

## УДК 528.74

Р. РУДИЙ

Кафедра землевпорядкування та кадастру, Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу, вул. Карпатська, 15, тел. 0506601598, Україна, , 76019, Івано-Франківськ, ел. пошта: vernjaky@rambler.ru

## ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ДІЛЯНОК ПОВЕРХНІ З ПЕВНИМ РЕЛЬЄФОМ

**Мета досліджень.** Головною метою досліджень є аналіз рельєфу різних поверхонь, а саме: виділення на загальній поверхні окремих ділянок певної форми, наприклад, схилів, що орієнтовані у заданому напрямку. **Мета роботи** – використання штучних нейронних мереж (ШНМ) для розв'язку задачі класифікації, яка полягає у створенні бінарного класифікатора та дослідження точності його роботи. **Методика.** Дослідження виконувались на ділянці земної поверхні. Для неї була створена цифрова модель, яка подана ґрідфайлом, тобто висотами у перехрестях регулярної сітки квадратів, або матрицею  $21 \times 17$  висот у перехрестях. З цієї матриці були створені образи, тобто вікна окремих ділянок поверхні розміром  $3 \times 3$  перехрестя. Кожен образ подавався як вектор ознак, якими були нахили з центральної точки вікна на інших восьми крайніх точках. Отже, рельєф взятої поверхні був поданий 77-ма образами. Наступним кроком було створення бінарного класифікатора. Він ділить об'єкти (ділянки поверхні) з нахилом із заходу на схід в одну групу, а усі інші – в другу. Для цього використовувався Модуль опрацювання даних на основі алгоритмів штучних нейронних мереж у пакеті прикладних програм МАТЛАБ. Була створена ШНМ, проведено її навчання, виконано моделювання та тестування, були вибрані вхідні, скриті та вихідні нейронні шари. На основі ШНМ був виконаний процес класифікації. Вхідні дані були представлені матрицею образів розміром  $8 \times 77$ . Матриця завдань (target) була розмірністю  $2 \times 77$ . Її елементи мали значення 0 або 1, залежно від того, до якого класу належить ця ділянка. Третя матриця (test) мала розмірність  $8 \times 8$ . Класифікація та її оцінка точності виконувались двома способами з використанням графічного редактора nntool і nprtool. **Результати.** Робота створеного класифікатора перевірялась за допомогою тестових образів. У дослідженнях тест був матрицею, що складалась з восьми стовпців. Два стовпці цієї матриці були образами схилів, орієнтованих із заходу на схід, один – близький до них, а решта – образами поверхонь довільної форми. Оцінка роботи класифікатора виконувалась за допомогою матриці неточностей (confusion matrix). У нашому випадку загальна кількість правильно класифікованих зразків становила близько 99 %. **Наукова новизна і практична цінність.** Проведені експериментальні дослідження з виділення ділянок поверхні зі схилами певної орієнтації та аналіз результатів дають змогу використовувати їх під час досліджень рельєфу земної поверхні та поверхонь інших об'єктів, наприклад, під час вивчення мікрорельєфу механічних деталей, різноманітних біологічних об'єктів рельєфу земної поверхні, який значною мірою визначає родючість сільськогосподарських угідь, впливає на екологічно небезпечні явища, а саме: повені, селі, зсуви та снігові лавини. Отже, розробка та вдосконалення об'єктивних методів класифікації ділянок поверхні є актуальним завданням.

*Ключові слова:* класифікація, рельєф, орієнтація, точність класифікації, штучні нейронні мережі.

### Вступ

**Постановка проблеми.** Аналіз рельєфу різних поверхонь, зокрема і земної поверхні, цікавий науковцям різних галузей науки і техніки. Можна згадати вивчення мікрорельєфу механічних деталей, різноманітних біологічних об'єктів та рельєфу земної поверхні, який значною мірою визначає родючість сільськогосподарських угідь, впливає на екологічно небезпечні явища, а саме: повені, селі, зсуви та сніго-

ві лавини. Фахівці вважають, що жодна з властивостей землі не впливає так сильно на її сільськогосподарські та інші характеристики як рельєф. Особливістю мікроклімату полів є різна кількість сонячної енергії, яка потрапляє на схили різної крутизни і орієнтування. Істотно відрізняються характеристики у верхніх і нижніх частинах схилів внаслідок різних умов зволоження ґрунту, оскільки рельєф місцевості впливає на розподіл тепла і вологи у ґрунті. Від

цього залежить продуктивність полів, і вартість землі [Бахарев, 2006; Рудий, 2011; Рудий та ін., 2011; Рудий та ін., 2012]. Ці фактори необхідно враховувати під час бонітування земельних ділянок. Отже, розробка та вдосконалення об'єктивних методів класифікації ділянок поверхні є актуальним завданням.

