

# Intelligent information systems

УДК 004.891.2 : 528.854

doi: 10.20998/2522-9052.2017.2.07

Н. Ю. Любченко, А. О. Подорожняк, В. К. Бондарчук

Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», Харків, Україна

## НЕЙРОМЕРЕЖЕВИЙ МЕТОД ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ОБРОБКИ МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

**Предметом** вивчення в статті є нейромережеві методи розпізнавання об'єктів на мультиспектральних даних дистанційного зондування Землі (ДЗЗ). **Мета** – забезпечення автоматичного розпізнавання об'єктів незаконного використання природних ресурсів на мультиспектральних зображеннях ДЗЗ. **Задача** – формулювання методу інтелектуальної обробки даних ДЗЗ, який реалізує автоматичне розпізнавання об'єктів незаконного використання природних ресурсів на мультиспектральних зображеннях ДЗЗ за допомогою використання згорткової нейронної мережі. Аналіз проблем методів та алгоритмів обробки мультиспектральних аерокосмічних зображень показав, що найбільш перспективно використовувати гнучкі алгоритми, які пристосовуються до зміни умов спостереження об'єктів пошуку. Однією з перспективних технологій реалізації таких алгоритмів є застосування нейронних мереж. Вибір згорткових нейронних мереж для вирішення задачі розпізнавання пов'язаний із здатністю даних мереж, за умови коректного навчання, до розпізнавання об'єктів в складних умовах спостереження та при деформації об'єкта, що спостерігається. **Висновки:** Запропоновано нейромережевий метод інтелектуальної обробки мультиспектральних зображень. Розглянуто алгоритм побудови даної мережі, обрано практичну область застосування запропонованого методу і показані результати роботи його програмної реалізації. Отримані результати дозволили зробити висновок про працездатність запропонованого алгоритму та є підґрунтям для подальших досліджень з розробки та реалізації алгоритмів обробки мультиспектральних знімків у системах дистанційного зондування землі.

**Ключові слова:** дистанційне зондування Землі; обробка зображень; нейромережа; згорткова нейронна мережа; мультиспектральні зображення.

### Вступ

На даний момент у світі у зв'язку із розвитком інформаційних технологій та їх поширенням на всі сфери людської діяльності великим темпами збільшується об'єм та якість інформації, що викликає потребу у засобах та методах які дозволяють аналізувати її більш якісно та з меншими затратами на їх імплементацію.

Якщо ж говорити дані про навколишнє середовище, в глобальних масштабах (планета, країна, регіон тощо) то одним із найефективніших засобів їх отримання – використання даних систем дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) [1]. Дана технологія базується на спостереженні поверхні землі із борту космічного апарату (КА) та отримані зображень поверхні Землі у різних діапазонах електромагнітних хвиль і наступному їх аналізі та інтерпретації в залежності від поставлених задач. Однією із таких задач є екологічний моніторинг регіонів, в яких існує проблема незаконного використання природних ресурсів. Для боротьби із незаконними промислами добування бурштину на території нашої держави насамперед необхідно забезпечити оперативний пошук цих промислів, наразі одним із найефективніших способів їх знаходження є аеророзвідка з використанням гвинтокрилів, проте кожен з вилетів є досить коштовним [2]. Оскільки через велику площу територій, класичні методи моніторингу не дозволяють оперативно отримувати інформацію про

великі площі, проте через велику кількість даних отриманих із КА необхідна розробка методу, який дозволяє автоматизувати аналіз даних ДЗЗ.

Одним із шляхів вирішення даної проблеми є використання методів машинного навчання, насамперед нейронних мереж.

### Аналіз проблеми та постановка задачі

На даний момент розроблено та розроблюється велика кількість методів та алгоритмів обробки мультиспектральних аерокосмічних зображень [3], які можна поділити на дві великі групи: класичні алгоритми, для яких жорстко формулюється класифікатор та алгоритм класифікації, і гнучкі алгоритми, які пристосовуються до зміни умов спостереження об'єктів пошуку. Алгоритми першої групи мають дуже вузьку область застосування, насамперед через важкість коректного налаштування класифікатора під кожну наявну задачу. Для подолання цих недоліків використовуються гнучкі алгоритми, серед яких в останній час все більшого застосування набувають нейронні мережі [4, 5].

