

УДК 004.942:556.166

ІНТЕГРОВАНА СИСТЕМА ПРОГНОЗУВАННЯ ПАВОДКІВ І КАРТУВАННЯ ЗАТОПЛЕННЯ НА ОСНОВІ СУПУТНИКОВИХ ДАНИХ ТА МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Федосєєнко А.О.

e-mail: andrii.fedosieienko@nure.ua

Науковий керівник – канд. техн. наук, доц. Яловега І.Г.
Харківський національний університет радіоелектроніки,
кафедра прикладної математики
м. Харків, Україна

The intensive floods can be very dangerous for our infrastructure and our lives. This study addresses the growing risk of floods caused by climate change and the limitations of traditional hydrological methods, which often fail to capture spatial variability in precipitation and environmental changes. The proposed approach integrates high-resolution satellite data with machine learning techniques to improve early flood prediction. By integrating forecasting and mapping modules, the system creates a feedback loop where predictions guide satellite observations and observed flood maps help refine the models. This approach improves the accuracy of early warning systems and enhances long-term adaptation to flood risks.

Часті та інтенсивні паводки під впливом зміни клімату створюють загрозу життю, інфраструктурі та економіці. Традиційні гідрологічні методи часто не враховують просторову неоднорідність опадів і зміни середовища. Супутникові дані високої роздільної здатності разом із методами машинного навчання відкривають нові можливості для завчасного прогнозу та точного визначення меж затоплення. У контексті сучасних систем управління паводковими ризиками підвищення точності прогнозування та оперативності реагування потребує інтеграції супутникових даних, методів машинного навчання та механізмів адаптивного аналізу [1]. Формування паводків є результатом складної взаємодії атмосферних і гідрологічних процесів, тому традиційні підходи, що ґрунтуються на локальних спостереженнях і фізичних моделях, часто не забезпечують належної точності, особливо у регіонах без достатньої кількості гідрологічних постів. Застосування глибокого навчання дозволяє здійснювати постійний аналіз вхідних потоків даних з різних джерел, виявляти закономірності в їх зміні та прогнозувати розвиток паводкової ситуації.

Архітектура інтегрованої системи спочатку передбачає збір і обробку супутникових даних різної природи. Продукти опадів NASA IMERG та метеорологічні прогнози ECMWF використовуються як вхідні параметри для моделей прогнозування, тоді як оптичні знімки Sentinel-2 та Landsat 8/9 становлять основу для картування зон затоплення [2]. Ці дані у оперативному (near-real-time) режимі забезпечують повну картину гідрометеорологічних умов, що впливають на формування паводків. На першому етапі модуль

прогнозування реалізується на основі рекурентних нейронних мереж із довготривалою пам'яттю (Long Short-Term Memory – LSTM), які аналізують часові ряди витрат води, опадів та супутніх параметрів для передбачення майбутнього стану річкової системи. Такий підхід забезпечує прогноз розвитку паводкової хвилі з горизонтом від однієї до семи діб і дає змогу враховувати як поточні умови, так і історичні закономірності.

Другий компонент системи зосереджений на картуванні зон фактичного затоплення за супутниковими знімками. Для цієї задачі застосовується сегментаційна модель на основі архітектури U-Net, яка виконує автоматичну класифікацію пікселів зображень та створює бінарну карту водної поверхні. Модель аналізує спектральні характеристики поверхні та відокремлює водні об'єкти навіть за наявності напівпрозорої хмарності чи змінних умов освітлення. Це дозволяє уточнювати межі та площу реального затоплення на основі оптичних знімків, а глибину оцінювати шляхом інтеграції отриманих масок із цифрової моделі рельєфу (DEM – Digital Elevation Model) та результатами гідродинамічного моделювання. Вихідні карти можуть бути додатково інтегровані з іншими тематичними шарами, що описують забудову, транспортну інфраструктуру чи землекористування, для оцінки впливу паводкових подій.

Інтеграція модулів прогнозування та картування забезпечує створення замкненого циклу обробки даних. Прогноз визначає зони підвищеного ризику та часові інтервали, у межах яких слід зосередити супутникові спостереження, що оптимізує використання обчислювальних та аналітичних ресурсів. Картування у свою чергу, забезпечує перевірку та уточнення прогнозних результатів, створюючи базу даних для подальшого навчання моделей і підвищення їхньої точності. Такий підхід дозволяє системі постійно адаптуватися до змінних умов та покращувати свої передбачувальні можливості з часом.

Інтеграція супутникових даних із методами машинного навчання формує нову парадигму управління паводковими ризиками. Комбінація архітектур LSTM та U-Net дозволяє не лише передбачати розвиток паводків, а й точно оцінювати їхні наслідки в оперативному режимі.

Список використаних джерел:

1. Nearing G., Cohen D., Dube V., Gauch M., Gilon O., Harrigan S., Hassidim A., Klotz D., Kratzert F., Metzger A., Nevo S., Pappenberger F., Prudhomme C., Shalev G., Shenzi S., Tekalign T.Y., Weitzner D., Matias Y. Global prediction of extreme floods in ungauged watersheds. *Nature*. 2024. Vol. 627. P. 559–563. DOI: 10.1038/s41586-024-07145-1.
2. Portalés-Julià E., Mateo-García G., Purcell C., Gómez-Chova L. Global flood extent segmentation in optical satellite images. *Scientific Reports*. 2023. Vol. 13. Art. 20316. DOI: 10.1038/s41598-023-47595-7.