

Т. Д. Козлова, Ю. І. Великодський, к.ф.-м.н.
(Національний авіаційний університет, Україна)

Застосування глибокого навчання в геоінформаційних системах

Досліджено можливості застосування нейронних мереж у ГІС для автоматичної векторизації будівель. Аналіз проведено впровадженням алгоритму глибокого навчання у геоінформаційні рішення, зокрема, показано ефективність у векторизації будівельних об'єктів з досить високою точністю та швидкістю. Отримані результати демонструють потенціал використання штучного інтелекту та можуть служити основою для подальших досліджень цієї галузі.

У наш час великої популярності набирає сфера штучного інтелекту, що стрімко прогресувала за останні роки і станом на сьогодні допомагає вирішувати проблеми різних галузей науки, включно з геодезією та ГІС [1, 2]. Застосування штучного інтелекту, зокрема машинного навчання, забезпечує збільшення точності та швидкості виконання поставлених задач. Одним з різновидів машинного навчання є глибоке, що фокусується на створенні великих нейромережових моделей, які здатні приймати точні рішення, шукаючи закономірності, та особливо підходять для контекстів, де складні дані містяться у великих масивах [3]. Хоча жодна мережа не вважається ідеальною, деякі алгоритми, що використовуються моделями глибокого навчання, краще підходять для виконання конкретних завдань, зокрема в геоінформаційних системах.

Існує багато доступних моделей глибокого навчання, кожна з яких має свої особливості [4]. Однією з них є Mask R-CNN, яка використовується для семантичної сегментації зображень. Семантична сегментація — присвоєння кожному пікселю певної мітки. У цьому і є головна відмінність від класифікації зображень, де зображенню ставиться у відповідність лише одна мітка. Модель Mask R-CNN поєднує в собі особливості двох інших моделей: Faster R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network), яка використовує згорткову нейромережу для виявлення на зображенні областей, що можуть містити об'єкти, та FCN (Fully Convolutional Network), яка використовується для прогнозування піксельної маски для кожного з виявлених регіонів.

Одним з прикладів успішного застосування нейронних мереж у геоінформаційних системах є розробка алгоритму пошуку та оцифрування будівель, що використовується для побудови точної базової карти та планування транспортних маршрутів [5-7]. Завдяки використанню глибокого навчання, алгоритм може точно розпізнавати будівлі на знімках з висоти та автоматично оцифрувати їх місцезонашення на карті, що забезпечує високу швидкість та точність роботи системи.

Обробка даних виконувалася у програмному забезпеченні ArcGis Pro. Після успішного клонування середовища Python і встановлення потрібних бібліотек були оцифровані будівлі ділянки супутникового знімку. Далі полігони

будівель були експортовані в навчальну вибірку за допомогою інструмента “Експорт навчальних даних для глибокого навчання” для майбутнього навчання нейронної мережі з архітектурою MaskR-CNN. Наступним кроком було написання коду мовою програмування Python у середовищі Jupyter Notebook, а саме:

- імпорт необхідної бібліотеки “*arcgis.learn*”;
- додавання функції “*prepare_data*”, яка приймає вибірку даних, ділить її на частини за певним заданим розміром;
- присвоєння змінній “*data*” результату її роботи.

Далі створюємо нову змінну “*model*” та присвоюємо їй модель MaskR-CNN, якій попередньо передано створений раніше набір даних. Потім було розпочато навчання з попередньо розрахованою оптимальною швидкістю за допомогою епох-ітерацій, які включають в себе проходження всіх частин вибірки. Після кожної ітерації модель виправляє свої внутрішні параметри, щоб зменшити помилку передбачення на тренувальних даних. Цей процес повторюється до досягнення деякого критерію зупинки, такого як певне число епох або задана точність. Заключною частиною стає зберігання навченої моделі та застосування її на новому наборі даних за допомогою інструмента «Виявлення об’єктів за допомогою глибокого навчання», який включає в себе задання вхідного растру, самої моделі, а також параметрів для її застосування.