Теорія нейронних мереж була сформульована в 1960-х роках та зарекомендувала себе як ефективний засіб для розпізнавання звукових та графічних об'єктів, проте довгий час не набувала значного поширення через недостатню потужність обчислюваних можливостей і отримала потужний стимул для розвитку із появою потужних графічних прискорювачів в

2000-х та розробкою алгоритмів глибокого навчання багатопшарових нейронних мереж на основі обмеженої машини Больцмана у 2006 році [6]. Для задач розпізнавання графічних образів було розроблено теорію згорткових мереж, які наразі є поширеним засобом для даного класу задач в різноманітних сферах і показують хороші результати [7]. Проте наразі в теорії нейронних мереж є прогалини, які перешкоджають їх більш широкому застосуванню, насамперед через неповне розуміння процесів, що відбуваються під час навчання та розпізнавання [8].

Відомі варіанти застосування нейромережевих технологій при виборі алгоритмів стиску великих масивів даних [9], для стиску фотозображень [10, 11] та пошуку заданих об'єктів у даних ДЗЗ [12]. Однак запропоновані методи або не забезпечують заданої якості обробки зображень, або є дуже ресурсомісткими і не в змозі забезпечити режим реально часу при застосуванні в системах ДЗЗ.

Таким чином, задачею статті є формулювання методу інтелектуальної обробки даних дистанційного зондування землі, який реалізує автоматичне розпізнавання об'єктів незаконного використання природних ресурсів на мультиспектральних зображеннях ДЗЗ за допомогою використання згорткової нейронної мережі.

## Основна частина

Вибір нейронних мереж, а саме згорткових нейронних мереж (ЗНМ) для вирішення задачі розпізнавання пов'язаний із здатністю даних мереж, за умови коректного навчання, до розпізнавання об'єктів в складних умовах спостереження та при деформації об'єкта, що спостерігається.

Згорткова нейронна мережа (англ. convolutional neural network), представляє собою спеціальну архітектуру штучних нейронних мереж та націлена на ефективне розпізнавання зображень та об'єктів на зображеннях [7]. Використовує деякі особливості

зорової кори, в якій були відкриті так звані прості клітини, що реагують на прямі лінії під різними кутами, і складні клітини, реакція яких пов'язана з активацією певного набору простих клітин. Загальна ідея згорткових нейронних мереж полягає в чергуванні згорткових шарів і субдискретизуючих шарів або шарів підвибірки. Структура мережі – односпрямована, принципово багатопшарова. Для навчання використовуються стандартні методи, найчастіше метод зворотного поширення помилки.

Назва архітектура мережі отримала через наявність операції згортки. Згортка – це математична операція (вид інтегрального перетворення), застосовується до двох функцій  $f(x)$  і  $g(x)$ , що породжує третю функцію, яка іноді може розглядатися як модифікована версія однієї з початкових. Маючи двовимірне зображення  $I$  і невелику матрицю  $K$  розмірності  $h \times w$  (так зване ядро згортки), побудовану таким чином, що графічно кодує будь-яку ознаку, ми обчислюємо згорнуте зображення  $I * K$ , накладаючи ядро на зображення усіма можливими способами і записуючи суму добутоків елементів вихідного зображення і ядра:

$$(I * K)_{xy} = \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w K_{ij} \times I_{x+i-1, y+j-1} \quad (1)$$

Для спрощення обчислювань, а також неважливості для задач машинного розпізнавання, операція транспонування не виконується.

Звичайну архітектуру ЗНМ для розпізнавання зображення по  $k$  класам можна розділити на дві частини: послідовність шарів згортки/підвибірки Conv→Pool, що чергуються (деколи із кількома шарами згортки підряд) та декілька повнозв'язних шарів (шари, які приймають кожний піксель зображення, як незалежне значення).

Узагальнена схема згорткової нейронної мережі може бути представлена на рис. 1.

