється.

Районування дискретних об'єктів: Дискретні об'єкти – це точкові, лінійні або полігональні дані, що представляють окремі об'єкти на території (наприклад, дерева, будівлі, джерела забруднення). Для їх районування ефективні такі методи: Кластерний аналіз: Групує об'єкти на основі їхньої схожості за певними ознаками. Найпоширеніші алгоритми: k-means: Простий та ефективний, але вимагає попереднього визначення кількості кластерів (k). DBSCAN: Виявляє кластери довільної форми, не вимагаючи попереднього визначення k, але чутливий до параметрів. Hierarchical clustering: Створює ієрархічну структуру кластерів, дозволяючи вибирати оптимальний рівень групування (Murtagh, F., & Contreras, P., 2012) [23].

Методи на основі графів: Якщо просторові відносини між об'єктами важливі, можна використовувати методи, що базуються на побудові графів, де об'єкти є вузлами, а зв'язки – ребрами (наприклад, відстань між об'єктами) (Pulyenko, 2021) [31]. Це дозволяє врахувати просторову залежність. Методи машинного навчання: Для класифікації дискретних об'єктів можна використовувати методи машинного навчання, такі як: Дерева рішень: Прості для інтерпретації, але можуть бути неточними для складних даних. Випадкові ліси: Зменшують недоліки дерев рішень шляхом агрегування результатів багатьох дерев. Підтримка векторів (SVM): Ефективні для високовимірних даних. Нейронні мережі: Можуть бути ефективними для складних даних, але вимагають великих обсягів даних для навчання (Jakkula, V., 2006) [15].

Районування континуальних просторових процесів: Континуальні просторові процеси – це дані, що змінюються плавно в просторі (наприклад, температура, опади, висота). Для їх районування ефективні такі методи: Геостатистика: Методи, що враховують просторову

залежність та автокореляцію даних. Найпоширеніші методи: Кригінг: Використовується для інтерполяції та прогнозування значень у невідомих точках. Ізолінії: Візуалізація континуальних даних за допомогою ліній рівного значення. Методи сегментації зображень: Якщо дані представлені у вигляді растрових зображень, можна використовувати методи сегментації зображень, такі як: k-means clustering: Групування пікселів на основі їхніх значень. Region growing: Злиття сусідніх пікселів з подібними значеннями. Watershed segmentation: Розбиття зображення на області, розділені вододільними лініями. Методи машинного навчання: Для класифікації та регресії континуальних даних можна використовувати методи машинного навчання, такі як: Конволюційні нейронні мережі (CNN): Ефективні для аналізу растрових даних та виявлення просторових шаблонів. Вибір методу залежить від: Типу даних: Дискретні чи континуальні. Кількість даних: Великі чи малі набори даних. Просторова залежність: Наскільки сильно залежать значення від їхнього просторового розташування (Likas, A., Vlassis, N., & Verbeek, J. J., 2003) [18].

Часто доцільно використовувати комбінацію методів, наприклад, попередню обробку даних за допомогою геостатистики, а потім кластерний аналіз для групування отриманих результатів. Вибір оптимального методу вимагає експериментування та оцінки результатів на основі конкретних критеріїв. Оцінка ефективності районування залежить від типу даних (дискретні об'єкти чи континуальні процеси) та цілей районування. Не існує універсального набору критеріїв, але ось деякі ключові показники, які можна використовувати для дискретних об'єктів: Внутрішньокластерна схожість (intra-cluster similarity): Вимірює ступінь схожості об'єктів всередині кожного кластеру. Висока внутрішня схожість вказує на те, що об'єкти в кластері дійсно схожі між собою. Можна використовувати метрики відстані (евклідова, манхеттенська тощо) або коефіцієнти схожості (наприклад, коефіцієнт Жаккара для

категоріальних даних) (Eldridge, S. M., Ukoumunne, O. C., & Carlin, J. B., 2009) [8[]]

Міжкластерна відмінність (inter-cluster dissimilarity): Вимірює ступінь відмінності між кластерами. Висока міжкластерна відмінність вказує на те, що кластери добре розділені. Можна використовувати ті ж метрики, що й для внутрішньокластерної схожості. Компактність кластерів: Вимірює ступінь компактності кластерів. Компактні кластери мають меншу дисперсію значень атрибутів та просторове скупчення об'єктів. Можна використовувати середнє відхилення від центроїду кластеру. Просторова компактність: Вимірює ступінь просторового скупчення об'єктів у кластері. Можна використовувати показники, такі як індекс Моріса або індекс Джині. Валідність кластерів: Оцінює, наскільки добре отримані кластери відповідають реальній структурі даних. Можна використовувати методи, такі як індекс силуету або Davies-Bouldin index. Зрозумілість та інтерпретованість: Наскільки легко інтерпретувати отримані кластери з точки зору їхніх характеристик та просторового розташування (Ros, F., Riad, R., & Guillaume, S., 2023) [32.]

Для континуальних просторових процесів: Точність інтерполяції/прогнозування: Для методів, що використовують інтерполяцію (наприклад, кригінг), точність оцінюється за допомогою порівняння інтерпольованих значень з реальними значеннями в незалежній вибірці даних. Показники: RMSE (Root Mean Squared Error), MAE (Mean Absolute Error), R-squared. Гладкість поверхні: Оцінює ступінь гладкості отриманої поверхні. Різкі зміни значень можуть вказувати на помилки в районуванні. Збереження просторової залежності: Оцінює, наскільки добре модель враховує просторову залежність у даних. Можна використовувати показники просторової автокореляції. Зрозумілість та інтерпретованість: Наскільки легко інтерпретувати отримані райони з точки зору їхніх характеристик та просторового розташування. Чи відповідають райони екологічним або іншим

очікуванням? Стійкість до шуму: Наскільки стійкі результати районування до випадкових помилок у даних. Загальні критерії для обох типів даних: Просторова когерентність: Отримані райони повинні бути просторово когерентними, тобто мати чіткі межі та логічне просторове розташування (Hodson, T. O., 2022) [13].

