

ІВАНОВ ДЕНИС

Національний технічний університет «Дніпровська політехніка»

<https://orcid.org/0000-0001-8660-0928>e-mail: ivanov.d.v@nmu.one

КАШТАН ВІТА

Національний технічний університет «Дніпровська політехніка»

<https://orcid.org/0000-0002-0395-5895>e-mail: kashtan.v.yu@nmu.one

ВОЛОДИМИР ГНАТУШЕНКО

Національний технічний університет «Дніпровська політехніка»

<https://orcid.org/0000-0003-3140-3788>e-mail: hnatushenko.v.v@nmu.one

МЕТОДОЛОГІЯ ЦИФРОВОГО КАРТОГРАФУВАННЯ ВИНИКНЕННЯ МОЖЛИВИХ ЗАТОПЛЕНЬ ТЕРИТОРІЙ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ НАПІВКЕРОВАНОГО МАШИННОГО НАВЧАННЯ

В роботі запропоновано методологію цифрового картографування виникнення можливих затоплень територій, що поєднує напівкероване машинне навчання з геоінформаційною системою QGIS. Методологія включає етапи збору даних, їх попередньої обробки, а також створення моделей, які дозволяють ідентифікувати потенційно небезпечні зони. Використання напівкерованого навчання дозволяє ефективно використовувати як розмічені, так і нерозмічені дані, що значно покращує якість прогнозування та точність картографування виникнення можливих затоплень територій. Особливу увагу приділено інтеграції даних з різних джерел, таких як супутникові зображення, метеорологічні дані та географічні інформаційні системи. Практична значущість методології полягає у підвищенні точності оцінки виникнення можливих затоплень територій та покращенні планування і управління ризиками в умовах змін клімату та урбанізації. Запропоновані методи можуть бути застосовані для моніторингу та управління ризиками затоплень у різних регіонах, що дозволяє зменшити потенційні негативні наслідки для населення та інфраструктури.

Ключові слова: картографування, топографічні карти, векторні дані, затоплення, урбанізація

IVANOV DENYS

Dnipro University of Technology

VITA KASHTAN

Dnipro University of Technology

VOLODYMYR HNATUSHENKO

Dnipro University of Technology

METHODOLOGY FOR DIGITAL MAPPING OF POSSIBLE TERRITORY FLOODING USING SEMI-SUPERVISED MACHINE LEARNING

This paper presents a comprehensive methodology for digital mapping of possible territory flooding using semi-supervised machine learning techniques with the QGIS geographic information system. The proposed methodology encompasses several critical stages: data collection, preliminary processing, and the development of predictive models, all aimed at accurately identifying and mapping areas vulnerable to flooding. This methodology uses semi-supervised learning, which effectively leverages marked and unmarked data to enhance the model's predictive capabilities. This approach improves the quality of forecasting and the accuracy of mapping the occurrence of possible territory flooding. The methodology ensures that valuable information from various data sources – such as satellite imagery, meteorological data, and GIS – is seamlessly integrated to provide a holistic view of flood risk. A feature of the methodology is its adaptability to different regions and contexts, which allows for tailored risk assessments that account for local geographic and climatic conditions. This adaptability is essential in the context of climate change and growing urbanization, it affects the dynamics and intensity of floods. The practical implications of this methodology are substantial. It helps mitigate potential negative impacts on communities and infrastructure. The methods presented offer valuable tools for monitoring and managing flood risks, contributing to better preparedness and resilience in diverse settings.

Keywords: mapping, topographic maps, vector data, flooding, urbanization.

Постановка проблеми

Затоплення територій є однією з найбільш серйозних і поширених природних загроз у світі, що завдає збитків людям, інфраструктурі та економіці. За даними ООН, близько 56% від загальної кількості осіб, які постраждали від стихійних лих, пов'язаних з погодними умовами, мають проблеми з продовольством [1]. Ефективне реагування на надзвичайні ситуації, що можуть призвести до затоплень територій потребує оперативного доступу до актуальних топографічних карт постраждалих територій. Це є важливим для своєчасного оцінювання ситуації та прийняття необхідних заходів. Топографічні карти містять інформацію про географічні об'єкти, такі як транспортні мережі, топоніми, стан ландшафту та зони можливого затоплення. Ці карти мають широке застосування в політичних, соціальних та екологічних дослідженнях. Але інтерпретація та аналіз топографічних карт є трудомістким процесом. Це створює необхідність у розробці автоматизованих методів для створення та аналізу таких карт.