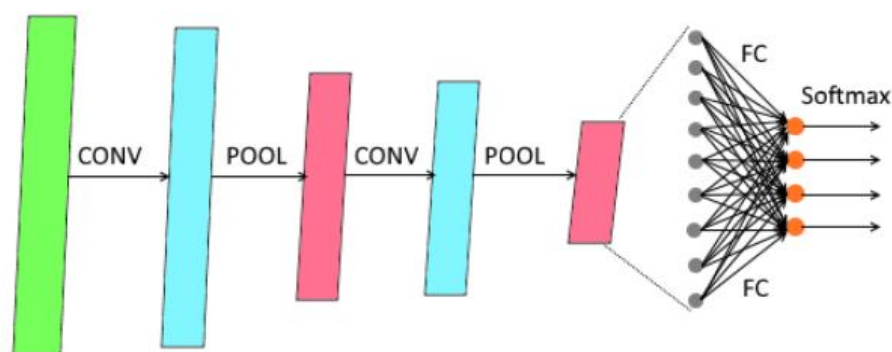


Рис. 1. Узагальнена схема згорткової нейронної мережі

Шар підвибірки (Pool) слугує для субдискретизації вибірки, його робота полягає в отриманні на вході окремих фрагментів зображення та їх об'єднанні в одне значення, зазвичай використовуються функція максимізації, тобто з отриманих даних обирається значення з найбільшою величиною.

Один прохід Conv→Pool впливає на зображення наступним чином: він скорочує довжину і ширину певного каналу, але збільшує його значен-

ня (глибину). У кінці згорткової нейронної мережі використовується функція softmax, яка перетворює вектор дійсних чисел в вектор ймовірностей. У контексті нейронної мережі вихідні значення є вірогідністю влучення зображення в певний клас. Мінімізація втрат перехресної ентропії забезпечує впевненість у визначенні приналежності зображення певного класу, не беручи до уваги ймовірність інших класів, таким чином, для ймовірнісних задач

softmax краще, ніж, наприклад, метод квадратичної помилки.

Під час навчання нейронної мережі може виникнути проблема перенавчання, яка полягає в надмірно точній відповідності нейронної мережі конкретному набору навчальних прикладів, при якій мережа втрачає здатність до узагальнення. Дана проблема виникає у випадку, якщо модель змогла вивчити навчальну множину (разом із шумом, який присутній в ній), проте не змогла розпізнати скриті процеси, які цю множину породили.

Для того, щоб позбутися від можливості перенавчання вводяться засоби регуляризації: замість скорочення кількості параметрів, накладаються обмеження на параметри моделі під час навчання, не дозволяючи нейронам вивчати шум навчальних даних. Найрозповсюдженіший засіб, який і використовуються в нашій моделі, – dropout. Він полягає в тому, що під час навчання, використовується параметр  $p$ , який дозволяє за одну ітерацію навчання, проходячи по нейронам одного шару і із ймовірніс-

тю  $p$  повністю виключає їх з мережі на час ітерації. Це дозволяє мережі обробляти помилки і не покладатися на існування певного нейрону (або групи нейронів), а покладатися на “єдину думку” (consensus) нейронів усередині одного шару. Це доволі простий засіб, який ефективно бореться із проблемою перенавчання, без потреби введення інших регуляторів.

В якості області використання розроблювальної нейронної мережі було обрано пошук місць незаконного використання природних ресурсів на території Рівненської області, Україна, а саме місця незаконного видобутку бурштину, оскільки на даний час дана проблема призводить до великих матеріальних втрат та екологічних збитків [2].

На рис. 2 зображено одне із місць незаконного видобутку бурштину (координати – N51°38'27.37" E26°33'25.86" [13]) у видимому діапазоні. Площа досліджуваної області складала приблизно 40 км<sup>2</sup>, фактичний розмір зображення – 21441×20641 пікселів.

