

УДК 681.3

Нейромережевий метод картографування повеней на основі супутникових зображень

Скакун С.В.

Інститут космічних досліджень НАНУ-НКАУ
inform@ikd.kiev.ua

Abstract

Skakun S. Neural network method to flood mapping from satellite imagery. Floods are among the most devastating natural hazards in the world, affecting more people and causing more property damage than any other natural phenomena. One of the most important problems associated with flood monitoring is a flood extent extraction from satellite imagery, since it is impractical to acquire the flood area through field observations. This paper presents a new method to the flood extent extraction from synthetic-aperture radar (SAR) images that is based on intelligent computations. In particular, we apply artificial neural networks, self-organizing Kohonen's maps (SOMs), for SAR image segmentation and classification. We implemented our approach in a Grid system that was used to process data from three different satellite sensors: ERS-2/SAR, ENVISAT/ASAR WSM (Wide Swath Mode) and RADARSAT-1.

Вступ

На сьогоднішній день кількість гідрометеорологічних надзвичайних ситуацій, що відбуваються на Землі, постійно зростає. Згідно з дослідженням, проведеним в роботі [1], в період з 2000 по 2007 роки річний приріст кількості таких явищ склав в середньому 8,4%. Гідрометеорологічні явища, до яких відносяться повені та зсуви ґрунтів (обумовлені значними опадами), складають 55% всіх природних надзвичайних ситуацій, які трапились у 2007 році. Відповідні втрати складають: 177 млн. жертв та більш ніж 24,5 млрд. доларів економічних збитків [1].

Ефективний моніторинг та прогнозування повеней, а також управління ризиками, пов'язаними з ними, неможливий без залучення даних спостереження Землі з космосу. Це обумовлено можливістю отримання даних для великих та важкодоступних територій, а також отримання неперервних вимірів (на відміну від точкових наземних спостережень). Однією з актуальних задач, яка виникає при моніторингу повеней, є задача оцінки затоплених територій. Ця інформація є надзвичайно важливою для калібрування та валідації гідрологічних та гідравлічних моделей [2]. Використовуючи такі моделі та ретроспективні дані, можна розробляти сценарії розвитку повеней при тих чи інших умовах та оцінювати відповідні ризики. Дані про затоплені території є також важливими при оцінці збитків, завданих повенями, а також можуть використовуватися рятувальниками під час надзвичайних ситуацій [3].

Зазвичай використання супутникових даних, отриманих в оптичному діапазоні електромагнітного випромінювання, обмежене наявністю хмарного покриття. Тому більш

ефективним є використання радіолокаційних даних (в сантиметровому та дециметровому діапазонах), отримання яких не залежить від погодних умов. Моніторинг паводкових ситуацій з використанням радіолокаційних даних ґрунтується на тому, що вода (у спокійному стані без хвиль) не відбиває хвилі в НВЧ-діапазоні і, відповідно, матиме невелике значення коефіцієнту зворотного розсіяння [4].

В даній роботі для визначення площ затоплених повенями територій використовуються інтелектуальні обчислення, зокрема нейронні мережі Кохонена [5, 6]. До переваг запропонованого підходу слід віднести необхідність обробки лише одного радіолокаційного зображення (на відміну від інших методів) та можливість автоматизації [7, 8, 9, 10]. Останнє забезпечує можливість використання запропонованого методу в операційному режимі в межах міжнародних програм, зокрема UN-SPIDER (<http://www.unspider.org>), International Charter "Space and Major Disasters" (<http://www.disasterscharter.org>) та International Federation of Red Cross (www.ifrc.org).

Тестування та верифікація запропонованого підходу виконана на радіолокаційних даних, які отримано трьома різними радіолокаторами з синтезованою апертурою (PCA) супутників ERS-2, ENVISAT та RADARSAT-1. Для підвищення ефективності обчислень розроблений метод було паралелізовано в межах Grid-системи [11], яка об'єднує обчислювальні ресурси Інституту кібернетики НАН України (суперкомп'ютери СКІТ), Інституту космічних досліджень НАН та НКА України та Китайської академії наук.