Узагальнена характеристика властивостей методів ШІ при аналізі географічної інформації наведена в таблиці 2.1

Таблиця 2.1

Узагальнені властивості методів ШІ при аналізі дискретної та континуальної географічної інформації

Сутності даних	Дискретна інформація	Континуальна інформація
Сутність даних	Окремі об'єкти	Безперервні поля різної інтенсивності
Візуалізація	Точки, лінії, полігони	Растри, поверхні
Аналіз	Класифікація, регресія, кореляція, критерій Морана, кластеризація	Інтерполяція, просторовий аналіз, геостатистика
Приклади методів GeoAI	CNN, RNN, NLP	CNN, RNN, геостатистика
Результати типізації території	Типізація, класифікація, районування	Ареали, зони, ареалування та зонування

Виконання цілей районування: Наскільки добре отримані райони відповідають цілям районування. Наприклад, чи дозволяє районування ефективно управляти ресурсами, зменшувати ризики або приймати обґрунтовані рішення? Обчислювальна ефективність: Час та ресурси, необхідні для проведення районування. Для оцінки ефективності часто використовують комбінацію кількісних та якісних критеріїв. Кількісні критерії надають об'єктивну оцінку, а якісні – допомагають врахувати контекст та експертне судження.

РОЗДІЛ III

МЕТОДИ ПРОСТОРОВОЇ СТАТИСТИКИ: АПРОБАЦІЇ НА РІЗНИХ ІЄРАРХІЧНИХ ТЕРИТОРІАЛЬНИХ РІВНЯХ

3.1 Геостатистичний аналіз диференціації та динаміки демографічного простору України

Масиви сучасної просторової інформації є прикладами великих багатовимірних даних, обробка та інтерпретація яких є працеміською. Машинна обробка та подальша візуалізація здійснюється широким асортиментом методів, серед яких широко застосовуються статистичні методи та потенціал ГІС [26].

Масштабне переміщення населення є одним з ключових наслідків російсько-української війни. Визначено, що Україна має аномальні демографічні патерни на всіх рівнях (Malchykova, D., & Pylypenko, 2023) [19]. Метою цього етапу дослідження було виявити загальні риси нових патернів у демографічному просторі України на різних рівнях та представити тематичні дослідження міграційних процесів у деокупованих громадах Херсонської області. Аналіз демографічної історії та драматичних змін останніх десяти років виявив реструктуризацію демографічного простору, яка змінила домінуючі тенденції попередніх періодів. Проведення просторового статистичного аналізу дозволяє диференціювати регіони України за концентрацією населення, що демонструє катастрофічне падіння демографічної ваги регіонів, які стали полем бою. На національному рівні відбулися катастрофічні демографічні втрати через біженців, смертність та природне скорочення [22]. На регіональному рівні відбулися значні зрушення в розподілі населення, що призвело до стрімкого зростання відносної демографічної ваги західних і центральних регіонів України. На місцевому рівні мали місце як передбачувані, так і неочікувані випадки міграції, де емоційні та

психологічні фактори, такі як зміцнення ідентичності та регіональної приналежності, стали більш важливими поряд з раціональним вибором та рішеннями.

Для демонстрації та просторового аналізу перебудови демографічних потенціалів областей України застосовували систему відносних показників, які дозволяють порівнювати багаточисельні суспільні процеси, які відбуваються на території України та її окремих регіонах. Коефіцієнти локалізації населення визначалися як співвідношення частки населення України, що проживає в даній адміністративній одиниці до частки площі України, що займає відповідна одиниця. Таким чином, часова динаміка такого співвідношення демонструє зміни демографічної ваги регіонів України [29].

Часовий аналіз змін коефіцієнтів локалізації населення між переписом населення 1979 і мирним січнем 2014 року демонструє поступові трансформації демографічних потенціалів регіонів України. Так, відносно сильне падіння демографічної ваги демонстрували східні області України – Донецька та Луганська (-0,18 та -0,15 відповідно), які вже наприкінці 1980-х років демонстрували від'ємний природний приріст населення. Слід відзначити, що подібні показники були також характерні для північних і частини центральних областей України. Суттєво підвищили свою демографічну вагу області західного регіону України, які завжди відрізнялися дещо кращими показниками народжуваності та Автономна республіка Крим з містом Севастополь. Київ, який завжди демонстрував зростання своєї демографічної ваги з набранням справжніх функцій столиці незалежної держави став прискорив темпи зростання коефіцієнтів локалізації населення.

Гібридний етап війни Росії проти України, який тривав з лютого 2014 по лютий 2022 року не зміг суттєво вплинути на демографічні ваги регіонів України, більшість з яких продовжили тренди концентрації (деконцентрації) населення, які були притаманні в попередні періоди. З

аналізу випадає окуповані Крим та частина території Луганської і Донецької областей. Прискорено збільшилася вага Києва, який став новою домівкою для багатьох мешканців окупованих Криму та Донбасу. Фактично, відносні показники концентрації та відносного розподілу населення України за її регіонами в період між 2014-початком 2022 року не змінилися.