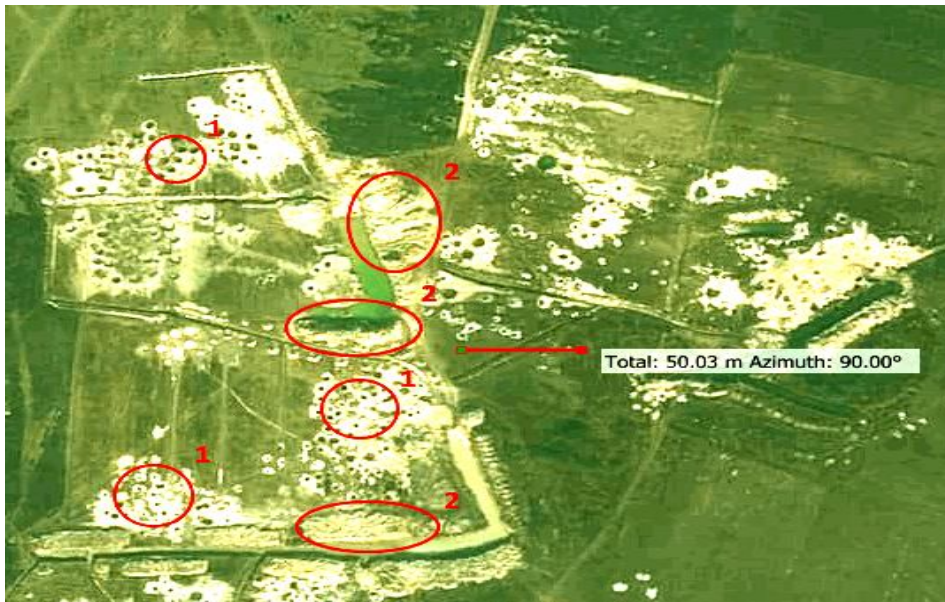


Рис. 2. Загальний вигляд незаконного промислу бурштину (1 – “копанки”, 2 – намиви від роботи pomp)

На рис. 2 можна виділити такі об’єкти пошуку:

1) місця видобутку відкритим способом із необладнаних ям, які називаються копанками що представляють собою структури 2-8 метрів у діаметрі, та 2-5 метрів у глибину. Зазвичай незаконний промисел займає площу 1-5 км<sup>2</sup> і представляє собою розсип “копанок”;

2) намиви ґрунту, які формуються біля водойм після використання pomp для розмиву берегів та подальшого видобутку бурштину.

Проаналізувавши дані об’єкти та і виділивши їх характерні ознаки можна побудувати класифікатор, який буде шукати дані об’єкти на супутникових зображеннях.

Структура згорткової нейронної мережі для детектування об’єктів пошуку на зображенні складається декількох шарів згортки, які передуються субдискретизуючими шарами та з вихідним шаром, перед

яким буде застосовано декілька шарів для усунення проблеми перенавчання за допомогою методу dropout. Також для перед кожним шаром згортки будуть додані підготовчі шари, які додають нульові елементи по контуру вхідної матриці для обробки у наступному шарі. На вхід нейронної мережі подається зображення розміром 32×32 пікселів та 3 спектральними каналами, а отже в загальному випадку на вхід подається матриця розміром (32,32,3). На виході нейронної мережі маємо вектор ймовірностей з двома параметрами, з яких перший – це ймовірність того, що дане зображення має в собі шуканий об’єкт, а другий – ймовірність того, що на зображенні шуканий об’єкт відсутній.

Алгоритм формування нейромережі та її навчання був представлений авторами [14].

Отримана схема нейронної мережі зображена на рис. 3.

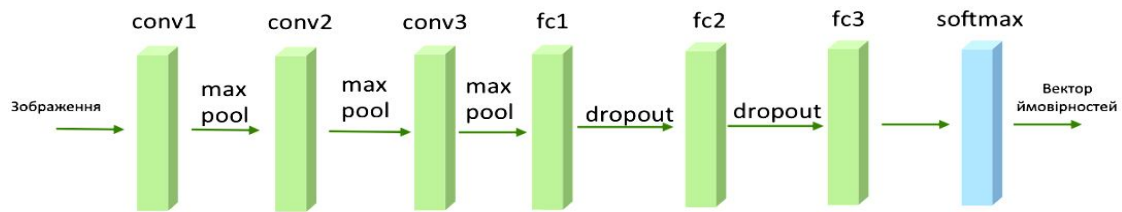


Рис. 3. Узагальнена структура отриманої згорткової нейронної мережі (кожен шар згортки складається з трьох підшарів)

В якості навчальної вибірки було сформовано набір навчальних зображень, розміром  $32 \times 32$  пікселів за 3 спектральними каналами, для яких відомий їх зміст, а розмір навчальної вибірки є достатнім для коректного навчання згорткової нейронної мережі і в рамках практичної реалізації він обраний у розмірі не менше 10000 зображень.