Аналіз існуючих підходів

Проаналізуємо існуючі підходи, які використовуються для картографування затоплених територій з використанням супутникових радіолокаційних даних.

В Європейському космічному агентстві (ЄКА) запропоновано використовувати різночасові знімки однієї території, зроблені під час паводкової ситуації та без неї [12]. Якщо значення коефіцієнту зворотного розсіяння на зображенні з повенями зменшилося, такий піксель відповідає затопленим територіям. Цей метод реалізовано як операційний сервіс в Grid-інфраструктурі Grid Processing on Demand (G-POD, <http://eogrid.esrin.esa.int>) для оперативного картографування затоплених територій на основі даних супутника ENVISAT/ASAR.

В роботі [13] запропоновано використовувати метод порогової сегментації з застосуванням цифрової моделі рельєфу (ЦМР) для обробки даних супутника RADARSAT-1. На першому кроці алгоритму виконується фільтрація даних методом Фроста [14] із розміром вікна 7 на 7. На другому кроці, виконується сегментація зображення. Третій крок полягає у моделюванні радіолокаційного зображення, використовуючи ЦМР. На останньому, четвертому кроці, виконується геоприв'язка зображень і усунення ефектів затінення. Недоліком цього алгоритму є те, що значення порогу необхідно вибирати вручну. Крім того, це значення буде специфічним для кожного зображення.

У роботі [15] для сегментації радіолокаційних зображень використовується статистичний метод активних контурів. Даний підхід базується на оцінці локальних текстур та тону зображення для визначення контурів. Для визначення границь між гомогенними регіонами зображення використовуються вагові коефіцієнти, які знаходяться шляхом визначення екстремумів в моделі балансу енергій. Запропонований підхід використано для сегментації радіолокаційних зображень супутника ERS-1. Точність сегментації щодо визначення границь «вода/суша» склала 1 піксель. Але використання методу активних контурів обмежено наступними факторами: можливість попасти в локальний мінімум; складність моделювання контурів складної форми; залежність від заданих початкових умов «змійки» [16]. Крім того, для статистичного методу активних контурів необхідно задавати апріорні статистичні значення розподілів.

В роботі [17] використовується метод визначення границь зображень для сегментації і картографування повеней. Спеціально розроблений алгоритм (blocktracing) використовується для розділення зображення на класи «суша» та «вода». Більш точне розділення досягається за рахунок використання вейвлетних методів. Точність визначення границь склала в середньому 2,5 пікселя в порівнянні границею, що

була визначена вручну оператором.

В роботі [18] запропоновано інноваційних алгоритм для класифікації зображення на класи «суша»/«вода», який базується на концепції нечітких множин та використанні міри когерентності, що обчислюється на основі інтерферометрії InSAR (Interferometric Synthetic Aperture Radar). Недоліком цього підходу є необхідність використання декількох зображень для методології InSAR та складність самої процедури.

В роботі [19] використовується часовий ряд з 21 радіолокаційного зображення, які отримані інструментом PALSAR (працює в L-діапазоні) супутника JERS-1, для аналізу динаміки затоплених територій в Амазонії. Розроблений метод класифікації базується на обчисленні двох наступних параметрів: 1) середнє значення коефіцієнту зворотного розсіяння по всьому часовому ряді; 2) спеціальний коефіцієнт змін. Перший параметр дозволяє грубо класифікувати зображення на різні типи рослинного покриву, а другий параметр — оцінити динаміку змін повені. Точність класифікації запропонованого підходу залежить від кількості зображень від часовому ряді. Наприклад, для досягнення точності класифікації у 90% необхідно обробити не менше 8 зображень.