Останніми роками спостерігається зростання інтересу до використання топографічних карт затоплення в областях комп'ютерного зору, фотограмметрії та дистанційного зондування. При створенні цифрових моделей

рельєфу (ЦМР), ландшафтних моделей та тривимірних (3D) моделей урбаністичних територій використовують масиви опорних точок. Для класифікації вищеописаних даних застосовуються контрольовані та неконтрольовані методи. Контрольовані використовують розпізнавання зв'язків між даними та їх мітками. Але навчання керованих моделей вимагає точних навчальних вибірок, які часто створюються вручну, що є затратним процесом і потребує часових ресурсів. Неконтрольовані методи орієнтовані на класифікацію даних без попередньої розмітки за допомогою виявлення внутрішніх структур і закономірностей у даних. У роботі [2] запропоновано використати неконтрольовані методи для маркування масивів точок у тривимірних наборах функцій структурного зв'язку. Але при класифікації об'єктів у міських сценах з високим рівнем деталізації ці методи демонструють обмежену ефективність. Це обумовлено тим, що неконтрольовані методи зазвичай орієнтовані на класифікацію об'єктів однієї категорії, таких як рельєф місцевості або дерева.

Основною проблемою є те, що вищеописані традиційні методи є неефективними при створенні та аналізі топографічних карт затоплення, особливо для урбаністичних територій. Це створює потребу в розробці нової методології цифрового картографування можливих затоплення, яка враховуватиме специфіку міських сцен і забезпечуватиме високу точність та оперативність аналізу даних.

Аналіз останніх публікацій

В роботі [3] проведено дослідження для річки Мульде в Саксонії, Німеччина на основі теорії багатоатрибутивної корисності (MAUT) для оцінки ризику затоплення. Небезпека повені була оцінена за допомогою квазідвовимірної (2D) гідродинамічної моделі, реалізованої через HEC-RAS. Подібно до методу аналітичної ієрархії (АНР), метод MAUT є широко використовуваним підходом в аналізі багатокритеріальних рішень (MCDM). Але MAUT характеризується високою інтенсивністю обробки даних, оскільки вимагає значної кількості вхідної інформації. Вагові коефіцієнти в цьому методі визначаються експертами, що приймають рішення, а не обчислюються автоматично, як у випадку з АНР [4]. У дослідженні [5], що проводилося для регіону Іскандар у Малайзії, для оцінки ваги критеріїв застосовувався метод рейтингов. Для створення карти затоплення територій обрано критерії: відстань до головного потоку та річки, висота, нахил місцевості, землекористування, тип покриву, відстань до стічного каналу та щільність населення. Одним з обмежень цього підходу є відсутність теоретичної основи для рейтингового методу, що ускладнює обґрунтування призначених вагових коефіцієнтів. Авторами в роботі [6] проведено дослідження дельти Червоної річки у В'єтнамі з використанням методу АНР. Вибрані критерії для оцінки ризику повеней (економічних, соціальних та екологічних втрат) є більш детальними порівняно з попередніми дослідженнями. Але отримання вищевказаних критеріїв є складним завданням. Для оцінки небезпеки затоплення територій запропоновано використати параметри, такі як глибина, тривалість та швидкість водяного потоку. Для оцінки економічних втрат розраховано площі житлових будинків, будівель спеціального призначення, громадської інфраструктури та сільськогосподарських угідь. Соціальні втрати оцінювались за критеріями щільності населення, рівень ризику та рівня доходів. Екологічні втрати оцінювались на основі розрахунків рівня забруднення (викиди від промисловості, відходи та застій паводкових вод), ерозії та наявності відкритих просторів. Таким чином, оцінка ризику повеней для великих територій або в регіонах з обмеженою деталізацією інформації може бути ускладнена через необхідність використання вищеописаних критеріїв, що потребує значних ресурсів і може ускладнити впровадження запропонованої методології в роботі [6]. У роботі [7] розроблено два набори ознак на основі координат і вокселів, що використовуються для неконтрольованого маркування масивів точок. На основі цих ознак запропоновано дерево рішень, орієнтоване на знання, для неконтрольованого маркування. Експерименти показали, цей підхід досяг показника F1 більше 85% для планарно-домінантних класів. Однак точна класифікація об'єктів у масивах точок великомасштабних міських середовищ за допомогою неконтрольованих методів залишається складною задачею. Деякі методи були запропоновані для класифікації лише однієї категорії, наприклад, рельєфу або рослинності. Авторами в роботі [8] представлено алгоритм для створення класифікаційних карт на основі неконтрольованого навчання. Але експерименти показали, що ефективність фільтрації зменшується при зниженні щільності точок.