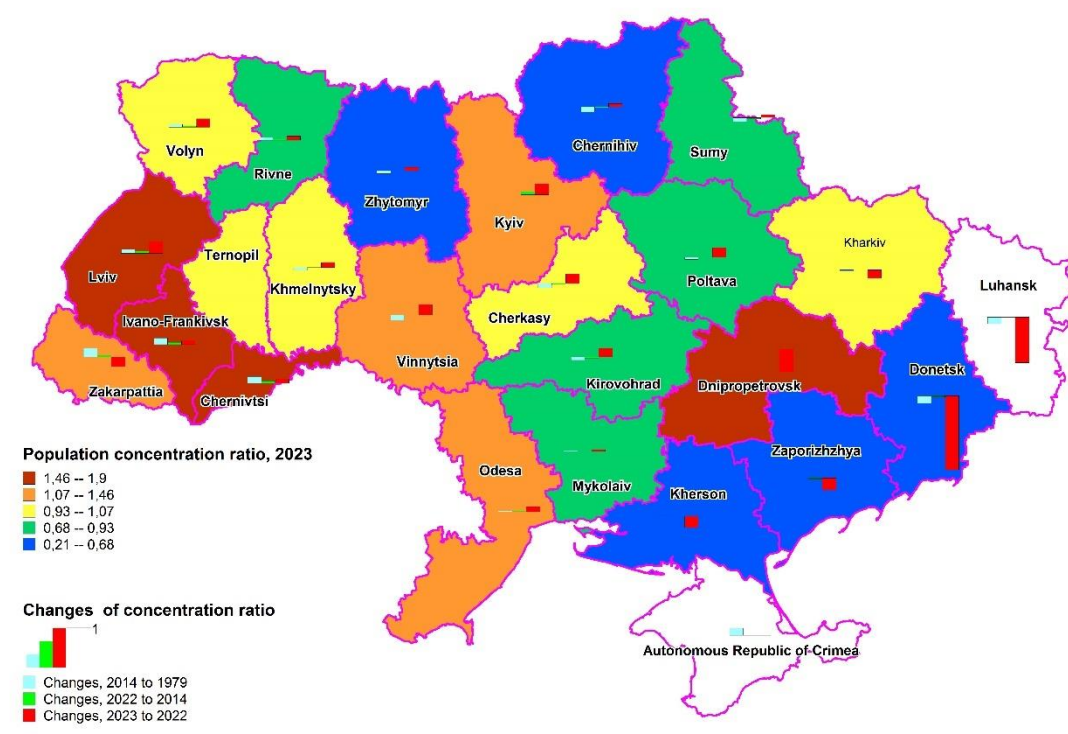


Рис. 3.1 Просторовий розподіл демографічних перетворень на регіональному рівні, Україна, 2014-2023 (за Malchykova, 2023) [19]

Наступний етап демографічних змін відображає тектонічну перебудову демографічних локалітетів населення областей України. За період між 24 лютого та серединою 2023 відбулись колосальні переміщення населення в результаті як зовнішніх так і внутрішніх міграцій. Найбільші скорочення локалізації населення продемонстрували прифронтові області та місто Київ. Так показник локалізації населення міста Києва впав на 5,02 одиниці та відкинув тренд на зростання частки столиці в населенні України на початок 2010-х років. Фактично повністю окупована територія Луганської області і її роль в обліку населення впала

до нуля. Донецька області втратила значну частку населення та разом з прифронтовими Запорізькою та Херсонською є одними з малонаселених регіонів України. Завдяки такому колосальному руху населення дуже сильно зросла вага тилових регіонів.

Окремо слід відзначити значне зростання демографічної ваги Дніпропетровської області, яка є сусідом першого порядку таких прифронтових областей як Херсонської, Запорізької, Дніпропетровської та Харківської, хоча її окремі міста, які знаходяться на правому березі зруйнованого Каховського водосховища також потерпають від регулярних обстрілів. Фактично, Дніпропетровська області прийняла найбільшу кількість внутрішньо переміщених осіб, що дало поштовх до зростання її демографічної ролі, яка наблизилася до показника Донецької області на період до 2014 року. Також високе зростання є характерним для всіх тилових областей, перш за все таких як Полтавська, Черкаська, Вінницька, навіть Київська, частина якої була окупована з лютого по квітень 2022 року. В цілому очікуваним є значне зростання коефіцієнтів локалізації населення в західному регіоні України з найбільшим показником відносного приросту для Львівської області у розмірі 0,3. В той же час, слід окремо відзначити феномен Закарпатської області, яка скоротила абсолютне і відносне демографічне значення за рахунок масової міграції за кордон. Висока відносна чисельність внутрішніх переміщених осіб на компенсувала падіння демографічної ролі Закарпатської області серед регіонів України.

3.2 Аналіз геопросторових даних на локальному рівні

Кейс Великоолександрівської територіальної громади (за авторським розділом джерела «Velyka Oleksandrivka..., 2023») [37]. Чисельність населення Великоолександрівської територіальної громади на 1 січня 2022 року складала 16239 осіб, які проживали в 34 населених пунктах (з яких 3 вже не мали населення, але залишалися на обліку). Для

Великоолександрівської громади характерною була висока концентрація населення в кількох населених пунктах. Так, більше половини (55,12%) населення ТГ було сконцентровано в перших трьох за людністю поселеннях, а майже 2/3 (65,63%) населення - в перших п'яти поселеннях (сmt. Велика Олександрівка, с. Мала Олександрівка, сmt. Біла Криниця, села Давидів Брод та Новодмитрівка). В цілому, населення територіальної громади складало понад 17% населення Бериславського району та майже 2% населення Херсонської області на відповідний період. Щільність населення складала на початок 2022 року майже 19 осіб на квадратний км, щільність населених пунктів (з постійним населенням) складала 3,6 на 100 км². Середня відстань між населеними пунктами – 5,28 км, середня людність населеного пункту складала 523 особи.



Рис. 3.2 Ситуаційна карта, Великоолександрівська громада

Чисельність населення громади на 1 січня 2021 року становила 16239 осіб, що на 3450 осіб менше ніж у 2001 році. Відносна

зміна чисельності населення склала 17,52%, це дає підстави включити громаду до територій із сильним скороченням населення.

Відносний демографічний потенціал громади зменшився на 8,87%, що характеризується як сильне зменшення демографічної ролі громади в населенні Херсонської області. Густота населення складає 18,8 осіб на км², за якою громада відноситься до групи з низькою густиною населення. Частка осіб старша працездатного віку складає 22,74%, що включає громаду до групи територіальних одиниць з середньою часткою осіб пенсійного віку відносно середньообласного параметру.