На рис. 4 зображений приклад навчальних зображень для отриманої мережі.

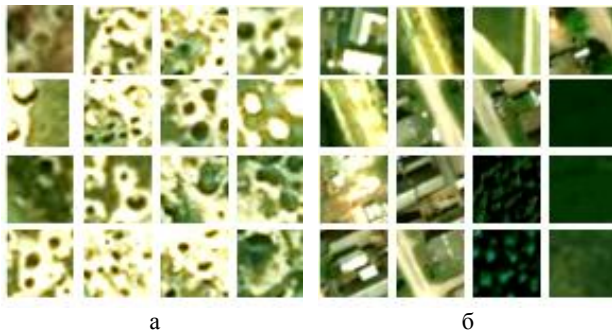


Рис. 4. Приклади зображень з навчальної вибірки: а – шукані об'єкти наявні; б – шукані об'єкти відсутні

Процес роботи з навченою нейронною мережею полягає в розділенні вхідного зображення на області розміром  $32 \times 32$  пікселів та перевірці кожного отриманого зображення на наявність об'єктів пошуку.

На основі отриманого вектору ймовірностей для кожної області було сформовано «теплову» карту (англ. heatmap) місцевості, яка дозволила наочно оцінити результат роботи нейронної мережі.

Для реалізації програмного продукту, який демонструє розроблений метод було обрано мову про-

грамування Python. Алгоритм роботи програмного продукту в загальному вигляді полягає в наступному:

1) навчання нейронної мережі на основі підготовленої навчальної вибірки, у форматі масиву зображень розміром  $32 \times 32$  пікселів та трьома спектральними каналами. Даний шаг є підготовчим та виконується один раз, ваги нейронної мережі зберігаються в окремому файлі та в подальшому повторно використовуються;

2) зчитування зображення для розпізнавання з трьома спектральними каналами та будь-якого розміру;

3) розділення зчитаного зображення для розпізнавання на ділянки  $32 \times 32$  пікселя та підготовки вихідних даних до формату, який можна подати на вхід нейронної мережі;

4) розпізнавання зображення за допомогою згорткової нейронної мережі та отримання вектора вірогідності наявності шуканих об'єктів для кожної ділянки зображення;

5) на основі отриманого вектору ймовірностей виконується побудова теплової карти, для наочної візуалізації результатів роботи програмного продукту.

Для навчання нейронної мережі було створено навчальну вибірку розміром 10223 зображення, з яких 1750 зображень мають шуканий об'єкт.

В результаті після 100 епох навчання, точність розпізнавання склала 0,9769, при цьому виникла проблема перенавчання, через що точність незначно зменшилась після 90 епохи.

Було проаналізовано похибку розпізнавання для різної кількості епох навчання від 10 до 100 з шагом 10, графік залежності точності розпізнавання тестової вибірки від кількості епох навчання зображено на рис. 5.

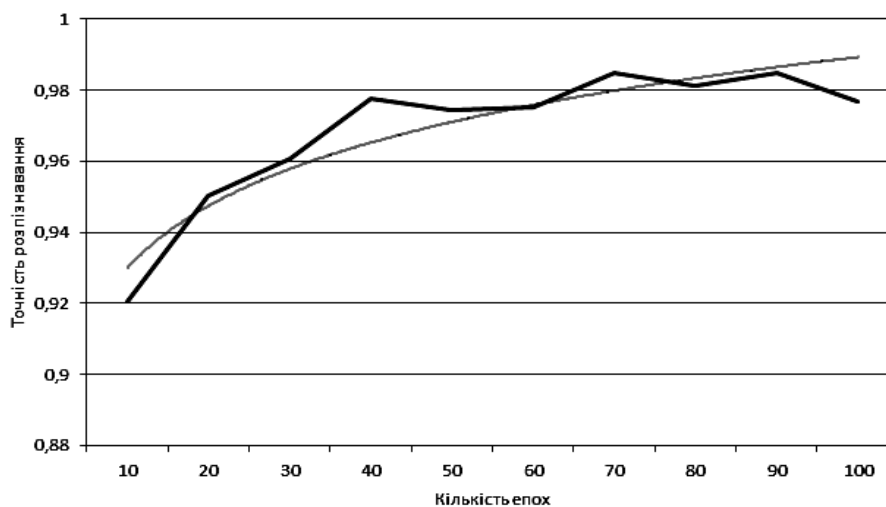


Рис. 5. Графік залежності точності розпізнавання тестової вибірки від кількості епох навчання (менш насиченим кольором позначена лінія тренду)

Загальний час навчання склав близько 12,5 секунд для кожної епохи і загалом 1237 секунд, а час розпізнавання займає близько 230-240 секунд.