### **Аналіз основних досліджень і публікацій, що стосуються вирішення проблеми**

Проблему аналізу та класифікації ділянок земної поверхні розглядають публікації вітчизняних та зарубіжних науковців. Одним з характерних недоліків цих методик є відсутність в них надійної оцінки точності виконаної класифікації [Альперт 2014; Генсьор, Партика, 2003; Luo Mingliang, Tang Guoan, 2012]. Порівняно з математичним апаратом теорії розпізнавання образів штучні нейронні мережі мають багато переваг [Медведев, Потемкин, 2002; Роберт Калман, 2001; Руденко, Бодянський, 2005; Рудий, 1997]. Вони дають можливість не тільки розв'язувати задачі розпізнавання і класифікації зразків, а й доволі надійно оцінювати точність виконаної роботи за допомогою тестових об'єктів і, що найголовніше, не завжди потребують відповідного математичного обґрунтування. Це є привабливішим під час розв'язування задач класифікації.

### **Постановка завдання**

У цій роботі зроблено спробу виконати класифікацію ділянок земної поверхні, використовуючи для цього штучні нейронні мережі (ШНМ), які вже півстоліття успішно використовуються для розв'язку прикладних задач. Сьогодні зацікавленість нейронними мережами зросла у зв'язку з використанням методу "навчання без вчителя", який раніше використовувався у теорії розпізнавання образів. Крім того, використання ШНМ дає змогу надійно оцінити виконану роботу за допомогою відповідних тестових об'єктів.

### **Виклад основного матеріалу дослідження**

Дослідження виконувались на ділянці земної поверхні зі слабо вираженим рельєфом. Зобра-

ження рельєфу ділянки показано на рис. 1. Розв'язок проблеми класифікації об'єктів чи зразків складається з трьох задач: підготовки даних, тобто створення образів; створення мережі та її навчання, тобто знаходження ваг для кожної ознаки створених образів; перевірка мережі за допомогою тестових об'єктів з оцінкою точності класифікації. Попередня підготовка може включати не тільки результати вимірів, а й певні обчислення, нормалізацію, масштабування, спектральний розклад та доволі складніші статистичні процедури. Інколи підготовлені для навчання ШНМ дані поділяють на дві групи. Першу групу даних використовують за призначенням, тобто для навчання мережі, а другу – для її майбутнього тестування.

Доволі складним завданням є вибір кількості зразків для навчання мережі. Теоретично це поки що не вирішено. Оскільки ШНМ використовуються для розв'язку прикладних чи експериментальних задач, то в літературі наводяться загальні рекомендації щодо підрахунку кількості вхідних зразків. Зокрема наводиться формула

$$N=W/\alpha,$$

де  $N$  – кількість навчальних зразків;  $W$  – кількість вагових коефіцієнтів і в нашій задачі це є кількість ознак у вектора, яким подається образ рельєфу ділянки;  $\alpha$  – частка помилок під час тестування.

Задавшись часткою помилок, наприклад, 10 %, маючи вісім вагових коефіцієнтів, отримаємо 80 зразків. Ділянка земної поверхні, що показана на рис. 1, була розбита на сітку квадратів  $11 \times 7$ . Образи створювались за методикою, приведеною в [Генсьор, Партика, 2003]. Успішно ШНМ використовуються під час розв'язування задач, пов'язаних з розпізнаванням образів. При цьому існують різні шляхи виконання вказаних задач. Використовуючи пакет MATLAB, можна застосувати різні шляхи: Command-Line Functions, nprtool GUI і nntool або "Graphical User Interface" [Шульц, 2012; Mark Hudson Beale et al, 2016]. У дослідженнях, що наводяться у цій роботі, використовувались обидва методи. Перший

потребує більшої кількості даних, оскільки вони під час досліджень діляться на ті, що використовуються для навчання мережі, контрольні і тестові. У процесі дослідження проводилось моделювання, коли набір тестових зразків під час навчання мережі не використовувався, і коли із вхідних даних виділялись зразки для їх використання окремо під час навчання мережі, а інші – під час її тестування. Результати істотно не відрізнялись.