Таким чином, існуючі методи обробки радіолокаційних зображень не позбавлені наступних недоліків: необхідність ручного налаштування порогових значень та параметрів для сегментації зображень; необхідність використовувати декілька зображень; відсутність просторового взаємозв'язку між пікселями зображення (зазвичай використовується попільсьельна обробка). Крім того, застосування зазначених методів для сегментації радіолокаційних даних ускладнюється наявністю інформації тільки в одному спектральному діапазоні, що зменшує розрізненість класів об'єктів і відповідно збільшує помилки сегментації, а також особливостями фільтрації високочастотного сигналу (спеклу), що може призвести до втрати корисної інформації.

Для усунення зазначених недоліків пропонується новий метод для визначення затоплених територій, що базуються на використанні просторових взаємозв'язків між пікселями зображення. Для сегментації зображень використовуються нейронні мережі Кохонена [5, 6]. До переваг нейронних мереж даного типу слід віднести: адаптивне налаштування вагових коефіцієнтів в процесі навчання, автоматичне виявлення статистично значимих властивостей вхідних даних, відсутність необхідності використовувати складні моделі видалення спеклу.

Опис супутникових даних

В даній роботі використовуються радіолокаційні дані трьох різних РСА приладів, які

встановлено на наступних супутниках:

- ERS-2 SAR з просторовою розрізненістю 8 м;
- ENVISAT ASAR WSM (Advanced SAR Wide Swath Mode) з просторовою розрізненістю 150 м;
- RADARSAT-1 з просторовою розрізненістю 25 м.

Ці дані були використані для визначення затоплених територій під час наступних повеней:

- р. Тиса, Україна та Угорщина, 2001 р.;
- р. Хуайхе, Китай, 2007 р. (рис. 1-2);
- р. Меконг, Таїланд та Лаос, 2008 р. (рис. 3);
- р. Коші, Індія та Непал, 2008 р. (рис. 4).

Дані з європейських супутників були надані ЄКА в межах гранту ESA Category-1 "Wide Area Grid Testbed for Flood Monitoring using Spaceborne SAR and Optical Data". Причому дані супутника ENVISAT ASAR в режимі WSM отримуються з архівів ЄКА в оперативному режимі — затримка в отриманні даних складає 2-4 години після зйомки.

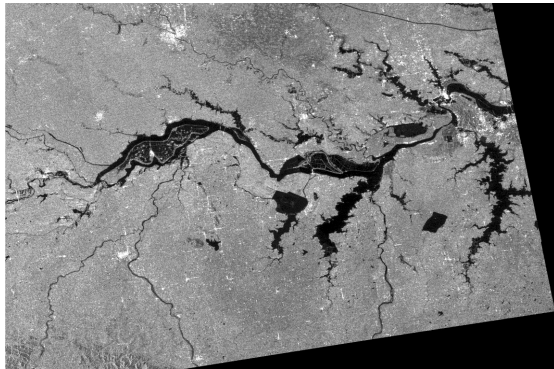


Рисунок 1 – Зображення ENVISAT/ASAR під час повені на р. Хуайхе. Дата зйомки: 15.07.2007. (© ESA, 2007)

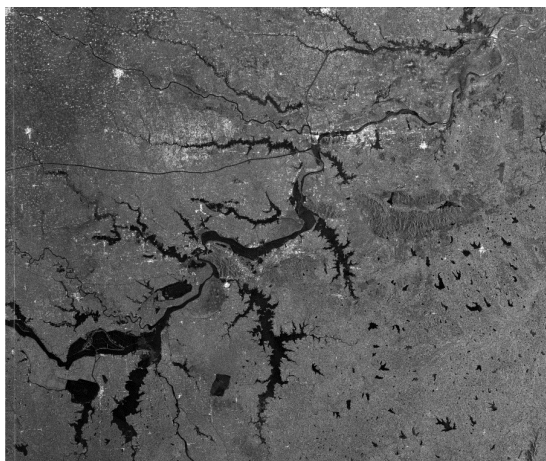


Рисунок 2 – Зображення RADARSAT-1 під час повені на р. Хуайхе. Дата зйомки: 19.07.2007. (© CSA, 2007)

Для кожного РСА-приладу будується своя нейронна мережа. Для навчання нейронної мережі

вибрано пікселі, які відповідають як територіям з водою (умовно позначимо через клас "Вода"), так і без води (клас "Суша"). Розподіл таких пікселів представлено в таблиці 1.