Запропонований підхід дозволяє вирішити завдання розпізнавання об'єктів на мультиспектральних зображеннях даних ДЗЗ та покращити результати розпізнавання у порівнянні з існуючими методами.

### ВИСНОВКИ

У статті представлено метод інтелектуальної обробки даних дистанційного зондування Землі та реалізація методу розпізнавання зображень, сформованих з даних, отриманих з КА ДЗЗ на основі

застосування згорткової нейронної мережі. Обрано практичну задачу в області екологічного моніторингу для використання даного методу та оцінки доцільності його використання та подальших можливостей з удосконалення методів інтелектуальної обробки даних, заснованих на згорткових нейронних мережах.

Створено програму, яка виконує обробку зображення. Отримані результати дозволили зробити висновки про працездатність запропонованого алгоритму та є підґрунтям для подальших досліджень з розробки та реалізації алгоритмів обробки мультиспектральних знімків у системах дистанційного зондування Землі.

### СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Бакланов А.И. Анализ состояния и тенденции развития систем наблюдения высокого и сверхвысокого разрешения / А.И. Бакланов // Вестник Самарского государственного аэрокосмического университета. – 2010. – № 2. – С. 80-91.
2. Потіха А. Проблема видобутку бурштину: сучасний стан та перспективи вирішення [Електронний ресурс] / А. Потіха // Україна: події, факти, коментарі, 2016. – № 5. – С. 36-44. – Режим доступу: <http://nbuviap.gov.ua/images/ukraine/2016/ukr5.pdf>.
3. Кашкин В.Б. Цифровая обработка аэрокосмических изображений / В.Б. Кашкин, А.И. Сухинин. – Красноярск: ИПК СФУ, 2008. – 121 с.
4. Gonzalez R. Digital Image Processing / R. Gonzalez, R. Woods. – Prentice Hall, 2008. – 954 p.
5. LeCun Y., Bengio Y. Convolutional networks for images, speech and time series / Y. LeCun, Y. Bengio // The handbook of brain theory and neural network. – MIT Press, 2003, pp. 276–279.
6. Горбачевская Е.Н., Краснов С.С. История развития нейронных сетей / Е.Н. Горбачевская, С.С. Краснов // Вестник ВУиТ. – Тольятти: ВУиТ. – №1 (23). – 2015. – С. 52-56.
7. LeCun Y., Kavukcuoglu K., Farabet C. Convolutional Networks and Applications in Vision. / Y. LeCun, K. Kavukcuoglu, C. Farabet // International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS'10). Paris, IEEE, 2010, pp. 253–256.
8. Галушкин А.И. Нейронные сети. Основы теории. / А.И. Галушкин – М: Горячая Линия - Телеком, 2012. – 496 с.
9. Баранник В.В. Метод интеллектуализации обработки данных в бортовой аппаратуре системы дистанционного зондирования земли / В.В. Баранник, А.А. Подорожняк // Сучасна спеціальна техніка. – Київ: ДНДІ МВС України. – № 2 (37). – 2014. – С. 5-13.
10. Подорожняк А.О. Метод інтелектуальної обробки даних дистанційного зондування Землі / А.О. Подорожняк, Ю.Б. Прибілев., Д.І. Торохтій // Системи обробки інформації. – Харків: ХУПС. – вип. 2 (118). – 2014. – С. 48-51.
11. Подорожняк А.О. Метод інтелектуальної обробки мультиспектральних зображень / А.О. Подорожняк, Н.Ю. Любченко., О.Д. Лагода // Системи обробки інформації. – Харків: ХУПС, 2015. – Вип. 10 (135). – С. 123-125.
12. Подорожняк А.А. Метод выявления объектов интереса при обработке данных в системе дистанционного зондирования земли / А.А. Подорожняк. // Информационно-керуючі системи на залізничному транспорті. – Харків: УкрДАЗТ, 2014. – № 4. – С. 60-64.
13. В якості джерел для зображення використані карти сервісу Here.com. Режим доступу: <https://here.com/en>.
14. Бондарчук В.К. Використання згорткових нейромереж для розпізнавання об'єктів на зображеннях / В.К. Бондарчук, А.А. Подорожняк, Н.Ю. Любченко // Проблеми інформатики і моделювання. Тезиси чотирнадцятої міжнародної науково-технічної конференції. 12-16 вересня 2016 року. – Харків: НТУ “ХПІ”, 2016. – С. 54.