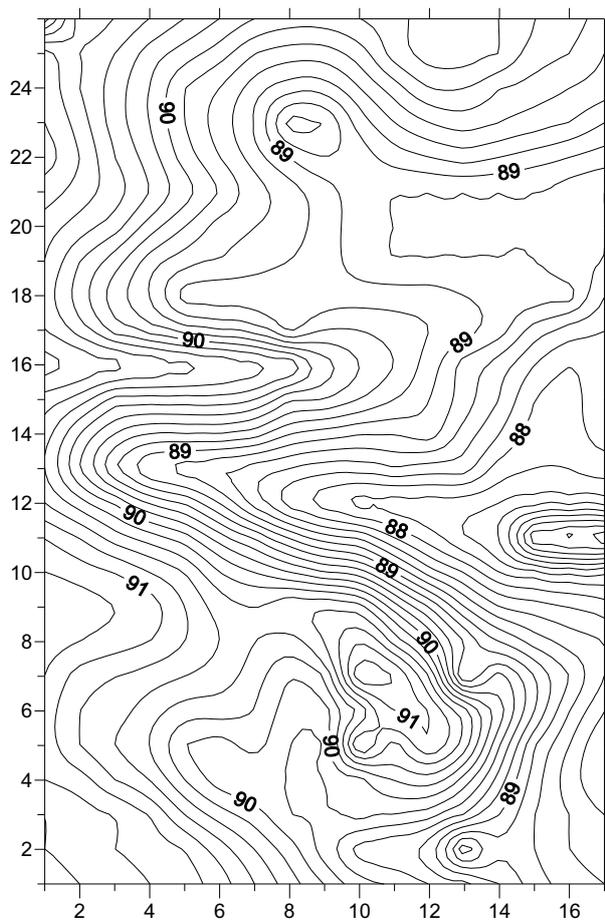


Рис. 1. Зразок рельєфу поверхні  
Fig. 1. The surface relief sample

На ділянці земної поверхні, рельєф якої показано висотами у перехрестях регулярної сітки квадратів, ставилось завдання виділити схили, орієнтовані із заходу на схід. Інакше кажучи, потрібно розробити бінарний класифікатор, який ділить ділянки з поверхнею, нахиленою захід-схід, в одну групу і усі решта – в іншу.

Оскільки робота чи якість роботи ШНМ залежить від навчання або в напрямку набору даних, що використовуються для її навчання, то

головною вимогою є використання даних, ідентичних до тих, що будуть використовуватись під час її роботи. Навчання нейронної мережі не програмується, оскільки воно полягає в знаходженні вагових коефіцієнтів для кожної з ознак образів. Як і в попередніх роботах, образи рельєфу ділянок поверхні подавались у вигляді вектора ознак, що складався з восьми нахилів, з центра вікна на крайні точки [Генсьор, Партика, 2003].

Наступним кроком є створення та навчання ШНМ, тобто вибір вхідних, скритих та вихідних нейронних шарів. На початковій стадії досліджень це може робитись програмою по замовчуванню. У літературі [Бахарев, 2006] вказується, що складніші задачі потребують більше нейронних шарів. ШНМ починає працювати (навчатись) з випадковими значеннями ваг кожної характеристики, тому кінцеві результати можуть незначною мірою відрізнятись. На наш погляд, це є основним недоліком ШНМ.

У теорії ШНМ, як і в теорії розпізнавання образів, якщо існує навчальна множина вже класифікованих об'єктів (навчання зі вчителем), то процес розв'язку виконується простіше і швидше. У нашій задачі це зазначено. Інструментальний засіб NNtool є графічним інтерфейсом, що уможлиблює не звертатись до командного вікна системи MATLAB. За його допомогою під час розв'язування задачі класифікації виконувалось створення та навчання ШНМ. На основі результатів навчання було виконано моделювання процесу класифікації, а також імпорт та експорт даних та мереж. З інтерфейсом NNtool можна для розв'язку цієї задачі використовувати близько 15 видів ШНМ. В задачі класифікації використовувались одна- та двошарові ШНМ. Оскільки перцептрон створюється з аргументів, серед яких є матриця вхідних величин і тестів та матриця завдань (target), то перед початком моделювання у вікно робочої області (workspace) були підготовлені і внесені (імпортовані) необхідні дані. Це вікно під час розв'язування задачі виділення ділянок з певною формою рельєфу показано на рис. 2. На рис. 3 показана діалогова панель Network. За її допомогою можна переглянути мережу, виконати навчання та моделювання, а також адаптувати та налаштувати ваги і зміщення.