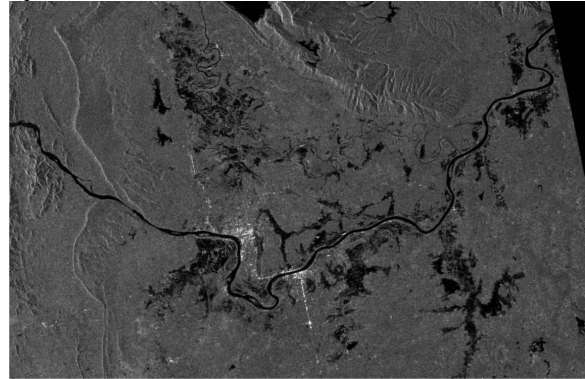


Рисунок 3 – Зображення ENVISAT/ASAR під час повені на р. Меконг. Дата зйомки: 16.08.2008. (© ESA, 2008)

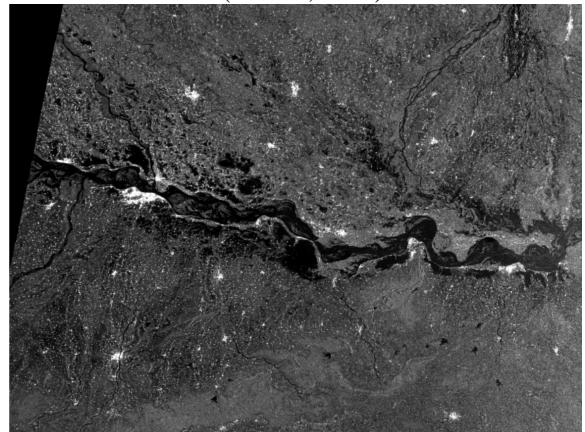


Рисунок 4 – Зображення ENVISAT/ASAR під час повені на р. Коші. Дата зйомки: 20.08.2008. (© ESA, 2008)

Таблиця 1. Розподіл пікселів для даних супутників ERS-2, ENVISAT та RADARSAT-1

Супутник/регіон	Кількість пікселів по класам		
	"Суша"	"Вода"	Всього
ERS-2/Україна	148182	153096	301278
ENVISAT/Китай	60575	34493	95068
RADARSAT-1/Китай	135263	130244	265507

Для кожного зображення ці дані (таблиця 1) були випадковим чином розбиті на дві вибірки: навчальну (становить 75% від загальної кількості) та тестову (становить 25%). Дані з навчальної вибірки використовувалися для навчання нейронної мережі, тобто налаштування вагових коефіцієнтів. Дані з тестової вибірки використовувалися для перевірки узагальненої здатності нейронних мереж, тобто можливості нейронної мережі адекватно працювати на незалежних даних [6].

Опис методу визначення затоплених територій на основі радіолокаційних супутникових зображень

Запропонований метод визначення затоплених повенями територій [7, 8, 9, 10] складається з попередньої та тематичної обробки, яка полягала у сегментації і класифікації зображення з використанням нейронних мереж Кохонена.

Попередня обробка радіолокаційних зображень складається з наступних кроків:

1. *Калібрування зображення.* Для калібрування радіолокаційних зображень ERS-2/SAR та ENVISAT ASAR використовувалася стандартна процедура, що описана в роботах [21-22]. Відповідно до неї вихідне значення інтенсивності пікселя DN (digital number) перетворюється у коефіцієнт зворотного розсіювання σ_0 . Для зображень супутника RADARSAT-1 використовувалося вихідне значення DN.

2. *Орторектифікація зображення* з використанням ЦМР для усунення спотворень, викликаних топографією.