Загальний аналіз показує, що застосування надто складних або надто простих критеріїв може призвести до створення ненадійних карт рівня затоплення.

Формулювання цілей статті

Метою роботи є розробка методології цифрового картографування виникнення можливих затоплень територій із застосуванням напівкерованого машинного навчання та геоінформаційної системи. Це дозволить підвищити точність і оперативність аналізу територій зони інтересу, зокрема в умовах урбаністичних ландшафтів.

Виклад основного матеріалу

На рис. 1 представлено методологію, використовує комплексний підхід поєднання неконтрольованого навчання і географічних інформаційних систем (GIS). Цей підхід дозволяє створювати карти затоплення територій, які відображають просторовий розподіл затоплення та його інтенсивність, класифіковану від дуже високого до дуже низького рівня.

Першим етапом є вибір області перегляду топографічної карти. Цей етап передбачає визначення меж досліджуваної території. У даному дослідженні він складався з окреслення 1% заплави за допомогою інструментів QGIS та розширення для моделювання затоплень. Використовувався масштаб 1:25000, що дозволяє отримати детальне уявлення про територію. Після цього створюється векторне представлення області дослідження. Це дозволяє більш точно визначити межі території, яка підлягає аналізу. Векторне представлення

забезпечує чіткі контури та форми об'єктів, що робить подальший аналіз більш точним та ефективним.

Отримання цифрової моделі місцевості (ЦММ) є другим етапом у методології. ЦММ включає ключові параметри: висоту над рівнем моря, кут нахилу місцевості та швидкість течії води. Ці дані дозволяють оцінити потенційні ризики можливого затоплення, впливаючи на напрямки та інтенсивність водних потоків під час повеней. Числова модель рельєфу місцевості була розроблена з просторовою роздільною здатністю 5 м і коефіцієнтом корекції похибки дискретизації 0,5 шляхом інтерполяції нівелірної та дренажної мережі, взятої з військових топографічних карт у масштабі 1:25000 з контурною еквідистантністю 10 м. Метод інтерполяції, спеціально розроблений для створення гідрологічно правильних цифрових моделей рельєфу, реалізований у програмному забезпеченні QGIS.

Паралельно необхідно зібрати дані про кількість опадів. Дані про опади отримані з метеорологічних станцій, супутникового спостереження та веб-ресурсів. Важливо парсити ці дані у формат JSON для зручності їх подальшого використання у цифрових моделях. Запропоновано використати методику парсингу даних з веб-ресурсів представлену в роботі [9]. Спочатку форматується HTML-код для визначення XPath тегів, потім вибір актуального контейнера для парсингу. Обробляються індивідуальні та повторювані об'єкти, зберігаючи вміст тегів та посилання на файли. Дані зберігаються в базі даних як дочірні елементи або в окремих таблицях.



Рис. 1. Структурна схема методології цифрового картографування виникнення можливих затоплень території

Метод «точка в полігоні» застосовується для точного визначення кордонів зон затоплення на основі супутникових знімків. Це дозволяє створити детальну карту земного покриття для моніторингу та аналізу затоплення територій. На першому етапі точки розділяються на опорні (не наземні) та наземні за допомогою цифрової моделі місцевості (ЦМР), що дозволяє чітко визначити їх просторове розташування. Другий етап включає обробку топографічної карти для створення полігональних шарів, які представляють різні категорії, такі як вода, транспортна інфраструктура, будівля та рослинність, з відповідними мітками класів. На третьому етапі виконується операція «точка в полігоні». Для опорних точок спочатку перевіряється, чи потрапляє точка в межі полігону транспортної інфраструктури; у разі попадання їй присвоюється мітка «транспортна інфраструктура». Якщо точка не потрапляє в полігон транспортної інфраструктури, проводиться перевірка на належність до полігону води; у разі підтвердження належності точці присвоюється мітка «вода». Якщо точка не потрапляє в жоден з цих полігонів, їй присвоюється мітка «місцевість». Для наземних точок процес є спрощеним: точки перевіряються на належність до полігонів для транспортної інфраструктури, будівель та рослинності. Точкам, що потрапляють у ці полігони, присвоюється відповідна мітка. Якщо точка не потрапляє в жоден з полігонів, їй присвоюється мітка «0», що вказує на відсутність маркування. Після завершення процесу «точка в полігоні» кожна точка отримує відповідну мітку, що забезпечує точну класифікацію даних і дозволяє провести подальший детальний просторовий аналіз затоплень.

