

Висновки. Таким чином – облік конфігурації ТМ, облік нерівномірності процесу видобутку корисних копалин, обмежень пропускної здатності конвеєрного транспорту, наявність в системі накопичувальних ємностей вимагає проведення обчислювального експерименту на базі імітаційного моделювання, метою якого і є аналіз, коригування рішень отриманих раніше на аналітичній моделі і перевірка адекватності прийнятих рішень диспетчерськими службами вугільних шахт

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Разумный Ю.Т. Основные задачи в области электропотребления промышленных предприятий // Гірнична електромеханіка та автоматика. - Київ.- Техніка. – 1983.- Вып. 43. – С. 3 – 8.
2. Слесарев В.В. Оптимальное распределение нагрузок на лавы при нестационарной добычи в условиях угольных шахт / В.В. Слесарев, М Гаяда// Науковий вісник НГУ. – 2005. – № 3. – С. 72-73.
3. Малиенко А.В. Моделирование оценки надежности системы технического обслуживания оборудования угольных шахт. // Гірнична електромеханіка та автоматика: наук. техн. зб. – 2011.– Вып. 86. – С. 96-99.
4. Малиенко А. В. Проверка адекватности модели диспетчерского управления выполнением плановых показателей добычи угля шахты на основе метода кумулятивных сумм / Матеріали І-ї Всеукраїнської науково-технічної конференції Комп'ютерне моделювання та оптимізація складних систем (КМОСС-2015): (Дніпропетровськ, 3-5 листопада 2015) - в 2-х ч. – Д: ДВНЗ УДХТУ, 2015. – Ч. 1. – С. 232-234.
5. Слесарев В.В. Разработка метода расчета оперативных графиков работы горнотранспортной сети / В.В. Слесарев, А.В. Малиенко // Системные технологии. Региональный межвузовский сборник научных работ. Выпуск 5 (88). - 2013. - С.110 -116.

УДК 004.932:004.8

В.Ю. Каштан¹, В.В. Гнатушенко¹, О.Г. Баглай¹

¹Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», Дніпро, Україна

ДЕШИФРУВАННЯ АВТОДОРІГ НА ЦИФРОВИХ КОСМІЧНИХ ЗНІМКАХ НА ОСНОВІ НЕЙРОНИХ МЕРЕЖ

Анотація. У статті проаналізовано існуючі методи виявлення доріг та запропоновано новий метод розпізнавання доріг на основі згорткової нейронної мережі. Основою метода є морфологічна сегментація та використання нейронної мережі на основі архітектури U-Net з кількістю функціональних каналів 32, 64, 128 і 256. Проведені експериментальні результати показали

ефективність використання запропонованого методу у порівнянні з існуючими методами розпізнавання доріг.

Ключові слова: згорткові нейронні мережі, цифрові знімки, сегментація зображень, мережа UNET, розпізнавання зображень.

Вступ. Проблематика розпізнавання доріг є актуальною вже більше 30 років [1, 2], і незважаючи на це так і не було розроблено універсальний підхід, що дозволяє отримати бажаний результат для різнорідних багатоканальних зображень. Причина в тому, що процес розпізнавання доріг по космічним знімкам є складним. Крім основної інформації, яка добувається, – дороги (вулиці) та їх взаєморозташування, наявні й заважаючи елементи такі як дерева, будівлі, автомобілі або наявні об'єкти, що мають подібну текстуру. Крім того, значення пікселів інтенсивності доріг можуть змінюватися через різницю в атмосферних умовах, сезонність збору даних і найголовніше, наявність тіней об'єкту.

Постановка задачі. Розробити новий метод розпізнавання доріг на основі модифікованої нейронної мережі архітектури U-Net, що дозволить підвищити достовірність сегментації різночасових цифрових знімків, при цьому врахує дрібнотекстурні особливості об'єктів зображення. Для цього потрібно розв'язати наступні задачі:

- розглянути існуючі методи розпізнавання доріг;
- виконати морфологічну сегментацію зображення, що впливає на оцінку значень ознак і класифікацію об'єктів космічних знімків;
- розробити методику на базі модифікованої нейронної мережі U-Net щоб можна було одночасно навчати мережі для виявлення та розпізнавання доріг;
- провести дешифрування зображення за заданою ознакою або сукупністю ознак та поділ на однорідні змістовні області;
- зробити висновки щодо складності реалізації обраного рішення і універсальності його використання.