### REFERENCES

1. Baklanov, A.I. (2010), *Analyz sostoiyanya y tendentsyy razvityia system nabliudeniya visokoho y sverkhvisokoho razresheniya* [Analysis of the state and tendency of development of observation systems of high and ultrahigh resolution], *Vestnik Samarskogo Gosudarstvennogo Aerokosmicheskogo Universiteta* [Bulletin of the Samara State Aerospace University], Samara, No 2, pp. 80-91.
2. Potikha, A. (2016), *Problema vydobutku burshtynu: suchasnyi stan ta perspektyvy vyrishennia* [The problem of amber extraction: the current state and prospects of solution], *Ukraina: podii, fakty, komentari* [Ukraine: Events, Facts, Comments], Kyiv, No 5, pp. 36–44, available at: <http://nbuviap.gov.ua/images/ukraine/2016/ukr5.pdf> (last accessed January 23, 2017).
3. Kashkin, V.V. and Sukhinin, A.I. (2008), *Tsifrovaya obrabotka aerokosmicheskikh izobrazheniy* [Aerospace images digital processing], IPK SFU, Krasnoyarsk, 121 p.
4. Gonzalez, R. and Woods, R. (2008), *Digital Image Processing*, Pearson Prentice Hall, 954 p.
5. LeCun, Y. and Bengio, Y. (1995), Convolutional networks for images, speech and time series, *The handbook of brain theory and neural network*, Vol. 3361, No 10, MIT Press, pp. 276–279.
6. Gorbachevskaya, E.N. and Krasnov, S.S. (2015), *Istoriya razvityia neironnikh setei*, [History of neural networks development], *Vestnik Volzhskogo universiteta imeni V.N. Tatyshecheva* [Bulletin of the Volga University named after V.N. Tatischev], VUit, Tolyatti, No 1 (23), pp. 52-56.

7. LeCun, Y., Kavukcuoglu, K. and Farabet, C. (2010), Convolutional Networks and Applications in Vision, *Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS'10)*, IEEE, Paris, pp. 253–256.
8. Galushkin, A.I. (2012), *Neironnye seti. Osnovy teorii*, [Neural networks. Fundamentals of the theory], Horiachiaia Lynyia – Telekom, Moscow, 496 p.
9. Barannyk, V.V. and Podorozhniak, A.A. (2014), Metod intelektualyzatsyy obrabotky danykh v bortovoi apparature systemi dystantsyonnoho zondirovaniya zemly [The method of data processing intellectualization in on-board equipment of the Earth remote sensing system], *Suchasna spetsialna tekhnika* [Modern special technique], DNDI MVS Ukrainy, Kyiv, No 2 (37), pp. 5-13.
10. Podorozhniak, A.O. Pribyliev, Yu.B. and Torokhtii, D.I. (2014), Metod intelektualnoi obrobky danykh dystantsiinoho zonduvannya Zemli [The method of intellectual data processing of remote sensing], *Systemy obrobky informatsii* [Information processing systems], KhUPS, Kharkiv, No 2 (118), pp. 48-51.
11. Podorozhniak, A.O., Liubchenko, N.Yu. and Lagoda, O.D. (2015), Metod intelektualnoi obrobky multispektralnykh zobrazen [The method of intellectual multispectral image processing], *Sistemi obrobki informatsii* [Information processing systems], KhUPS, Kharkiv, No 10 (135), pp. 123-125.
12. Podorozhnyak, A.A. (2014), Metod vityavleniya obektov interesa pry obrabotke danykh v systeme dystantsyonnoho zondirovaniya zemly, [Method of interesting objects detection while processing data in the system of earth remote sensing], *Informacijno-kerujuchi systemy na zaliznychnomu transporti* [Information management systems in the railway transport], UkrDAZT, Kharkiv, No 4, pp. 60-64.
13. Digital map service Here.com, available at: <https://here.com/en> (last accessed January 23, 2017).
14. Bondarchuk, V.K., Podorozhniak, A.O. and Liubchenko, N.Yu. (2016), Vykorystannia zghortkovykh neiromerezh dlia rozpoznavannia ob'ektiv na zobrazhenniakh [Use of convolutional neural networks to recognize objects in images], *Tezy 16 mizhnarodnoi naukovo-tekhnicnoi konferentsii Problemi informatiky i modeliuвання* [Proceedings of 16th International scientific and technical conference Problems of Informatics and Modeling], NTU "KhPI", Kharkiv, p. 54.