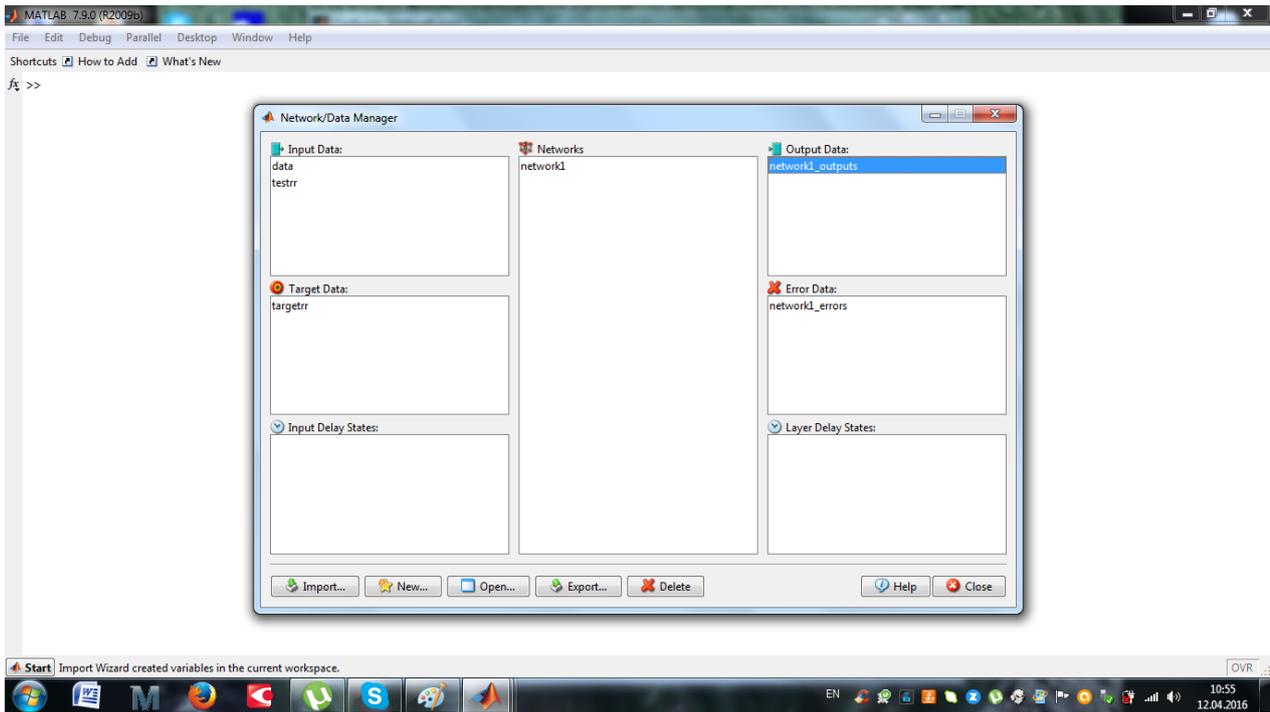


Рис. 2. Вікно управління даними та мережею  
Fig. 2. Windows management of data and network