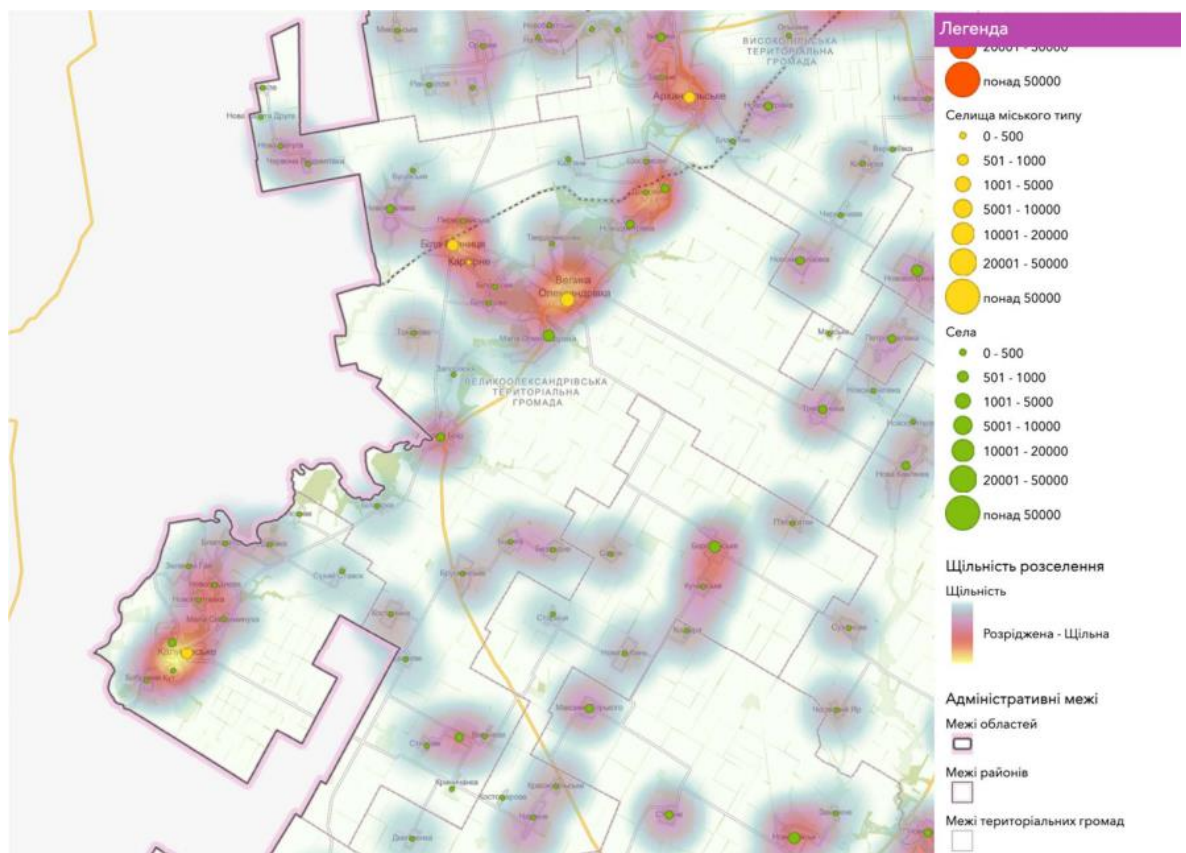


Рис. 3.3 Теплова карта населення Великоолександрівської громади

Навантаження цією віковою групою на осіб працездатного віку сягає 377 осіб на 1000 осіб працездатного віку, що є нижчим за середнє. Частка молодшої групи складає 20% населення, що включає громаду до групи територіальних одиниць з вище середнього показником. Діти

формують надвисоке демографічне навантаження на рівні 334 на 1000 осіб працездатного віку. Загальне демографічне навантаження є вищим за середнє по Херсонській області і складає 711 осіб на 1000 осіб працездатного віку.

Військова агресія в межах Великоолександрівської територіальної громади викликала масштабні руйнування житла та інфраструктури, людські жертви та соціальні втрати. Масштаби пошкоджень від війни в межах Великоолександрівської громади були надзвичайні, оскільки саме через територію громади тривалий час проходила лінія фронту, на території громади розташовано важливі транспортні вузли і інфраструктурні об'єкти. Якщо говорити про пошкодження та прямі втрати за період війни, то загалом в межах громади пошкоджено 1793 об'єкти у 18 населених пунктах, зокрема 1554 приватних житлових будинків, 84 багатоквартирні будинки та 155 об'єктів комунальної, соціальної, транспортної і виробничої інфраструктури (Velyka Oleksandrivka Territorial..., 2023) [38]. В числі таких об'єктів заклади охорони здоров'я, центр надання соціальних послуг, заклади дошкільної освіти, загальноосвітні, мистецькі, спортивні школи, будинки культури і бібліотеки, пошта, друкарня, Народний історико-краєзнавчий музей тощо.

Майже третина (32,9%) пошкоджених об'єктів знаходиться у адміністративному центрі громади, Великій Олександрівці. Велика Олександрівка зазнала найбільше уражень не тільки приватних житлових будинків, але і багатоквартирних будинків, і інфраструктури, особливо – соціальної. Разом з тим, якщо проаналізувати концентрацію пошкоджень житлових об'єктів (в середньому по населених пунктах, що зазнали руйнувань, вона становить 17 об'єктів на 100 осіб наявного населення станом на 01.09.23 р.), то найбільші масштаби пошкоджень у таких населених пунктах як Твердомедове (44 пошкоджених об'єкти/100 осіб), Давидів Брід (42 пошкоджених об'єкти/100 осіб), Трифонівка (41 пошкоджений об'єкт/100 осіб), Старосілля і Чкалове (39 і 37

пошкоджених об'єктів/100 осіб). Загалом 90% пошкоджених об'єктів сконцентровано у 8 з 18 населених пунктах громади - Велика Олександрівка, Давидів Брід, Старосілля, Трифонівка, Чкалове, Біла Криниця, Мала Олександрівка, Твердомедове.