Для визначення небезпеки затоплень застосовується комплексний підхід, що включає матрицю попарних порівнянь, напівкероване навчання та класи небезпеки. Матриця попарних порівнянь є ключовим інструментом для визначення ваги критеріїв: висота над рівнем моря, ступінь нахилу, максимальна кількість

опадів, акумуляція стоку, дані про ґрунти та відстань до затоплених доріг. Відносна важливість цих критеріїв оцінюється за шкалою від 1 до 8 рівні підвищення води при затопленні, де 1 – означає мінімальний рівень затоплення, а 8 – максимальний рівень затоплення. Нормалізація матриці дозволяє визначити ваги для кожного критерію:

$$w_i = \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}}, \quad (1)$$

де w_i – вага критерію i , a_{ij} – оцінка відносної важливості критерію i порівняно з критерієм j . Ваги використовуються для подальшого аналізу і створення карт зон затоплення.

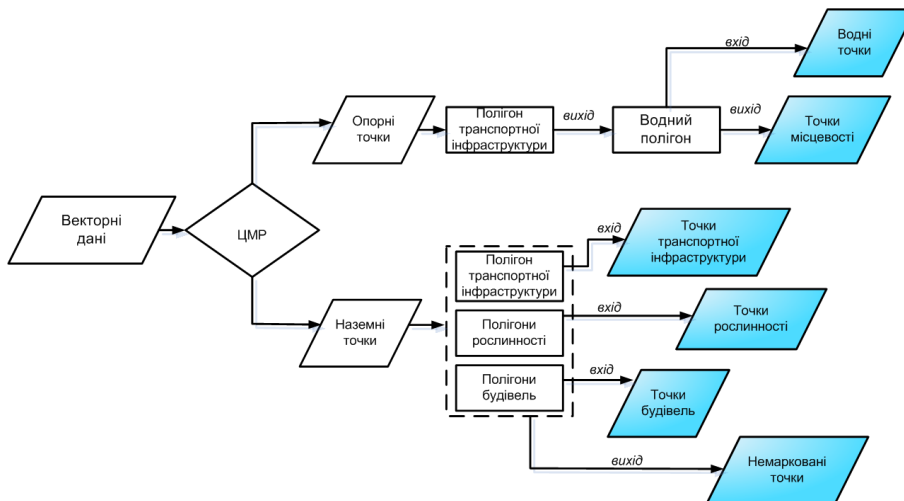


Рис. 2. Алгоритм методу «точка в полігоні»

Для забезпечення коректності розрахунків необхідно провести аналіз узгодженості матриці попарних порівнянь. Цей аналіз включає перевірку узгодженості оцінок відносної важливості критеріїв. Матриця попарних порівнянь формується на основі оцінки відносної важливості кожного критерію по відношенню до інших. Вона містить інформацію про те, наскільки один критерій важливіший за інший. Процес перевірки узгодженості включає розрахунок вектора узгодженості та власного значення матриці. Вектор узгодженості отримується шляхом множення матриці попарних порівнянь на вектор ваг. Власне значення матриці визначається як середнє арифметичне відношень кожного елемента вектора узгодженості до відповідного елемента вектора ваг.

Напівкероване навчання, що включає дані з визначеними класами та дані без визначених класів використовується для покращення точності моделей класифікації. На початковому етапі навчання модель використовує обмежену кількість даних з відомими класами для формування базових класифікаційних шаблонів. Велика кількість даних без визначених класів використовується для подальшого коригування моделі, що дозволяє підвищити продуктивність:

$$L = \alpha L_{label} + (1 - \alpha) L_{unlabel}, \quad (2)$$

де L_{label} – функція втрат для мічених даних, $L_{unlabel}$ – функція втрат для немічених даних, α – ваговий коефіцієнт.

Інтеграція матриці попарних порівнянь у процес напівкерованого навчання здійснюється шляхом використання ваг для моделювання впливу різних критеріїв на класифікацію. Ваги, отримані з матриці попарних порівнянь, інтегруються в модель напівкерованого навчання, що дозволяє моделі більше уваги приділяти критеріям з високими вагами. Вісім класів небезпеки використовуються для категоризації територій за рівнем ризику затоплень. Клас 1 представляє найнижчий рівень ризику, що відповідає територіям з мінімальною ймовірністю затоплень або незначними наслідками у разі затоплення. Клас 8, навпаки, вказує на найвищий рівень ризику затоплення, що відображає території з високою ймовірністю затоплень або значними наслідками у випадку затоплення.