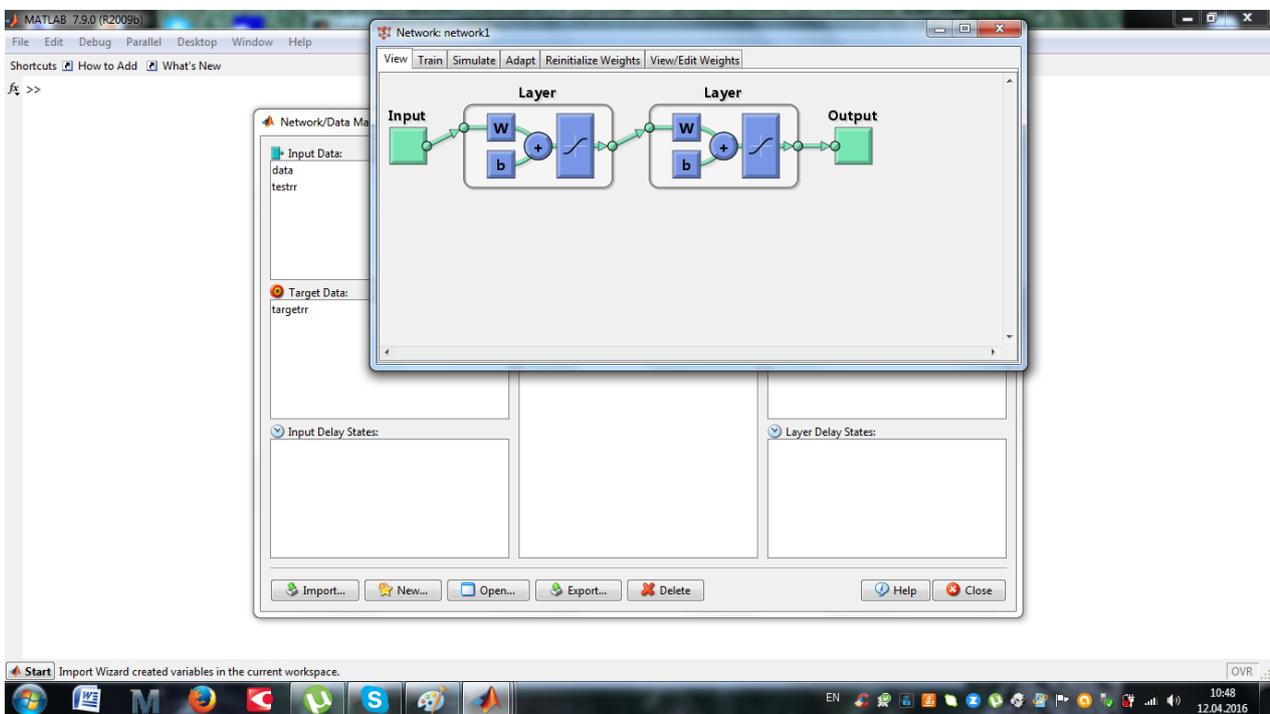


Рис. 3. Діалогова панель Network  
Fig. 3. Interactive panel Network

У нашій задачі на вхід мережі подавались матриці вхідних та тестових даних. Отже, вхідних зразків, що використовувались для навчання, було 77, і на вхід мережі для її навчання подавалась матриця (data) розміром  $8 \times 77$ , тобто 77 зразків, у кожному з яких було по 8 ознак. Другою матрицею, що подавалась на вхід мережі, є матриця (target) завдань. Її розмір  $2 \times 77$ . У ній для кожного зразка ставиться 1 або 0 залежно від того, чи є цей зразок нахилом із заходу на схід. За цими вхідними даними виконувалось навчання мережі.

### Аналіз результатів

Отже, у цій роботі показано роботу класифікатора, який розділяє ділянки земної поверхні або поверхні іншого об'єкта з нахилом із заходу на схід від усіх інших ділянок.

Для тестування ШНМ використовувалась матриця (таблиця). У ній є вісім зразків (образів), кожен з яких має вісім ознак. Перший і останній стовпці є образами схилів, що орієнтовані із заходу на схід. Найближчим до них був шостий зразок. Під час деяких моделювань він наближався до класифікованих об'єктів. Результати моделювання показані у фрагменті зображення екрана на рис. 5.

Оцінку роботи класифікатора виконують за допомогою матриці неточностей (confusion matrix). Це є матриця розміром  $N \times N$ , де  $N$  – кількість класів, в нашому випадку – два.

Стовпці цієї матриці показують експертні значення, а рядки – значення, отримані автоматично класифікатором. Отже, елементами матриці неточностей є правильно розпізнані правильні елементи цього класу, в нашій задачі це є схили, орієнтовані із заходу на схід (true positive) і правильно розпізнані неправильні елементи цього класу, у нашій задачі усі інші ділянки земної поверхні (true negative) і помилки. У матриці неточностей цифри в діагональних клітинах показують кількість випадків з правильно класифікованими об'єктами, а недіагональні елементи показують неточності. Доволі докладно аналіз оцінки якості класифікації наведено в [Альперт 2014]. У нашому випадку загальна кількість правильно класифікованих зразків становить близько 99 %. Однак таку високу точність не завжди отримують. Оскільки робота ШНМ ґрунтується на знаходженні ваг для кожної з ознак зразків, що класифікуються чи розпізнаються, за їх випадковими початковими значеннями, то кінцеві результати тією чи іншою мірою відрізнятимуться і їх контроль за наявності тестових зразків здійснюється за допомогою матриці неточностей. Додатково перевірка класифікації ділянок рельєфу поверхонь різних об'єктів може здійснюватись за методиками, наведеними в [Рудий та ін., 2011; Рудий та ін., 2012].

### Матриця тестових даних

Test data matrix

-0,5	-0,1	0,4	0,1	0,8	0,6	0,5	0,4
-0,6	-0,3	0,1	0,8	0,2	-0,5	-0,4	0,4
-1	-0,6	0	0,4	-0,3	-1,2	-0,7	0
-0,8	0,1	-0,1	-0,4	-1,4	-0,9	-0,3	0,1
-0,5	0,9	0,6	-0,1	-1	-1,7	-0,1	0,2
0,5	0,4	0,8	0,4	-0,4	-0,5	-0,4	0,5
1,3	0,4	0,4	0	-0,4	0,3	0	1,4
0,1	0,2	0,3	0,3	-0,2	0,3	1	0,7