Основний зміст роботи. На даний час запропоновано значну кількість методів розпізнавання доріг, що відноситься до класу задач сегментації зображень. Одним із базових алгоритмів є визначення порогів. Цей метод є одним із найпростіших у сфері сегментації. Основою цього методу є розбиття вхідного зображення на 2 або більше частин, спираючись на певні заздалегідь визначені порогові значення. У міських сценах ефективним є використання методів нормалізованого розрізу та середнього зсуву [2]. Нормований розріз — це метод на основі графа, який приймає як локальні, так і глобальні характеристики об'єкту [3]. Поєднання локального та глобального аспектів дозволяє аналізувати наявний шум на знімках, та проводити сегментацію тільки ділянки доріг [4]. Перевагою є те, що для отримання інформації не потрібно проводити пошук однорідних областей за обраним критерієм (ідентифікації доріг). Метод середнього зсуву — це метод кластеризації, який використовується для класифікації даних за різними категоріями і не вимагає інформації про конкретний об'єкт, дані сегментуються та аналізуються, щоб виявити сегменти, схожі на дорогу та інші.

На відміну від «традиційних» методів сегментації, використання нейронних мереж для вирішення різноманітних задач демонструє меншу чутливість до спотворень вхідних даних, що значно спрощує роботу з супутниковими знімками [5]. В даній роботі було обрано згорткові нейронні мережі, оскільки вони забезпечують стійкість по відношенню до зсувів, поворотів, масштабу та подібних спотворень. До того ж, у таких мережах використовується менша кількість нейронів та вхідних даних для тренування.

У роботі було запропоновано метод розпізнавання доріг на основі модифікованої архітектури U-Net. Схема методу представлена на рис.1 та складається з наступних етапів:

1. Завантажити первинні знімки.

2. Морфологічна сегментація та поділ зображення на однорідні змістовні області:

2.1 Перетворення з кольорового зображення до зображення у відтінках сірого [3]:

$$x = 0.299r + 0.587g + 0.114b, \quad (1)$$

де r – червоний канал, g – зелений канал і b – блакитний канал.

2.2 Далі починаємо виконувати пошук границь зображення на основі оператора Собеля та проводити морфологічний аналіз [6]:

$$G_x = [f(i-1, j-1) + 2f(i-1, j) + f(i-1, j+1)] - [f(i+1, j-1) + 2f(i+1, j) + f(i+1, j+1)]. \quad (2)$$

$$G_y = [f(i-1, j-1) + 2f(i, j-1) + f(i+1, j-1)] - [f(i-1, j+1) + 2f(i, j+1) + f(i+1, j+1)], \quad (3)$$

G_x – горизонтальна орієнтація, G_y - вертикальна орієнтація.