Експериментальні дослідження проводилися на основі аналізу знімків супутника Sentinel-2 для міста Мукачево (рис. 3а, рис. 3б). Дослідження включало використання різночасових знімків, отриманих у зимовий та весняний періоди 2024 року. Кожне зображення було попередньо оброблено для корекції атмосферних та спектральних характеристик за методикою, запропонованої в роботі [10]. Місто Мукачево розташоване в зоні з високим ризиком затоплення через свою близькість до річкових систем та особливості географічного положення. На рисунку 3в наведено карту території міста Мукачево у векторній формі, на якій представлено інфраструктурні та природні елементи. Для реалізації використано систему координат WGS_1984_Web_Mercator_Auxiliary_Sphere (WKID: 3857, Authority: EPSG).

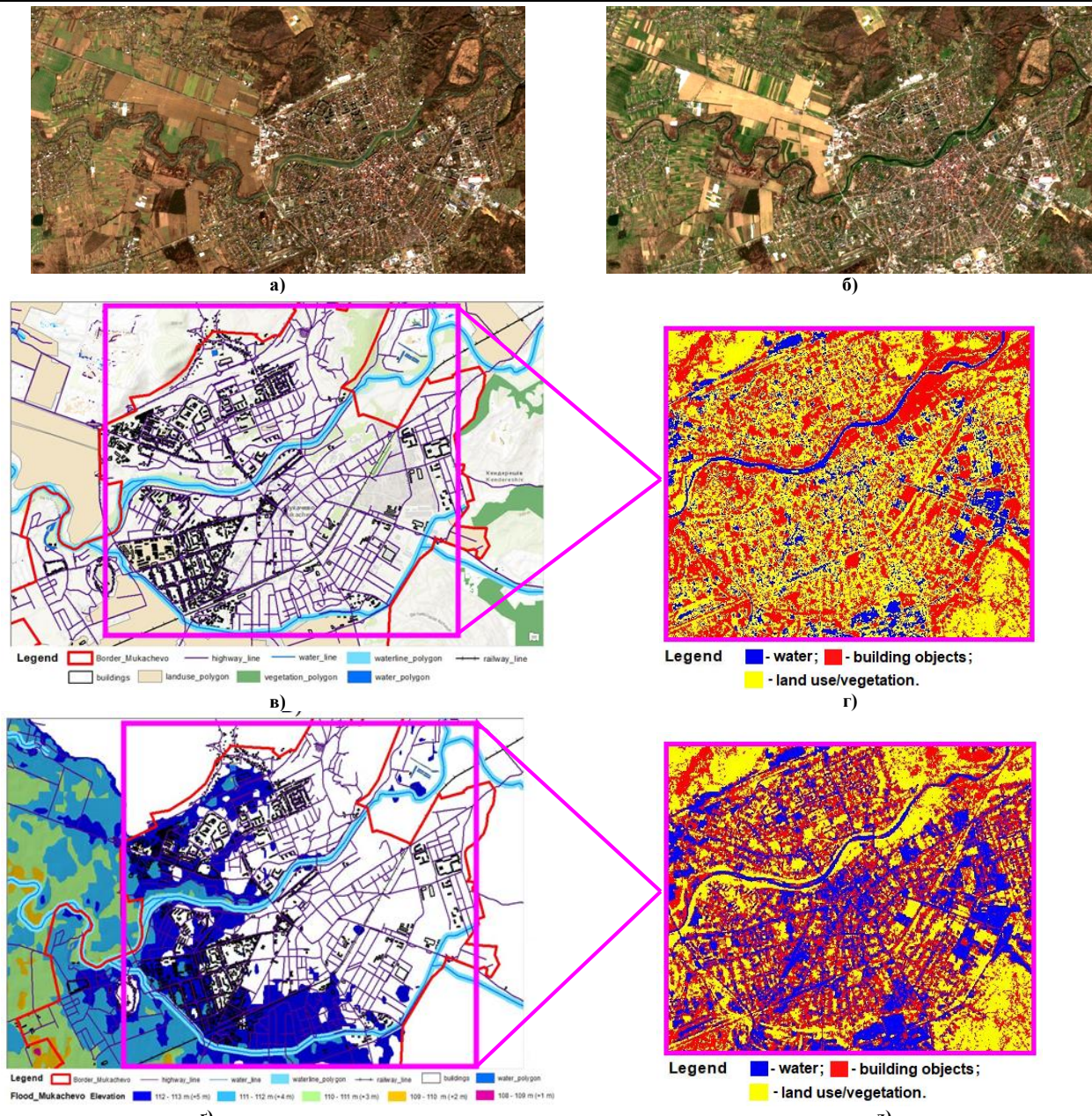


Рис. 3. Карти території міста Мукачево: а) зображення супутника Sentinel-2 у зимовий період; б) зображення супутника Sentinel-2 у весняний період; в) векторна карта інфраструктурних та природних елементів; г) результат напівкерованого навчання у весняний період; е) карта затоплення після паводку; д) результат напівкерованого навчання у зимовий період