3. *Обробка зображень з використанням нейронних мереж Кохонена.*

4. *Перетворення даних у географічну проекцію.* Вихідні супутникові дані ERS-2, ENVISAT ASAR, RADARSAT-1 поставляються в форматі Envisat [20] з контрольними точками на землі GCP (Ground Control Point). Ці точки використовуються для перетворення зображення з географічною проекцією. Формат результуючого зображення — GeoTIFF.

Розглянемо крок 3 більш детально. Карти Кохонена, що самоорганізуються — це спеціальний клас штучних нейронних мереж, робота яких основана на конкурентному принципі навчання (competitive learning): виходи нейронів конкурують між собою за право перейти в стан збудження. Виходом мережі вважається *нейрон-переможець* ("winner takes all"). Для реалізації конкурентного принципу навчання використовуються *латеральні гальмуючі зв'язки* (від'ємні зворотні зв'язки) між нейронами [5, 6].

Важливим аспектом при обробці зображень є вибір інформативних ознак, що будуть використані як вхідні значення для нейронної мережі. Причому зазвичай застосовують не попіксельну обробку зображення, а використовують деякий окіл пікселя. В якості інформативних ознак можна вибрати значення інтенсивності пікселей, значення похідних, різноманітні фільтри, перетворення (наприклад, перетворення Фур'є) тощо [23]. В даній роботі на вхід нейронної мережі подаються значення інтенсивностей пікселей деякого околу. Зокрема, розмір околу складав: 3x3, 5x5, 7x7, 9x9, 11x11, 13x13.

Для оцінки якості навчання нейронної мережі Кохонена використовувалися наступні

параметри:

— похибка дискретизації або квантування (quantization error) мережі Кохонена, що навчилася [5].

— процент вірно класифікованих образів, тобто результати класифікації нейронної мережі на тестових даних.

Для визначення оптимальної архітектури та параметрів нейронної мережі Кохонена була проведена серія експериментів. При цьому варіювався наступний набір параметрів: розмір околу кожного пікселя радарного зображення, що визначав кількість нейронів у вхідному шарі нейронної мережі; кількість нейронів вихідного шару, що відповідає кількості кластерів, на які буде сегментовано зображення.

Початкові значення вагових коефіцієнтів, які використовувалися при навчанні нейронної мережі, вибиралися наступним чином. Спочатку застосовувався метод аналізу головних компонентів для визначення двох векторів, які відповідають найбільшому значенню сукупної дисперсії. Ці вектори використовувалися в якості базису для генерації вагових коефіцієнтів, які представляють собою лінійну оболонку двох головних компонентів [5]. Застосування цієї процедури дозволяє значно зменшити час навчання нейронної мережі. Результати класифікації супутникових зображень представлено в таблиці 2.

Таблиця 2. Результати класифікації зображень запропонованим методом

		Супутникове зображення		
		ERS-2	ENVI-SAT	RADARSAT-1
Розмірність входу		7x7	3x3	7x7
Розмірність виходу		10x10	7x5	5x5
Навчальна вибірка	«Суша»	79,40%	100,0%	99,99%
	«Вода»	90,99%	95,64%	91,93%
	Всього	85,29%	98,41%	96,04%
Тестова вибірка	«Суша»	79,57%	100,0%	99,99%
	«Вода»	91,06%	95,90%	91,89%
	Всього	85,40%	98,52%	95,99%

Для зображень з більшим просторовим розрізненням (ERS-2 та RADARSAT-1) найкращі результати отримано для вхідного вікна розміром 7x7. В свою чергу, для даних супутника ENVISAT/ASAR WSM, використано вхідне вікно з мінімальним розміром 3x3. Застосування більшої розмірності призводить до погіршення розрізненості результуючої карти затоплень та зменшення точності класифікації. Приклади результатів обробки супутникових зображень наведено на рис. 5-8.

Для порівняння результатів роботи запропонованого підходу з існуючими на тих самих даних була виконана класифікація зображень з використанням порогової сегментації.