В цілому наслідки війни охопили не лише руйнування та пошкодження інфраструктури, виробничих об'єктів, суспільних інституцій, а й перш за все - втрати людського капіталу. Повномасштабне вторгнення та інтенсивність бойових дій на території Великоолександрівської громади викликали суттєве скорочення населення. Загальне зменшення склало майже 40% на 1 квітня 2023 року. При чому, вже чотири населених пункти втратили населення повністю (до сіл Веселе, Криничанка та Нова Калуга друга додалося село Запоріжжя). Одним з результатів стало зростання концентрації населення в найбільш чисельних населених пунктах громади, не дивлячись на абсолютне скорочення людності у всіх населених пунктах. Так, частка населення громади, яка мешкає в перших трьох за людністю поселеннях, зросла з 55,12 до 59,64%; а в частка населення, яка мешкала в перших п'яти населених пунктах – з 65,63 до 69,37% або майже 70%. На 1 вересня 2023 року щільність населення складає майже 13 осіб на км², середня людність населеного пункту складала 370 осіб.

Негативно позначилася війна і переміщення населення на віковій і статевій структурі населення. Найбільшу загрозу для повоєнної відбудови і відновлення становить спотворена вікова структура населення. Загалом в громаді частка дітей та підлітків становить 17,7%, осіб працездатного віку – 49,5%, а людей старше працездатного віку – 32,8%. У 12 населених пунктах із кількістю населення до 200 осіб частка людей старше працездатного віку становить від 45 до 85%. В 16 населених пунктах з 31 відсутні діти у віці 0-2 роки, що в сукупності з вище наведеними демографічними показниками демонструє кризові тенденції і низьку спроможність до відновлення чисельності населення.

Проте у демографічній ситуації Великоолександрівської громади, незважаючи на масштабні руйнування і складну безпекову обстановку, протягом 2023 року можна спостерігати певні позитивні тенденції. Якщо у квітні 2023 року населення громади складало лише 60% від довоєнної кількості населення, то у вересні 2023 року – вже 68,3%. За цей період населення громади збільшилося на 1337 осіб. В окремих населених пунктах, навіть тих, які найбільше зазнали руйнувань, демографічний приріст з квітня по вересень 2023 року склав 16-22% (населені пункти Кар'єрне, Давидів Брід, Довгове, Твердомедове, Білоусове, Біла Криниця).

Кейс Високопільської територіальної громади (за Vysokopillia territorial,,, 2023) [38]. Через територію громади проходила лінія зіткнення із військами агресора, тому і територія, і населення громади зазнали суттєвих втрат - масштабні руйнування житла та інфраструктури, демографічні втрати.



Рис. 3.4 Ситуаційна карта, Високопільська громада

Масштаби пошкоджень від війни в межах Високопільської громади надзвичайні – в громаді загалом зафіксовано майже 2000 пошкоджених об’єктів. Це 12,5% від загальної кількості зареєстрованих пошкоджень на деокупованих територіях. Через територію громади проходить залізниця, яка була об’єктом підвищеної агресії з боку окупантів.

Загалом в межах громади пошкоджено 1951 об’єкт у 19 населених пунктах. Руйнування зафіксовані майже у всіх населених пунктах, крім 2 сіл, одне з яких було знелюднене до війни. Пошкоджено 1786 особистих домогосподарств, 35 багатоквартирних будинків та 130 об’єктів комунальної, соціальної, транспортної і виробничої інфраструктури. В тому числі - заклади охорони здоров’я, освітньої мережі, адміністративні будівлі, будинки культури і бібліотеки, автостанція тощо. Зокрема пошкоджено 16 об’єктів надання первинної та вторинної медичної допомоги, 16 закладів освіти, 32 заклади сектору культур та туризму, 11 адміністративних об’єктів.