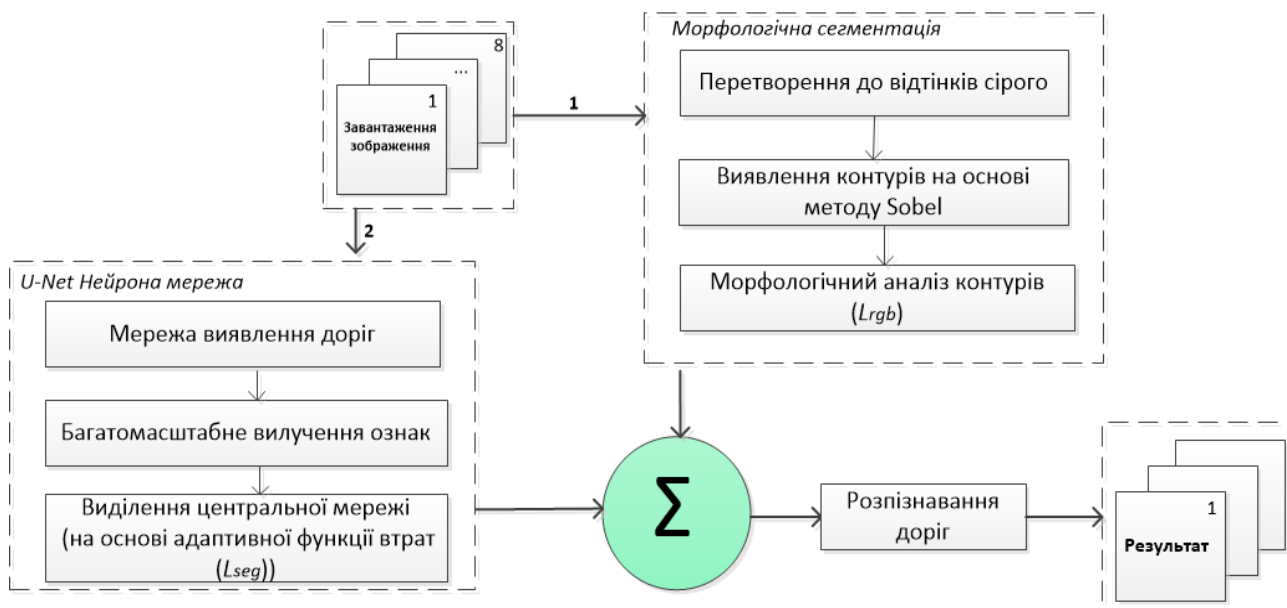


Рис. 1. Схема методу розпізнавання доріг

3. На третьому етапі запропоновано багатозадачну систему навчання на основі модифікованої архітектури U-Net на основі зміни кількісних каналів до 32, 64, 128 та 256 (з одним кодувальником і багатьма декодерами). U-Net [7], що складається з стискаючого шляху (частина кодера) і шляху розширення (частина декодера), обрана як базова багатозадачна навчальна мережа через її здатність створювати більш дрібні деталі. Багатообіцяюча продуктивність U-Net полягає в тому, що вона об'єднує низькорівневі функції та відповідні високорівневі функції та дозволяє поширювати інформацію між ними. Така структура поширює деталі низького рівня, але з високою роздільною здатністю до семантичних функцій високого рівня, що може полегшити оптимізацію в процесі навчання. У запропонованій методиці вхідними даними кодера є мультиспектральні (RGB) та після сегментації (Seg) зображення. Кодер складається з 4 блоків згортки, де кожен блок містить подвійну послідовність: згортка / пакетна нормалізація / ReLU. Кожен фільтр згортки має розмір 3×3. Згорткові шари залишилися незмінними.

Запропонований метод протестовано на цифрових космічних знімках Worldview-2 з просторовим розрізненням 1,24 м – в багатоканальному режимі, 3,7 – в інфрачервоному діапазоні. На рис. 2 представлені зображення: до обробки – фрагмент багатоканального зображення з вибором у якості окремих R-, G-, B-компонент, що містить об'єкти місцевості (рис 2а) та після обробки запропонованим у роботі алгоритмом (рис.2б). Візуальний аналіз одержаних результатів дозволяє виділити текстуру доріг на космічних знімках, що є близьким до еталонного зображення.



Рис. 2. Фрагменти зображень: а) первинне мультиспектральне зображення; б) результат розпізнавання доріг після обробки

Для кількісного аналізу розраховано показники: коефіцієнт правильності (COR) і повноти (COM), який також називають коефіцієнтом точності [8] та якості (Q) — це комплексний показник, який можна обчислити за допомогою COM і COR. У таблиці 1 вказані значення коефіцієнтів COR, COM та Q, обчислені для первинних знімків та для зображень, оброблених за запропонованим методом.

Таблиця 1

Результати оцінки точності методів виділення доріг за допомогою різних критеріїв

Метод	Первинне зображення			Після обробки		
	COM	COR	Q	COM	COR	Q
U-Net	0.84	0.81	0.76	0.81	0.80	0.73
CasNet	0.85	0.80	0.74	0.82	0.80	0.74
ATM-UNet	0.85	0.84	0.77	0.82	0.76	0.77
Запропонований	0.86	0.84	0.78	0.83	0.83	0.80

Аналіз відповідних значень свідчить про те, що модифікована архітектура нейронної мережі U-Net дозволяє підвищити ефективність розпізнавання автодоріг на цифрових космічних знімках.