Причому значення порогів вибиралось таким чином, щоб максимізувати точність класифікації на навчальній вибірці.

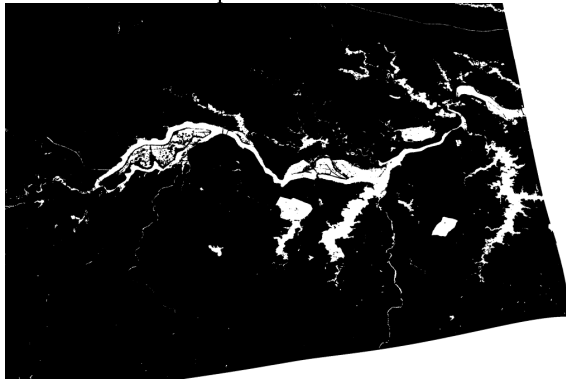


Рисунок 5 – Результат обробки зображення ENVISAT/ASAR підчас повені на р. Хуайхе. Дата зйомки: 15.07.2007. (© ESA, 2007)

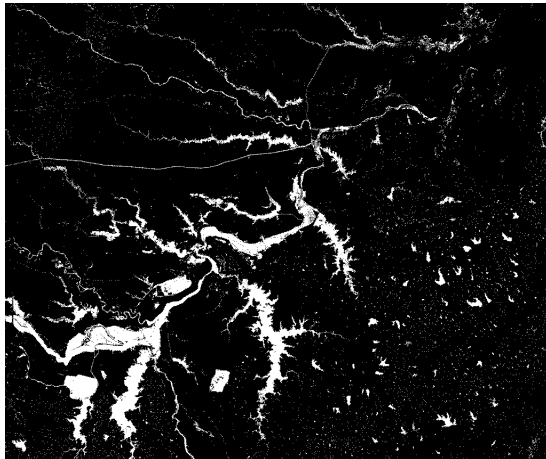


Рисунок 6 – Результат обробки зображення RADARSAT-1 підчас повені на р. Хуайхе. Дата зйомки: 19.07.2007. (© CSA, 2007)

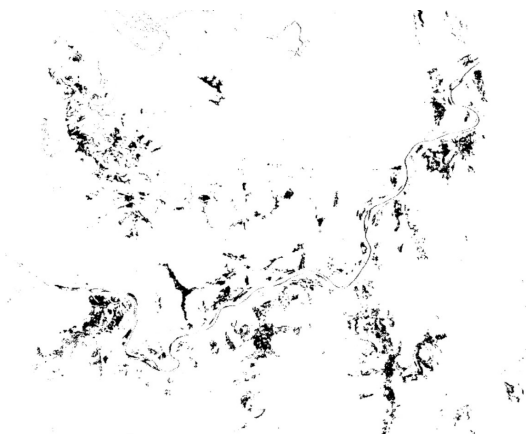


Рисунок 7 – Результат обробки зображення ENVISAT/ASAR підчас повені на р. Меконг. Дата зйомки: 20.08.2008. (© ESA, 2008)

Порівнюючи значення таблиць 2 та 3 можна зробити наступні висновки. Для радіолокаційних зображень всіх трьох супутників запропонований метод дав кращий результат класифікації, ніж метод порогової сегментації. Таким чином,

результати експериментів продемонстрували ефективність запропонованого підходу до визначення затоплених повенями територій.