Рис. 4. Матриці неточностей  
Fig. 4. The Matrix of inaccuracies

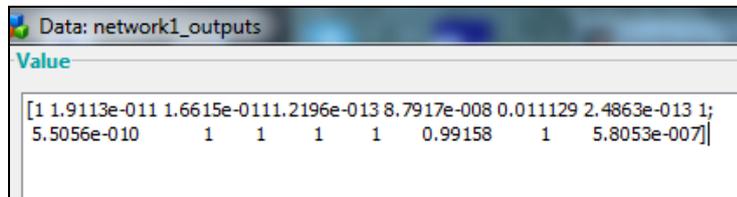


Рис. 5. Фрагмент зображення екрана з вихідними даними  
Fig. 5. Fragment of screen image with the original data

**Висновки**

Отримані результати підтверджують можливість класифікації рельєфу земної поверхні за допомогою ШНМ.

Проведені експериментальні дослідження з виділення ділянок поверхні зі схилами певної орієнтації та аналіз результатів дають підстави для їх використання під час досліджень рельєфу земної поверхні та поверхонь інших об'єктів.

На початковій стадії роботи з використанням ШНМ результати бажано перевіряти іншим методом.

**СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ**

Альперт С. І. Оцінка якості класифікації аерокосмічних зображень на основі матриці помилок та коефіцієнтів точності // Математичні машини і системи. – 2014. – № 1. – С. 101–107.

Бахарев Д. В., Орлова Л. Н. О нормировании и расчете инсоляции // Светотехника. – 2006. – № 1. – С. 18–27.

Генсьор, А. Партика. Проблеми класифікації гірських ґрунтів Польщі на основі бонітету // Вісник Львівського державного університету “Землепорядкування і земельний кадастр”. – 2003. – № 6. – С. 28–33.

- Медведев В. С., Потемкин В. Г. Нейронные сети. МАТЛАВ 6 / под общ. ред. В. Г. Потемкина. – М.: Диалог. – МИФИ, 2002. – 489 с.
- Роберт Калман. Основные концепции нейронных сетей. – Москва–Санкт-Петербург–Киев: Издательский дом “ВИЛЬЯМС”, 2001. – С. 2–87.
- Руденко О. Г., Бодянский Е. В. Штучні нейронні мережі: навч. посіб. – Харків: ТОВ “Компанія СМІТ”, 2005. – 408 с.
- Рудий Р. М. Виділення об’єктів з цифрової моделі рельєфу з використанням теорії розпізнавання образів // Геодезія картографія і аерознімання. – 1997. – № 58. – С. 88–92.
- Рудий Р. М. Визначення площ земельних ділянок у гірських районах – Сучасні досягнення геодезичної науки та виробництва // зб. наук. пр. – Львів: Ліга-прес, 2011. – Вип. 1. – С. 208–211.
- Рудий Р. М., Керкер В. Б., Ткачук Г. І. Визначення експозиції земельних ділянок для врахування їхніх екологічних характеристик та вартості // Геодезія, картографія і аерофотознімання. – 2011. – № 75. – С. 150–154.
- Рудий Р., Кравець О., Кравець Я., Приймак Д., Соловей Г. Класифікація земельних угідь за елементами рельєфу // Сучасні досягнення геодезичної науки та виробництва: зб. наук. пр. – 2012. – Вип. II (24), С. 151–154.
- Шульц Р. Застосування нейронних мереж для визначення параметрів калібрування наземних лазерних сканерів // Сучасні досягнення геодезичної науки та виробництва. – 2012. – Вип. 11 (24). – С. 79–85
- Mark Hudson Beale, Martin T. Hagan, Howard B. Demuth Neural Network Toolbox 6. User’s Guide, 2016. – 410 p.
- Luo Mingliang, Tang Guoan Similarity Measurement of Terrain Skeletons by Topological Indices and Spatial Orientation Information. – 2012. IAPRS Page(s) 351–356 Conference Paper (PDF, 459 KB)

## Р. РУДЫЙ

Кафедра землеустройства и кадастра, Ивано-Франковский национальный технический университет нефти и газа, ул. Карпатская, 15, Ивано-Франковск, Украина, 76019, тел. 0506601598, эл. почта: vernjaky@rambler.ru