Наукова новизна полягає у представленні модифікованої архітектури на основі нейронної мережі U-Net зі зміною кількості функціональних каналів до 32, 64, 128 і 256 та проведення етапу видалення пікселів низької інтенсивності, що дозволяє підвищити дешифрування (розпізнавання) доріг.

Висновки. Проведений аналіз поширених методів виділення доріг на космічних знімках виявив, що повної автоматизації процесу досягнути важко. Оператор повинен налаштовувати багато параметрів під час первинної обробки, регулювати значення порогів, щоб досягти найкращого результату. Однак аналіз цих емпіричних значень параметрів дав можливість удосконалити відповідні алгоритми. Проведені тестування розробленого методу підтвердили високу ефективність відповідного алгоритму дешифрування доріг.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Choudhurya A. QuadRoad: An Ensemble of CNNs for Road Segmentation / A. Choudhurya, B. Parajulib, P.Kumara // Procedia Computer Science, 2020, Volume 176, Pages 138-147.
2. Cheng G. Automatic road detection and centerline extraction via cascaded end-to-end convolutional neural network / G. Cheng, Y. Wang, S. Xu, H. Wang, ect. // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 55, 2017, pp.3322–3337.

3. Zhong Y. Computational intelligence in optical remote sensing image processing / Y. Zhong, A. Ma, Y. S. Ong, Z. Zhu, and L. Zhang // Appl. Soft Comput, Mar. 2018, vol. 64, pp. 75–93.

4. Soulard C. E. Removing rural roads from the national land cover database to create improved urban maps for the United States, 1992 to 2011 / C. E. Soulard, W. Acevedo, and S. V. Stehman // Photogramm. Eng. Remote Sens, Feb. 2018, vol. 84, no. 2, pp. 101–109.

5. Frick A. A framework for the long-term monitoring of urban green volume based on multi-temporal and multi-sensoral remote sensing data / A. Frick and S. Tervooren // J. Geovisualization Spatial Anal, Mar. 2019, vol. 3, no. 1, p. 6.

6. Порогові методи (сегментація) – національна бібліотека ім. Н. Е. Баумана [Електронний ресурс] // Національна бібліотека ім. Н. Е. Баумана. – Режим доступу: [https://ru.bmstu.wiki/Пороговые_методы_\(Сегментация\)](https://ru.bmstu.wiki/Пороговые_методы_(Сегментация)) (дата звернення: 09.02.2021).

7. Ronneberger O. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation / Ronneberger O., Fischer P., and Brox T. // Proc. 18th Int. Conf. Med. Image Comput. Comput.-Assist. Intervent, 2015, vol. 9351, pp. 234–241.

8. Wiedemann C. Empirical evaluation of automatically extracted road axes / C. Wiedemann, C. Heipke, H. Mayer, and O. Jamet // Proc. CVPR Workshop Empirical Eval. Methods Comput. Vis, 1998, pp. 172–187.

УДК 004.93

К.С. Хабарлак¹

¹Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», Дніпро, Україна

ПРИСКОРЕНЕ НАВЧАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ЗА ДЕКІЛЬКОМА ПРИКЛАДАМИ

Анотація. Нейронні мережі мають значну якість вирішення багатьох практично значних задач, але їх недоліком є потреба у великому наборі даних для тренування. Одним із підходів до навчання за малою кількістю прикладів є мета-навчання, однак, цей підхід є обчислювально складним. В даній роботі запропоновано новий спосіб прискорення оптимізаційного мета-навчання.

Ключові слова: нейронні мережі, мета-навчання, оптимізація, час виконання.

Вступ. Нейронні мережі якісно вирішують багато практичних задач. Насамперед це задачі класифікації зображень, де якість згорткових нейронних мереж має надзвичайно малу помилку. Такі результати досягаються за допомогою навчання на великій розміченій вибірці даних. Однак, для кожної окремої практичної задачі таку вибірку необхідно зібрати та вручну розмітити, що є ресурсозатратним. Одним із підходів до зменшення необхідної