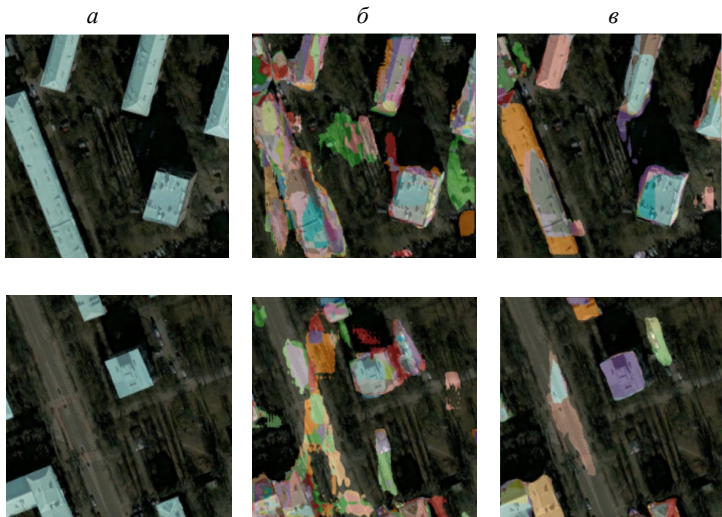


Рисунок 1: а — навчальна вибірка; б - передбачення після 1-ї епохи; в - передбачення після 50-ї епохи

Рисунок 1 демонструє фрагмент карти Esri World Imagery (частина Солом'янського району міста Києва), що доступна в ArcGIS Pro, та результати розпізнавання периметрів будівель, що сформовані у полігони та виділені кольором. Знайдено оптимальну швидкість (0.0002) та кількість епох (50) навчання. Вказані значення параметрів забезпечують високу якість розпізнавання без потреби в значному втручанні.

Висновки

Розглянувши роботу нейронних мереж на прикладі оцифрування будівель, ми дійшли висновку, що глибинне навчання є досить потужним інструментом для вирішення конкретних завдань у геоінформаційних системах, які містять великі масиви даних. Розробка алгоритму векторизації будівель на основі MaskR-CNN дозволяє точно розпізнавати їх на супутникових знімках та автоматично оцифрувати на мапі, що забезпечує високу точність роботи системи.

На прикладі космічного знімку території Києва (Esri World Imagery) оцінено оптимальні значення швидкості навчання та кількості епох навчання: 0.0002 та 50, відповідно. За таких значень параметрів, нейронна мережа якісно розпізнає контури багатопверхових будівель: отримані векторні дані потребують лише незначного доопрацювання.

Список літератури

1. Mohan, S. and Giridhar, M.V.S.S. A brief review of recent developments in the integration of deep learning with GIS. *Geomatics and Environmental Engineering*, 2022, 16(2).
2. Kiwelekar, A.W., Mahamunkar, G.S., Netak, L.D. and Nikam, V.B. Deep learning techniques for geospatial data analysis. *Machine Learning Paradigms: Advances in Deep Learning-based Technological Applications*, 2020, pp.63-81
3. Kelleher, John D. *Deep learning*. MIT press, 2019.
4. A. Biswal. Automate Building Footprint Extraction using Deep learning. URL: https://www.simplilearn.com/tutorials/deep-learning-tutorial/deep-learning-algorithm#types_of_algorithms_used_in_deep_learning
5. Prathap, G. and Afanasyev, I. Deep learning approach for building detection in satellite multispectral imagery. In 2018 International Conference on Intelligent Systems (IS), 2018, pp. 461-465. IEEE.
6. Chen, F., Wang, N., Yu, B. and Wang, L. Res2-Unet, a new deep architecture for building detection from high spatial resolution images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2022, 15, pp.1494-1501.
7. Automate Building Footprint Extraction using Deep learning. URL: <https://developers.arcgis.com/python/samples/automate-building-footprint-extraction-using-instance-segmentation/>