Результати напівкерованого навчання після затоплення представлені на рисунку 3г у весняний період рис.3д після затоплення. На карті видно класифіковані зони міста Мукачево, де використано кольорове кодування для різних типів поверхонь. Синій колір позначає водні об'єкти, червоний – об'єкти забудови, а жовтий – рослинність та земельні угіддя. Використання напівкерованого навчання підвищує ефективність створення карти затоплення у векторній формі, забезпечуючи точність та детальність відображення результатів. Затоплені зони, позначені синім кольором, свідчать про найбільшу загрозу для інфраструктури та житлових районів, які потребують негайного реагування. Інформація про розподіл затоплених територій дозволяє більш ефективно планувати рятувальні операції та заходи відновлення, забезпечуючи безпеку населення та мінімізацію економічних втрат. На рисунку 3г наведено результати картографування затоплення для міста Мукачево, з використанням векторних даних для ідентифікації елементів інфраструктури та зон затоплення. Зони затоплення представлені різними відтінками синього, зеленого, жовтого та червоного кольорів, що відповідають різним рівням підйому води. Темно-синій колір відповідає рівню затоплення від 112 до 113 метрів (+5 м), синій колір - від 111 до 112 метрів (+4 м), світло-синій колір - від 110 до 111 метрів (+3 м), зелений колір - від 109 до 110 метрів (+2 м), жовтий колір - від 108 до 109 метрів (+1 м). Центральна частина міста зазнає найбільшого затоплення, з рівнем води до +5 м, що вказує на необхідність особливої уваги до цієї зони під час планування заходів з попередження затоплення. Прилегли до річки території також сильно затоплені, особливо в зонах ближче до річок та каналів. Південно-східна частина міста має затоплення на рівні до +2 м, що може вказувати на менш значний підйом води в цій частині, проте все одно потребує належної уваги. На рисунку 4

наведено результати Прогнозовані результати затоплення в місті Мукачево. Червоний колір (115-116 м, +8 м) охоплює найвищий рівень затоплення і включає території, які можуть бути затоплені на 8 метрів вище поточного рівня води. Помаранчевий колір (114-115 м, +7 м) включає ділянки з потенційним підвищенням рівня води на 7 метрів. Коричневий колір (113-114 м, +6 м) позначає зону, що може бути затоплена на 6 метрів. Світло-коричневий колір (112-113 м, +5 м) охоплює ділянки, які можуть бути затоплені на 5 метрів. Жовтий колір (111-112 м, +4 м) представляє території з можливим підвищенням води на 4 метри. Світло-жовтий колір (110-111 м, +3 м) позначає ділянки з потенційним підвищенням води на 3 метри. Зелений колір (109-110 м, +2 м) відображає зону затоплення з підняттям води на 2 метри. Світло-зелений колір (108-109 м, +1 м) охоплює найменший рівень затоплення, де вода може піднятися на 1 метр.



Рис. 4. Цифрова карта прогнозованих затоплень для міста Мукачево

На рис. 4 представлено прогнозовану карту затоплення міста Мукачево, позначену кольорами, що відповідають різним рівням підняття води: червоний (115-116 м, +8 м), помаранчевий (114-115 м, +7 м), коричневий (113-114 м, +6 м), світло-коричневий (112-113 м, +5 м), жовтий (111-112 м, +4 м), світло-жовтий (110-111 м, +3 м), зелений (109-110 м, +2 м) та світло-зелений (108-109 м, +1 м). Найбільш постраждала центральна частина міста з високим рівнем затоплення до +8 метрів, східна частина включає ділянки з потенційним підйомом води від +4 до +7 метрів, а західна частина має затоплення до +5 метрів. Ці прогнозовані результати допомагають визначити зони затоплення та ефективніше планувати рятувальні операції та заходи відновлення, забезпечуючи безпеку населення та мінімізацію економічних втрат.