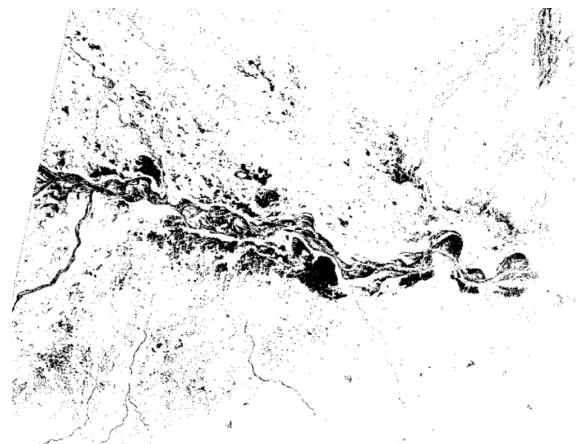


Рисунок 8 – Зображення ENVISAT/ASAR підчас повені на р. Коші. Дата зйомки: 20.08.2008. (© ESA, 2008)

Таблиця 3. Результати класифікації зображень методом порогової сегментації

		Супутникове зображення		
		ERS-2	ENVI-SAT	RADAR-SAT-1
Навчальна вибірка	«Суша»	53,55%	91,36%	92,90%
	«Вода»	82,30%	99,98%	93,27%
	Всього	67,68	94,50%	93,08%
Тестова вибірка	«Суша»	53,63%	91,36%	92,97%
	«Вода»	81,99%	99,98%	93,35%
	Всього	67,60%	94,47%	93,16%

Паралельна реалізація запропонованого методу

Важливим аспектом при використанні супутникових даних в умовах виникнення надзвичайних ситуацій є оперативність отримання та обробки даних та надання відповідних інформаційних продуктів кінцевим користувачам. Для підвищення ефективності обробки супутникових даних запропонований метод було паралелізовано. Паралелізацію виконано в такий спосіб: вихідне супутникове зображення автоматично розбивається на рівномірні частини, які обробляються на різних обчислювальних вузлах з використанням інтерфейсу OpenMP Application Program Interface (www.openmp.org). Паралельну версію методу реалізовано в межах Grid-системи [11], що об'єднує обчислювальні ресурси Інституту кібернетики НАН України (суперкомп'ютери СКІТ), Інституту космічних досліджень НАН та НКА України та Китайської академії наук. Загальна кількість обчислювальних вузлів складає 756 ядер з можливістю зберігання до 22Тб даних. Використання паралельної версії дозволило зменшити час необхідний для виконання обчислень з 30 хв. на одному

обчислювальному вузлу до менше 1 хв. в межах Grid-системи.

Висновки

В даній роботі описано новий метод визначення затоплених територій на основі радіолокаційних супутникових зображень. Для сегментації та класифікації радіолокаційних зображень застосовувалися нейронні мережі Кохонена [5, 6], що забезпечують інтелектуальний підхід до аналізу даних. Запропонований підхід протестовано на даних, які отримано трьома різними супутниками: ERS-2, ENVISAT, RADARSAT-1. Точність класифікації побудованих нейронних мереж склала 85,40%, 98,52%, 95,99% відповідно, що перевищує відомі в літературі результати класифікації іншими методами. Застосування запропонованого підходу на радіолокаційних даних зазначених супутників під час повеней на р. Тиса (2001), р. Хуайхе (2007), р. Меконг та р. Коші (2008) показало високу точність визначення затоплених територій. Використання паралельних обчислень дозволило значно зменшити час, необхідний для обробки супутникових зображень.

Робота виконана при підтримці гранта УНТЦ-НАНУ «Розробка Grid-технологій інтеграції даних різної природи» (№4928).

Література

1. Scheuren J.-M., le Polain de Waroux O., Below R., Guha-Sapir D., Ponserre S. *Annual Disaster Statistical Review – The Number and Trends 2007* // Center for Research of the Epidemiology of Disasters (CRED), Jacoffsat Printers, Melin, Belgium. — 2008.
2. Horritt M.S. A methodology for the validation of uncertain flood inundation models // *Journal of Hydrology*. — 2006. — **326**. — P. 153-165.
3. Corbley K.P. Radar Imagery Proves Valuable in Managing and Analyzing Floods Red River flood demonstrates operational capabilities // *Earth Observation Magazine*. — 1999. — **8**(10).
4. Rees W.G. *Physical Principles of Remote Sensing*. Cambridge University Press, 2001.
5. Kohonen T. *Self-Organizing Maps*. Series in Information Sciences, Vol. 30. Springer, Heidelberg, 1995.
6. Haykin S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 1999.
7. Kussul N., Shelestov A., Skakun S. Grid System for Flood Extent Extraction from Satellite Images // *Earth Science Informatics*. — 2008. — Vol. **1**, No. 3. — P. 105-117.
8. Kussul N., Shelestov A., Skakun S. Intelligent Computations for Flood Monitoring // *International Book Series "Advanced Research in Artificial Intelligence"* (ed. Markov K., Ivanova K., Mitov I.). — 2008. — **2**. — P. 48-54.
9. Kussul N., Shelestov A., Skakun S., Kravchenko O.