### ПРИМЕНЕНИЕ ИСККУСТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ УЧАСТКОВ ПОВЕРХНОСТИ С ОПРЕДЕЛЕННЫМ РЕЛЬЕФОМ

**Цель исследований.** Главной целью исследований является анализ рельефа различных поверхностей, а именно выделение на общей поверхности отдельных участков определенной формы, например, склонов, ориентированных в заданном направлении. Целью статьи является использование искусственных нейронных сетей (ИНС) для решения задачи классификации, заключается в создании бинарного классификатора и исследования точности его работы. **Методика.** Исследования выполнялись на участке земной поверхности. Для нее была создана цифровая модель, представленная гридфайлом, то есть высотами в перекрестках регулярной сетки квадратов, или матрицей  $21 \times 17$  высот в этих перекрестках. С этой матрицы были созданы образы, то есть окна отдельных участков поверхности размером  $3 \times 3$  перекрестий. Каждый образ подавался как вектор признаков, которыми были наклоны из центральной точки окна на остальных 8 крайних точках. Таким образом рельеф взятой поверхности был представлен 77-ю образами. Следующим шагом было создание бинарного классификатора. Он делит объекты (участки поверхности) с наклоном с запада на восток в одну группу, а все остальные – в другую. Для этого использовался Модуль обработки данных на основании алгоритмов искусственных нейронных сетей пакета прикладных программ МАТЛАВ. Была создана ИНС, проведено ее обучение, выполнено моделирование и тестирование. Для этого были выбраны входные, скрытые и выходные нейронные слои. На основе ИНС был выполнен процесс классификации. Входные данные были представлены матрицей образов размером  $8 \times 77$ . Матрица задач (target) была размерностью  $2 \times 77$ . Ее элементы имели значения 0 или 1, в зависимости от того, к какому классу относится данный участок. Третья матрица (test) имела размерность  $8 \times 8$ . Классификация и ее оценка точности выполнялись двумя путями с использованием графического редактора nntool и nprtool. **Результаты.** Работа созданного классификатора проверялась с помощью тестовых образов. В исследованиях тест был матрицей, состоящей из восьми столбцов. Два столбца этой матрицы были образами склонов, ориентированных с запада на восток, один – близкий к ним, а остальные – образами поверхностей произвольной формы. Оценка работы классификатора выполнялась с помощью матрицы неточностей (confusion matrix). В нашем случае общее количество правильно классифицированных образцов составляет около 99 процентов. **Научная новизна и**

**практическая ценность.** Проведенные экспериментальные исследования по выделению участков поверхности с уклонами определенной ориентации и анализ результатов дают основания для их использования при исследованиях рельефа земной поверхности и поверхностей других объектов, например, при изучении микрорельефа механических деталей, различных биологических объектов и, конечно, рельефа земной поверхности, который в значительной степени определяет плодородие сельскохозяйственных угодий, влияет на экологически опасные явления, а именно: наводнения, сели, оползни и снежные лавины. Следовательно, разработка и совершенствование объективных методов классификации участков поверхности является актуальной задачей.

*Ключевые слова:* классификация, рельеф, ориентация, точность классификации, искусственные нейронные сети.

R. RUDYI

Department of Land and Cadastre, Ivano-Frankivsk National Technical University of Oil and Gas, Carpathian str., 15, Ivano-Frankivsk, Ukraine, 76019, tel. 0506601598, e. mail: vernjaky@rambler.ru

#### APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR CLASSIFYING SURFACE AREAS WITH A CERTAIN RELIEF

**The purpose of research.** The main purpose of research is to analyze the relief of various surfaces. For example, to select on the surface the individual sections of a certain form, such as slopes that are oriented in a given direction. The main aim of the article is the use of artificial neural networks (ANN). To solve the problem of classification a binary classifier was created and its work and its accuracy was studied. **Method.** The research was carried out on the certain section of the earth's surface. The digital model, presented by greed file, was created. The heights at the intersections of grid squares, or matrix  $21 \times 17$  were determined. From this matrix the images, that is separate windows of the surface areas measuring  $3 \times 3$  intersection were made. Even image was made as a vector, that is the slopes from the central point of the window at the other 8 border points. The surface relief was presented by 77 images. The next step was to create a binary classifier. It divides objects (land surface) with the slopes from west to east into one group, and the rest – into the second. For this goal Module data processing algorithms based on artificial neural networks in MATLAB Software Package was used. It selected input, hidden and output neuron layers and conducted its study, performed the simulation and the testing. Classification process was carried on the base of ANN. Input data were presented by matrix size images  $8 \times 77$ . The matrix of targets had  $2 \times 77$  dimensions. Its elements had a value of 0 or 1, depending on the class to which the site belong. The third matrix (test) had  $8 \times 8$  dimension. Classification and assessment of its accuracy was performed in two ways using the graphical editor nntool and nprtool. **Results.** The work of the created classifier was checked using the test images. The test, used in the studies was a matrix consisting of eight columns. Two columns of this matrix were images of slopes oriented from west to east – one close to them, and the rest – images of freeform surfaces. Assessment of the classifier was performed using confusion matrix. The total number of correctly classified samples was about 99 percent. **Scientific novelty and practical value.** Experimental research on the selection of surface areas with slopes of a certain orientation and analysis of the results give reasons for their use in different studies. It can be microrelief of the mechanical parts, various biological objects and, of course, the earth relief, which largely determines the fertility of agricultural lands, affects the ecological hazards such as: floods, mudflows, landslides and snow avalanche. So, development and improvement objective methods for classification surface areas is an urgent task.