Надійшла (received) 19.05.2017

Прийнята до друку (accepted for publication) 11.10.2017

### Нейросетевой метод интеллектуальной обработки мультиспектральных изображений

Н.Ю. Любченко, А.А. Подорожняк, В.К. Бондарчук

**Предметом** изучения в статье являются нейросетевые методы распознавания объектов на мультиспектральных данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ). **Цель** – обеспечение автоматического распознавания объектов незаконного использования природных ресурсов на мультиспектральных изображениях ДЗЗ. **Задача** – формулировка метода интеллектуальной обработки данных ДЗЗ, который реализует автоматическое распознавание объектов незаконного использования природных ресурсов на мультиспектральных изображениях ДЗЗ путем использования свёрточной нейронной сети. Анализ проблем методов и алгоритмов обработки мультиспектральных аэрокосмических изображений показал, что наиболее перспективно использовать гибкие алгоритмы, которые приспособляются к изменению условий наблюдения объектов поиска. Одной из перспективных технологий реализации таких алгоритмов является применение нейронных сетей. Выбор свёрточных нейронных сетей для решения задачи распознавания связан со способностью данных сетей, при условии корректного обучения, к распознаванию объектов в сложных условиях наблюдения и при деформации наблюдаемого объекта. **Выводы:** предложен нейросетевой метод интеллектуальной обработки мультиспектральных изображений. Рассмотрен алгоритм построения данной сети, избрана практическая область применения предложенного метода и показаны результаты работы его программной реализации. Полученные результаты позволили сделать вывод о работоспособности предложенного алгоритма и являются основой для дальнейших исследований по разработке и реализации алгоритмов обработки мультиспектральных снимков в системах дистанционного зондирования земли.

**Ключевые слова:** дистанционное зондирование Земли; обработка изображений; нейросеть; свёрточная нейронная сеть; мультиспектральные изображения.

### Neural network method of intellectual processing of multispectral images

A.O. Podorozhniak, N.Y. Lubchenko, V.K. Bondarchuk

The **subject** of the study in the article is the neural network method of object recognition on multispectral Earth remote sensing (ERS). **The goal** providing automatic recognition of objects illegal exploitation of natural resources in multispectral ERS images. **The task** is formulation of the method of intellectual processing of ERS data, which implements automatic recognition of objects of illegal use of natural resources on multispectral ERS images by using a convolutional neural network.. Analysis of the problems of methods and algorithms for processing multispectral aerospace images has shown that it is most promising to use flexible algorithms that adapt to changing conditions for observing search objects. One of the most promising technologies of the implementation of such algorithms is the use of neural networks. The selection of convolutional neural networks for solving the recognition problem is related to the ability of these networks, under the condition of correct training, to recognize objects under difficult observation conditions and when the observed object. **Conclusions:** the neural network method of intellectual processing of multispectral images is proposed. The algorithm for constructing this network is considered, the practical scope of the proposed method is chosen and the results of its program implementation are shown. The obtained results made it possible to conclude that the proposed algorithm is working and are the basis for further research into the development and implementation of processing algorithms for multispectral images in ERS systems.

**Keywords:** Earth remote sensing; image processing; neural network; convolutional neural network; multispectral images.