У процесі дослідження була проведена оцінка похибок оновленої цифрової топографічної карти на основі координатних даних. Точність планового положення об'єктів цифрової топографічної карти оцінюється шляхом порівняння координат контрольних точок, визначених за ортофотопланом, з координатами відповідних точок цифрової карти. На одну трапецію карти необхідно визначити не менше 20-ти контрольних точок. Для контрольних точок обрано об'єкти місцевості: перетини доріг і вулиць, кути будинків, поворотів огорож та ін. В таблиці 1 наведено результати оцінки точності оновленої цифрової топографічної карти: номер – порядковий номер контрольної точки; X' та Y' – первинні координати точок за ортофотопланом; X'' та Y'' – оновлені координати точок за цифровою топографічною картою; Δx_i та Δy_i – відхилення координат по осях X та Y відповідно. Вони обчислюються як різниця між первинними (X' та Y') та оновленими (X'' та Y'') координатами та похибка (M_s) – просторова похибка.

Таблиця 1

Оцінка точності оновленої цифрової топографічної карти

Номер	X'	Y'	X''	Y''	Δx_i	Δy_i	Похибка (M_s)
1	2526678,982	6181938,545	2526677,22	6181935,782	1,76	2,76	3,28
2	2526715,201	6182035,912	2526714,26	6182032,619	0,94	3,29	3,42
3	2527085,383	6181628,1	2527081,15	6181628,57	4,23	-0,47	4,26
4	2526922,164	6181554,722	2526923,576	6181551,9	-1,41	2,82	3,16
5	2526869,013	6181467,233	2526868,072	6181462,529	0,94	4,70	4,80
6	2526553,864	6181580,592	2526551,982	6181578,711	1,88	1,88	2,66
7	2529534,078	6183531,673	2529531,726	6183529,821	2,35	1,85	2,99
8	2529574,529	6183437,128	2529573,589	6183433,365	0,94	3,76	3,88

9	2529218,929	6183395,735	2529217,988	6183393,384	0,94	2,35	2,53
10	2529098,984	6183328,943	2529097,573	6183326,121	1,41	2,82	3,16
11	2529305,477	6183205,705	2529304,546	6183204,765	0,93	0,94	1,32
12	2529293,718	6182889,616	2529290,425	6182891,497	3,29	-1,88	3,79
13	2528993,35	6182736,616	2528991,956	6182735,215	1,39	1,40	1,98
14	2528727,591	6182676,408	2528725,909	6182678,29	1,68	-1,88	2,52
15	2529255,818	6182460,038	2529253,466	6182457,215	2,35	2,82	3,67
16	2529816,03	6182134,541	2529814,619	6182133,33	1,41	1,21	1,86
17	2530532,546	6181151,312	2530528,313	6181149,981	4,23	1,33	4,44
18	2530761,617	6181491,39	2530760,706	6181489,438	0,91	1,95	2,15
19	2532356,737	6182160,703	2532354,621	6182158,986	2,12	1,72	2,72
20	2532663,89	6182120,922	2532662,126	6182119,746	1,76	1,18	2,12

Результати табл.1 показують середні квадратичні похибки оновленої цифрової топографічної карти на рівні 3,21 метра, що є прийнятним для багатьох практичних застосувань. З урахуванням коригувального коефіцієнта 1,25 середня похибка становить 2,57 метра. Така точність дозволяє більш ефективно використовувати цифрову карту для моніторингу та управління територіями, зокрема для аналізу та планування заходів у випадку затоплень.

Висновки

У статті запропоновано методологію цифрового картографування виникнення можливих затоплень територій на основі комплексного використання напівкерованого машинного навчання та геоінформаційної системою QGIS. Це дозволило точно визначати зони затоплення та створювати детальні карти затоплень. Отримання цифрової моделі місцевості та парсинг даних про опади є важливими для оцінки можливих затоплень територій. Метод «точка в полігоні» виявився ефективним для класифікації зон затоплення на основі супутникових знімків, що дозволяє створити карти земного покриття. Результати напівкерованого навчання дозволили точно визначати зони затоплення та здійснювати їх класифікацію за рівнями ризику. На основі отриманих результатів було створено карти затоплень для міста Мукачево. Аналіз середніх квадратичних похибок побудованої цифрової топографічної карти вказує на їх прийнятний рівень для практичних застосувань, підтверджуючи коректність проведених досліджень і ефективність розроблених методів.