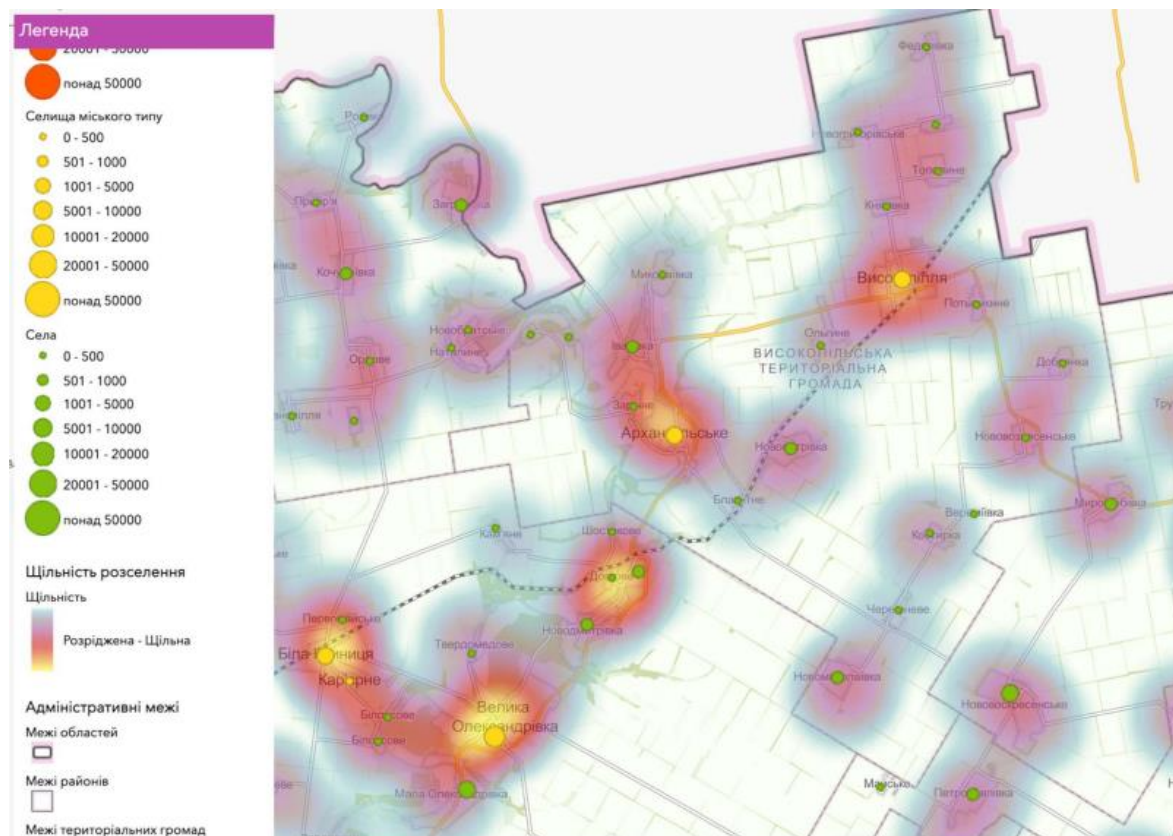


Рис. 3.5 Теплова карта населення Великоолександрівської громади

Найбільше постраждали такі населені пункти громади як Архангельське, Князівка та Іванівка - тут зосереджено 50% пошкоджених об'єктів. Через Архангельське проходила одна з ліній наступу окупантів, тому цей населений пункт зазнав численних уражень не тільки житлових будинків, але і об'єктів комунальної, соціальної інфраструктури та промислового сектору. Зокрема, зруйновані майже всі виробничі та обслуговуючі об'єкти ПАТ "Арселорміттал Берислав" - одного з провідних підприємств України з виробництва вапняку для будівельної галузі та металургійного виробництва, що працював на основі Архангельського родовища вапняків. Найвища концентрація пошкоджень житлових об'єктів (в середньому по населених пунктах, що зазнали руйнувань вона становить 16 об'єктів на 100 осіб наявного населення станом на 01.09.23 р.), більше 50 на 100 осіб, - у селах Князівка, Потьомкине, Ольгине, Зарічне, Іванівка, Новопетрівка, Тополине.

Територія Високопільської громади стала одним з головних напрямів, за яким відбувалося звільнення Правобережної частини Херсонської області. Тому, демографічні втрати в цій громаді надзвичайно високі. Так, загальне зменшення населення склало майже 66% на 1 квітня 2023 року. 18 з 22 населених пунктів громади станом на 01.04.2023 р. мали менше 50% від довоєнної чисельності населення, в тому числі у 11-ти – частка населення становила 30% і менше. На 1 вересня 2023 року щільність населення складала 11 осіб на км², середня людність населеного пункту складала 268 осіб. Деформація вікової структури також суттєва – в середньому по громаді частка дітей та підлітків становить 15,8%, працездатного населення – 53%, людей старше працездатного віку – 31%. В 6 населених пунктах з 21 відсутні діти у віці 0-2 роки, що в сукупності з вище наведеними демографічними показниками демонструє кризову тенденцію і низьку спроможність до відновлення чисельності населення. Все це є ознаками не просто прямих втрат людського капіталу, але і

свідчить про ті демографічні втрати від воєнних дій, які поки що важко повною мірою оцінити.

Разом з тим, у демографічній ситуації Високопільської громади, незважаючи на масштабні руйнування і складну безпекову обстановку, також спостерігаються позитивні тенденції. Якщо у квітні 2023 року населення громади складало лише 34% від довоєнної кількості населення, то у вересні 2023 року – вже 51%. У 12-ти населених пунктах демографічний приріст з квітня по вересень 2023 року склав від 10 до 25%. При цьому більше 20% - у таких населених пунктах як Князівка, Високопілля, Нововознесенське і Мар'їне. Це означає, що наявність чи відсутність пошкоджень внаслідок бойових дій суттєво не впливають на динаміку повернення/не повернення людей і загальні демографічні втрати.

Така ситуація дає підстави для дискусії щодо того, які фактори будуть визначати міграційні настрої людей в контексті повернення і повоєнної відбудови. Очевидно, що поряд із раціональним вибором і рішеннями у визначенні міграційних настроїв людей щодо повернення/неповернення головними можуть стати психологічні, емоційні складники, посилення ідентичності і регіональної приналежності.

ВИСНОВКИ

Штучний інтелект його форма, Геопросторовий штучний інтелект (GeoAI) - це міждисциплінарна галузь знань та практичної діяльності, пов'язана з широким спектром дисциплін, таких як географія, ГІС-науки, комп'ютерні науки, наука про дані, дистанційне зондування Землі, наука про Землю та її окремі сфери, планування територій, соціальна гігієна охорона здоров'я.

Більшість сучасних експертів в галузі ШІ та GeoAI підкреслюють успіхи в реалізації потенціалу AI. Узагальнено, GeoAI можна розглядати як предмет дослідження для розробки інтелектуальних комп'ютерних програм, що імітують процеси людського сприйняття, просторового мислення і відкриття географічних явищ і динаміки; для поглиблення наших знань; для вирішення проблем в системах навколишнього середовища людини і їх взаємодії, з акцентом на просторовому контексті і корінням в географії або географічній інформаційній науці.

Основні методи GeoAI можна розділити на кілька груп, які відрізняються за метою, сукупністю методів і прийомів реалізації та видами отриманої інформації: 1. Глибоке навчання для геопросторових даних; 2. Машинне навчання для геопросторових даних; 3. Геопросторовий аналіз з використанням AI.

