

ОБЧИСЛЕННЯ КОЕФІЦІЄНТА ШОРСТКОСТІ ШЕЗІ ЗА ДОПОМОГОЮ БАГАТОШАРОВИХ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Ходневич Я. В.

*кандидат технічних наук, науковий співробітник,
Інститут телекомунікацій і глобального інформаційного простору
НАН України*

Стефанишин Д. В.

*доктор технічних наук, провідний науковий співробітник,
Інститут телекомунікацій і глобального інформаційного простору
НАН України*

Розглядається задача обчислення коефіцієнта шорсткості Шезі $C = f(x_1, x_2)$ за допомогою повно-зв'язаної багатошарової штучної нейронної мережі (ШНМ) прямого поширення, яка включає вхідний шар даних (x_1, x_2) , два прихованих шари (в яких кількість штучних нейронів однакова) або три прихованих шари, вихідний шар (нормоване значення C). При цьому набори вхідних даних ШНМ включають $x_1 \in \{n, \Delta, S_f, B\}$, $x_2 \in \{h, R\}$, де n – коефіцієнт опору Гоклера-Меннінга, Δ – висота виступів шорсткості, S_f – ухил поверхні води, B – середня ширина потоку та h – глибина потоку, R – гідравлічний радіус. Приймається умова, що мультиколінеарністю між параметрами n, Δ, S_f, B, h, R можна знехтувати [1, ст. 12].

Як відомо, для апроксимації неперервних функцій зазвичай використовуються багатошарові ШНМ прямого поширення з нелінійною функцією активації. На практиці для цієї задачі зазвичай використовується один або два прихованих шари штучних нейронів.

В роботі [1, ст. 14-17] для визначення коефіцієнта шорсткості Шезі C використовувалась ШНМ з одним прихованим шаром. Мережа мала 2 входи, 4 нейрони в прихованому шарі та 1 нейрон у вихідному шарі. В нейронах прихованого шару застосовувалася стандартна сигмовидна передавальна функція, вихідний нейроном – лінійний. Навчання мережі здійснюється за допомогою методу зворотного поширення похибки. При використанні цієї мережі були отримані задовільні результати [1, ст. 17-21].

З метою більш широкого дослідження проблеми в межах моделі $C = f(x_1, x_2)$ було розглянуто також варіанти ШНМ з більшою кількістю

штучних нейронів, а саме, з двома та трьома прихованими шарами. Побудова та навчання запропонованих штучних нейронних мереж виконувалася за допомогою інструментів об'єктно-орієнтованої мови програмування Python.

Апробація варіантів багатошарових ШНМ здійснювалася в рамках тестових задач обчислення коефіцієнта Шезі C з використанням польових даних про гідроморфологічні характеристики рівнинних річок Дніпро біля с. Селище, Десна поблизу м. Чернігів, Прип'ять біля м. Турів [1, ст. 13]. Ці ділянки річок характеризуються прямим земляним руслом з простою формою поперечного перерізу і спокійною течією (число Фруда $Fr \ll 1$). Навчання та випробування ШНМ проводилися в наступних межах зміни гідроморфологічних параметрів:

витрата потоку $Q = 48,8 \div 3665,0 \text{ м}^3/\text{с}$; середня швидкість потоку $V = 0,336 \div$

$0,968 \text{ м/с}$; ухил поверхні води $S_f = 0,000036 \div 0,00016$; середня глибина потоку

$h = 1,0 \div 6,2 \text{ м}$; середня ширина потоку $B = 122,0 \div 611,0 \text{ м}$; коефіцієнт

шорсткості Гоклера-Меннінга $n = 0,027 \div 0,045$; коефіцієнт Шезі $C = 27,0 \div 43,7$. Щоб коректно використовувати ці дані для навчання та тестування ШНМ, їх нормалізували. Числові дані були перетворені таким чином, щоб отримати їх модельні значення в діапазоні від 0 до 1. Зокрема, з метою нормалізації, параметр

B був замінений на коефіцієнт $S_f \cdot B \cdot h^{-1}$. Замість параметрів V , h , C ,

розглядалися характеристики моделі $V \cdot 10^{-2}$, $h \cdot 10^{-2}$, $C \cdot 10^{-2}$. Значення

параметрів S_f та n залишились незмінними.

Вибірки навчальних прикладів складалися з нормованих значень гідроморфологічних параметрів, які були отримані шляхом рівномірної лінійної інтерполяції в околі їх даних натурних спостережень. В тестових прикладах використовувались дані, які не включались до навчальних вибірок.

Результати обчислень коефіцієнта шорсткості Шезі C за допомогою ШНМ прямого поширення з одним, двома та трьома прихованими шарами в рамках запропонованої тестової задачі дозволяють зробити наступні висновки:

1) ускладнення ШНМ має вплив на швидкість виявлення функціонального зв'язку між її вхідним і вихідним шарами, та сприяє тому, що мережа швидше навчається моделювати тренувальні дані (зменшується кількість епох навчання), але вона більш схильна до ефекту перенавчання;

2) для апроксимації неперервної функції $C = f(x_1, x_2)$ цілком достатньо використання повно-зв'язаної нейронної мережі прямого поширення з одним прихованим шаром за умов підбору необхідної кількості нейронів у прихованому шарі та формування якісного набору навчальних даних;

3) в розглянутій задачі кращу апроксимацію коефіцієнта C дозволяє отримати нейронна мережа з двома прихованими шарами; мережа з трьома прихованими шарами найшвидше навчається моделювати тренувальні дані, але при цьому результати обчислення коефіцієнта C порівняно гірше наближаються до очікуваних значень.

ЛІТЕРАТУРА

I. Yaroslav V. Khodnevykh, Dmytro V. Stefanyshyn. Data arrangements to train an artificial neural network within solving the tasks for calculating the Chezy roughness coefficient under uncertainty of parameters determining the hydraulic resistance to flow in river channels. Екологічна безпека та природокористування, 2022, Том 42, № 2, с. 59-85. <https://doi.org/10.32347/2411-4049.2022.2.59-85>

ІННОВАЦІЙНІ АСПЕКТИ РЕАЛІЗАЦІЇ ПРОЄКТІВ ЩОДО СТВОРЕННЯ ДЕРЖАВНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Александров О. В.,

*кандидат технічних наук, старший науковий співробітник,
начальник науково-дослідного відділу наукового центру
Повітряних Сил Харківського національного університету
Повітряних Сил імені Івана Кожедуба*

Кучеренко Ю. Ф.,

*кандидат технічних наук, старший науковий співробітник,
провідний науковий співробітник наукового центру
Повітряних Сил Харківського національного університету
Повітряних Сил імені Івана Кожедуба*

Романюк А. О.,

*старший науковий співробітник наукового центру
Повітряних Сил Харківського національного університету
Повітряних Сил імені Івана Кожедуба*

В умовах ведення повномасштабної збройної агресії, що здійснює російська федерація проти нашої держави відбувається жорстке протиборство у всіх сферах ведення бойових дій (на землі, у повітрі, на морі), а також у інформаційній сфері, де головними об'єктами інформаційного впливу є інформаційні ресурси, інформаційні об'єкти, а також державні (військові) інформаційні системи різного призначення і в першу чергу системи управління, які автоматизують процеси управління державними структурами та різними організаційно-функціональними групами міністерств і відомств, в тому числі військами Сил оборони України на полі бою і відіграють велику роль у забезпеченні якісної боротьби з агресором.