Література

1. The United Nations. <https://www.un.org/en/our-work/documents>
2. Poux, F.; Billen, R. Voxel-based 3D point cloud semantic segmentation: Unsupervised geometric and relationship featuring vs deep learning methods. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.* 2019, 8, 213.
3. Meyer, V.; Haase, D.; Scheuer, S. Flood risk assessment in European river basins-concept, methods, and challenges exemplified at the Mulde River. *Integr. Environ. Assess. Manag.* 2009, 5, 17–26.
4. Velasquez, M.; Hester, P.T. An Analysis of Multi-Criteria Decision Making Methods. *Int. J. Oper. Res.* 2013, 10, 55–66.
5. Yeganeh, N.; Sabri, S. Flood Vulnerability Assessment in Iskandar Malaysia Using Multi-criteria Evaluation and Fuzzy Logic. *Res. J. Appl. Sci. Eng. Technol.* 2014, 8, 1794–1806.
6. Dang, N.M.; Babel, M.S.; Luong, H.T. Evaluation of food risk parameters in the Day River Flood Diversion Area, Red River Delta, Vietnam. *Nat. Hazards* 2010, 56, 169–194.
7. Poux, F.; Billen, R. Voxel-based 3D point cloud semantic segmentation: Unsupervised geometric and relationship featuring vs deep learning methods. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.* 2019, 8, 213.
8. Vosselman, G. Slope based filtering of laser altimetry data. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens.* 2000, 33, 935–942.
9. Каштан В. Ю., Іванов Д. В. Інформаційна технологія автоматизованого збору аналітичних даних із веб-ресурсів. Інформаційні моделюючі технології, системи та комплекси (ІМТСК-2024): V міжнародна науково-практична конференція. 18-19 квітня 2024 р., Черкаси, Україна. Черкаси : Черкаський національний університет імені Богдана Хмельницького, 2024. С. 97-99.
10. Каштан В.Ю., Шевцова О.С. Інформаційна технологія попередньої обробки супутникових зображень з використанням згорткової нейронної мережі. Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових робіт. Випуск 1 (150). Дніпро, 2024. С. 36–50. <https://doi.org/10.34185/1562-9945-1-150-2024-04>.

References

1. The United Nations. <https://www.un.org/en/our-work/documents>
2. Poux, F.; Billen, R. Voxel-based 3D point cloud semantic segmentation: Unsupervised geometric and relationship featuring vs deep learning methods. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.* 2019, 8, 213.
3. Meyer, V.; Haase, D.; Scheuer, S. Flood risk assessment in European river basins-concept, methods, and challenges exemplified at the Mulde River. *Integr. Environ. Assess. Manag.* 2009, 5, 17–26.

4. Velasquez, M.; Hester, P.T. An Analysis of Multi-Criteria Decision Making Methods. *Int. J. Oper. Res.* 2013, 10, 55–66.
5. Yeganeh, N.; Sabri, S. Flood Vulnerability Assessment in Iskandar Malaysia Using Multi-criteria Evaluation and Fuzzy Logic. *Res. J. Appl. Sci. Eng. Technol.* 2014, 8, 1794–1806.
6. Dang, N.M.; Babel, M.S.; Luong, H.T. Evaluation of food risk parameters in the Day River Flood Diversion Area, Red River Delta, Vietnam. *Nat. Hazards* 2010, 56, 169–194.
7. Poux, F.; Billen, R. Voxel-based 3D point cloud semantic segmentation: Unsupervised geometric and relationship featuring vs deep learning methods. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.* 2019, 8, 213.
8. Vosselman, G. Slope based filtering of laser altimetry data. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens.* 2000, 33, 935–942.
9. Kashtan V. Yu., Ivanov D. V. Informatsiina tekhnolohiia avtomatyzovanoho zboru analitychnykh danykh iz veb-resursiv. Informatsiini modeliuiuchi tekhnolohii, systemy ta komplekxy (IMTSK-2024): V mizhnarodna naukovo-praktychna konferentsiia. 18-19 kvitnia 2024 r., Cherkasy, Ukraina. Cherkasy : Cherkaskyi natsionalnyi universytet imeni Bohdana Khmelnytskoho, 2024. S. 97-99.
10. Kashtan V.Iu., Shevtsova O.S. Informatsiina tekhnolohiia poperednoi obrobky sputnykovykh zobrazhen z vykorystanniam zghortkovoi neironnoi merezhi. Systemni tekhnolohii. Rehionalnyi mizhvuzivskyi zbirnyk naukovykh robit. Vypusk 1 (150). Dnipro, 2024. S. 36–50. <https://doi.org/10.34185/1562-9945-1-150-2024-04>.