За властивостями географічної інформації (дискретна чи континуальна) застосовуються відмінні набори методів та прийомів просторового аналізу методів ШІ, що надає різноякісну вихідну інформацію. Так, при формах типізації дискретної інформації в якості форм аналізу будуть застосовуватися різні форми класифікації, в тому числі види кластерного аналізу. На виході отримуємо форми просторової типізації і кластеризації, що буде відображено в схемах і видах районування території. При типізації континуальної географічної інформації серед домінуючих буде застосовуватися просторові

інтерполяції та аналіз, в основі якого буде лежати пошук просторових градієнтів. Результатом є карти зонування, в основі яких буде лежати інтенсивність прояву явища чи процесу, виконаного на основі карт ізоліній.

Застосування ШІ на різних ієрархічних рівнях буде різнитися природою формування інформації та її представлення та інтерпретації. Так, великомасштабність (локальний рівень) передбачають домінування дискретної інформації, при якій недостатня кількість операційних територіальних одиниць не дозволять провести операції та застосувати методи просторової інтерполяції. І навпаки, дрібний масштаб дослідження дозволяє використовувати переваги генералізації просторової інформації і без значних втрат достовірності застосовувати арсенал методів ШІ при аналізі континуальної інформації.

REFERENCES

1. Arkkelin, D. (2014). Using SPSS to understand research and data analysis.
https://scholar.valpo.edu/cgi/viewcontent.cgi?params=/context/psych_oer/article/1000/&path_info=Using_SPSS_to_Understand_Research_and_Data_Analysis_revised.pdf
2. Bengio, Yoshua, Ian Goodfellow, and Aaron Courville. Deep learning. Vol. 1. Cambridge, MA, USA: MIT press, 2017.
3. Bezabih, T. D., Glaety, M. G., Wako, D. A., & Worku, S. G. (2024). Geospatial Data Analysis: A Comprehensive Overview of Python Libraries and Implications. *Ethics, Machine Learning, and Python in Geospatial Analysis*, 72-93. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-6381-2.ch004>
4. Buchanan, B. G. (2005). A (very) brief history of artificial intelligence. *Ai Magazine*, 26(4), 53-53.
5. Couclelis, H. (1986). Artificial intelligence in geography: Conjectures on the shape of things to come. *The professional geographer*, 38(1), 1-11.
<https://doi.org/10.1111/j.0033-0124.1986.00001.x>
6. Credit, K. Introduction to the special issue on spatial machine learning. *J Geogr Syst* (2024). <https://doi.org/10.1007/s10109-024-00452-1>
7. Dhruv, Patel, and Subham Naskar. "Image classification using convolutional neural network (CNN) and recurrent neural network (RNN): A review." *Machine learning and information processing: proceedings of ICMLIP 2019* (2020): 367-381.
https://www.researchgate.net/publication/340111486_Image_Classification_Using_Convolutional_Neural_Network_CNN_and_Recurrent_Neural_Network_RNN_A_Review
8. Eldridge, S. M., Ukoumunne, O. C., & Carlin, J. B. (2009). The intra-cluster correlation coefficient in cluster randomized trials: a review of

- definitions. *International Statistical Review*, 77(3), 378-394.
<https://doi.org/10.1111/j.1751-5823.2009.00092.x>
9. Freeman, A. (1992). SAR calibration: An overview. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(6), 1107-1121.
<https://doi.org/10.1109/36.193786>
10. Gao, Song. "A review of recent researches and reflections on geospatial artificial intelligence." *Geomatics and Information Science of Wuhan University* 45.12 (2020): 1865-1874.
11. Griffith, D. A., & Chun, Y. (2022). Some useful details about the Moran coefficient, the Geary ratio, and the join count indices of spatial autocorrelation. *Journal of Spatial Econometrics*, 3(1), 12.
<https://doi.org/10.1007/s43071-022-00031-w>
12. Han, Kai, et al. "Vision gnn: An image is worth graph of nodes." *Advances in neural information processing systems* 35 (2022): 8291-8303.
13. Hodson, T. O. (2022). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): When to use them or not. *Geoscientific Model Development Discussions*, 2022, 1-10. <https://doi.org/10.5194/gmd-15-5481-2022>
14. Hu, Y., Goodchild, M., Zhu, A. X., Yuan, M., Aydin, O., Bhaduri, B., ... Newsam, S. (2024). A five-year milestone: reflections on advances and limitations in GeoAI research. *Annals of GIS*, 30(1), 1–14.
<https://doi.org/10.1080/19475683.2024.2309866>
15. Jakkula, V. (2006). Tutorial on support vector machine (svm). School of EECS, Washington State University, 37(2.5), 3.
<https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=3242005>
16. Janowicz, K., Gao, S., McKenzie, G., Hu, Y., & Bhaduri, B. (2019). GeoAI: spatially explicit artificial intelligence techniques for geographic knowledge discovery and beyond. *International Journal of Geographical Information Science*, 34(4), 625–636.
<https://doi.org/10.1080/13658816.2019.1684500>

17. Kurt Menke, G. I. S. P., Smith Jr, R., Pirelli, L., & John Van Hoesen, G. I. S. P. (2016). Mastering QGIS. Packt Publishing Ltd. <https://books.google.co.uk/books?id=D9i6BwAAQBAJ&printsec=frontcover#v=onepage&q&f=false>
18. Likas, A., Vlassis, N., & Verbeek, J. J. (2003). The global k-means clustering algorithm. Pattern recognition, 36(2), 451-461. [https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(02\)00060-2](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(02)00060-2)
19. Malchykova, D., & Pylypenko, I. (2023). War-Torn Territories and Society: Migration Processes, Cases, Contexts of Ukraine. Europa XXI, 45, 21-36. <https://doi.org/10.7163/Eu21.2023.45.6>
20. Malchykova, D., Pylypenko, I., & Shelukhina, O. (2018). SPATIAL ANALYSIS OF ENVIRONMENTAL AND AMELIORATIVE FACTORS OF RURAL AREA DEVELOPMENT. In 18th International Multidisciplinary Scientific GeoConferences SGEM 2018 (pp. 889-896). <https://doi.org/10.5593/sgem2018/5.2/S20.115>
21. Mitchell, Tom M., and Tom M. Mitchell. Machine learning. Vol. 1. No. 9. New York: McGraw-hill, 1997.
22. Molikeyvych, R.S.(2023) Changes in migration preferences of Ukrainians during the Russo-Ukrainian war. Odessa National University Herald Geography & Geology, 2(43), 49-64. <http://visgeo.onu.edu.ua/article/view/292735>
23. Murtagh, F., & Contreras, P. (2012). Algorithms for hierarchical clustering: an overview. Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery, 2(1), 86-97. <https://doi.org/10.1002/widm.53>
24. Natekin, A., & Knoll, A. (2013). Gradient boosting machines, a tutorial. Frontiers in neurorobotics, 7, 21. https://www.researchgate.net/publication/259653472_Gradient_Boosting_Machines_A_Tutorial
25. Neteler, M., Bowman, M. H., Landa, M., & Metz, M. (2012). GRASS GIS: A multi-purpose open source GIS. Environmental Modelling &