*Key words:* classification, topography, orientation, classification accuracy, artificial neural networks.

#### REFERENCES

- Al'pert S. I. *Otsenka kachestva klassifikatsii aerokosmicheskikh izobrazheniy na osnove matritsy oshibok i koeffitsiyentov tochnosti* [Evaluation of the quality classification of aerospace image based on matrix errors and accuracy factors]. *Matematicheskiye mashiny i sistemy* [Mathematical Machines and Systems]. 2014, no.1, pp. 101–107.
- Baherev D. V., Orlova L. N. *O normirovanii I rastcote insoljatsii* [On rationing and calculating of insolation]. *Svetotekhnika*. 2006, no. 1, pp. 1–27.

- Hens'or I, A. Partyka. *Problemy klasyfikacij hirc'kyh gruntiv Pol'shehi na osnovi bonitetu* [Problems of Polish mountain soil classification based on growth class] *Visnuk L'vivs'koho derzhavnoho universytetu: zemlevporjadkuvannja i zemel'nyj kadastr.* 2003, no. 6, pp. 28–33.
- Medvedev V. S., Potemkin V. *Neyronnye seti.* [Neural networks]. *MATLAV 6 / Pod obshch . red. V. G.Potemkina .* Moscow: Dialog, MIFI , 2002, 489 p.
- Robert Kalman. *Osnovnye koncepcij nejronnuh cetej. Izdatel'skij dom* [The basic concepts of neural networks] *VILJAMS"*, Moscow, Sankt-Peterburg, Kiev, 2001. 287 p.
- Rudenko O. G, Bodjans'kuj E. V. *Shtuchni nejronni merezhi: Navchal'nyj posibnyk* [Artificial neural networks: Textbook]. Kharkiv: TOV "Kompanija SMIT», 2005, 408 p.
- Rudyi R. M. *Vydeleniye ob'yektov s tsifrovoy modeli rel'yefa s ispol'zovaniyem teorii raspoznavaniya obrazov* [Selecting objects from a digital elevation model using pattern recognition theory. *Geodesy, Cartography and aerial photography.* 1997, no. 58, pp. 88–92.
- Rudyi R. M. *Vyznachennja ploshch zemel'nyh diljanok u hirs'kyh rajonah. – Suchasni dosjahnennja geodezychnoji nauky ta vyrobnyctva* [Definition of areas of land in mountainous areas]. [Modern achievements of geodetic science and production]. *Zb. nauk. prac'.* Liga-pres, vup. 1, 2011, pp. 208–211.
- Rudyi R. M., Kerker V. B., Tkachuk G. I. *Vyznachennja ekspozycij zemel'nyh diljanok dlja vrahuvannja ihnih ekologichnyh harakterystyk ta vartosti* [Determining the exposure of land to account for their environmental performance and cost]. *Geodesy, Cartography and aerial photography.* 2011, no. 75, pp. 150–154.
- Rudyi R. M., Kravec O., Kravec J.A., Pryjmak D., Solovej G. *Klasyfikacija zemel'nyh uhid' za elementamy rel'efu* [Classification of land on elements of the relief]. *Suchasni dosjahnennja geodezychnoji nauky ta vyrobnyctva* [[Modern achievements of geodetic science and production]. *Zb. nauk. prac'.* issue II (24), 2012, pp. 151 – 154.
- R. Shul'c. *Zastosuvannja nejronnyh merezh dlja vyznachennja parametriv klibruvannja nazemnyh lazernykh skaneriv* [The application of neural networks to determine the calibration parameters of terrestrial laser scanners]. *Suchasni dosjahnennja geodezychnoji nauky ta vyrobnyctva* [[Modern achievements of geodetic science and production]. *Zb. nauk. prac'.* issue II (24), 2012, pp. 79-85.
- Mark Hudson Beale, Martin T. Hagan, Howard B. Demuth *Neural Network Toolbox 6. User's Guide*, 2016. 410 p.
- Luo Mingliang, Tang Guoan *Similarity Measurement of Terrain Skeletons by Topological Indices and Spatial Orientation Information.* 2012. IAPRS Page(s) 351–356 Conference Paper (PDF, 459 KB)

Надійшла 06.05.2016 р.