Data Assimilation Technique For Flood Monitoring and Prediction // *Int. J. on Information Theory and Applications*. — 2008. — **15**(1). — P. 76-84.

10. Куссуль Н.Н., Лупян Е.А., Шелестов А.Ю., Скакун С.В., Саворский В.П., Тищенко Ю.Г. Нейросетевой метод мониторинга затопленных территорий с использованием радиолокационных спутниковых данных // *Исследование Земли из космоса*. — 2008. — **4**. — С. 29-35.

11. Куссуль Н.Н., Шелестов А.Ю. Grid-системы для задач исследования Земли. Архитектура, модели и технологии. — К.: "Наукова думка", 2008. — 452 с.

12. ESA Earth Watch, <http://earth.esa.int/ew/floods>.

13. Cunjian Y., Yiming W., Siyuan W., Zengxiang Z., Shifeng H. Extracting the flood extent from satellite SAR image with the support of topographic data // *Proc. of International Conference on Information Technology and Information Networks (ICIT 2001)*. — Beijing, China. — **1**. — P. 87-92.

14. Frost V., Stiles J., Shanmugan K., Holtzman J. A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise // *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* — 1982. — **4**(2). — P. 157-165.

15. Horritt M.S. A statistical active contour model for SAR image segmentation // *Image and Vision Computing*. — 1999. — **17**. — P. 213-224.

16. Shah-Hosseini H., Safabakhsh R. A TASOM-based algorithm for active contour modelling // *Pattern Recognition Letters*. — 2004. — **24**. — P. 1361-1373.

17. Niedermeier A., Romaneeßen E., Lenher S. Detection of coastline in SAR images using wavelet methods // *IEEE Trans Geosci Remote Sens.* — 2000. — **38**(5). — P. 2270-2281.

18. Dellepiane S., De Laurentiis R., Giordano F. Coastline extraction from SAR images and a method for the evaluation of the coastline precision // *Pattern Recognition Letters*. — 2004. — **25**. — P. 1461-1470.

19. Martinez J.M., Le Toan T. Mapping of flood dynamics and spatial distribution of vegetation in the Amazon floodplain using multitemporal SAR data // *Remote Sensing of Environment*. — 2007. — **108**. — P. 209-223.

20. ESA Product Specification for ERS Products within Envisat Format, Ref: PX-SP-50-9105, Issue/Revision: 3/1, Date: OCT. 3, 2006, http://earth.esrin.esa.it/pub/ESA_DOC/gen144.pdf.

21. Rosich B., Meadows P. Absolute calibration of ASAR level 1 products generated with PF-ASAR // *ESA-ESRIN, ENVI-CLVL-EOPG-TN-03-0010*, 07. — 2004.

22. Laur H., Bally P., Meadows P., Sanchez J., Schaettler B., Lopinto E., Esteban D. ERS SAR Calibration. Derivation of the Backscattering Coefficient in ESA ERS SAR PRI Products // *ES-TN-RS-PM-HL09 05*. — 2004. — Issue 2, Rev. 5f.

23. Gonzalez R.C., Woods R.E. *Digital Image Processing* // Prentice Hall: Upper Saddle River, New Jersey, 2002. — 793 p.

Надійшла до редколегії 03.03.2009