- Software, 31, 124-130.
https://www.researchgate.net/publication/257549933_GRASS_GIS_a_multi-purpose_open_source_GIS
26. Nikparvar B, Thill J-C (2021) Machine learning of spatial data. *Int J Geo-Inf.* <https://doi.org/10.3390/ijgi10090600>
27. Openshaw, S. Some suggestions concerning the development of artificial intelligence tools for spatial modelling and analysis in GIS. *Ann Reg Sci* 26, 35–51 (1992). <https://doi.org/10.1007/BF01581479>
28. Openshaw, S., and C. Openshaw. *Artificial Intelligence in Geography*. Chichester, UK: John Wiley & Sons, 1997.
29. Palekha, Yu. M., Malchykova, D. S., Antonenko, N. V., & Pylypenko, I. O. (2023). Approaches to the Territorial Communities' Typification of Ukraine as a Result of the Russian Military Aggression. *Ukrainian Geographical Journal.* (4), 36–43. <https://doi.org/10.15407/ugz2023.04.036>
30. Purwono, Purwono, et al. "Understanding of convolutional neural network (cnn): A review." *International Journal of Robotics and Control Systems* 2.4 (2022): 739-748. https://www.academia.edu/95007024/Understanding_of_Convolutional_Neural_Network_CNN_A_Review
31. Pylypenko, I., Malchykova, D., Vashchenko, O., Gryniuk, D., & Lozova, L. (2021). GRAPH THEORY IN THE SPATIAL ANALYSIS OF SOCIAL SYSTEMS: METHODOLOGICAL TECHNIQUES OF REGULARITIES SEARCHING. In *International Multidisciplinary Scientific GeoConference Surveying Geology and Mining Ecology Management, SGEM* (pp. 19-26). <https://doi.org/10.5593/sgem2021/2.1/s07.08>
32. Ros, F., Riad, R., & Guillaume, S. (2023). PDBI: A partitioning Davies-Bouldin index for clustering evaluation. *Neurocomputing*, 528, 178-199. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2023.01.043>
33. Schubert, E., Sander, J., Ester, M., Kriegel, H. P., & Xu, X. (2017). DBSCAN revisited, revisited: why and how you should (still) use

- DBSCAN. ACM Transactions on Database Systems (TODS), 42(3), 1-21.
<https://doi.org/10.1145/3068335>
34. Scott, L.M., Janikas, M.V. (2010). Spatial Statistics in ArcGIS. In: Fischer, M., Getis, A. (eds) Handbook of Applied Spatial Analysis. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-03647-7_2
35. Smith, T. R. (1984). Artificial intelligence and its applicability to geographical problem solving. The Professional Geographer, 36(2), 147-158.
<https://doi.org/10.1111/j.0033-0124.1984.00147.x>
36. Syriopoulos, Panos K., et al. "k NN Classification: a review." Annals of Mathematics and Artificial Intelligence (2023): 1-33.
https://www.researchgate.net/publication/373599645_kNN_Classification_a_review
37. Velyka Oleksandrivka Territorial Community and challenges of martial law: an Atlas of conditions and resources (2023). Ukrainian Researchers Society, Ed. Ostapenko, P. & Malchykova, D. Retrieved from <http://ekhsuir.kspu.edu/handle/123456789/19181>
38. Vysokopillia territorial community and challenges of martial law: an Atlas of conditions and resources (2023). Ukrainian Researchers Society, Ed. Ostapenko, P. & Malchykova, D. Retrieved from <http://ekhsuir.kspu.edu/handle/123456789/19182>
39. Zhang, Z., Hua, B. S., & Yeung, S. K. (2019). Shellnet: Efficient point cloud convolutional neural networks using concentric shells statistics. In Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision (pp. 1607-1616).
https://openaccess.thecvf.com/content_ICCV_2019/papers/Zhang_ShellNet_Efficient_Point_Cloud_Convolutional_Neural_Networks_Using_Concentric_Shells_ICCV_2019_paper.pdf
40. Мезенцев К. В. Суспільно-географічне прогнозування регіонального розвитку: Монографія / К. В. Мезенцев. – К.: Видавничо-поліграфічний центр «Київський університет», 2005. – 253 с.

41. Пилипенко І.О. Паліативний підхід до застосування регресійного методу в дослідженнях геосистем типу "центр-периферія" / І. О. Пилипенко, О. Г. Топчієв // Український географічний журнал - 2009. - № 2. - С. 31-37. <https://irbis-nbuv.gov.ua/publ/REF-0000210313>
42. Пилипенко І.О. Методи та методики суспільно-географічних досліджень: Навчальний посібник. / І. О. Пилипенко, Д. С. Мальчикова. – Херсон: ПП Вишемирський В.С., 2009. – 156 с
43. Соціальна географія: підручник / за ред. Л. Немець та К. Мезенцева. - К.: Фенікс, 2019. - 304 с.
https://www.geokiyiv.org/pdf/Social_Geography.pdf