

Національна академія наук України
Інститут телекомунікацій і глобального інформаційного простору
Науковий центр аерокосмічних досліджень Землі Інституту геологічних наук

Національний центр «Мала академія наук України»

*Державна установа "Науковий гідрофізичний центр
Національної академії наук України"*

Міністерство освіти і науки України
Національний аерокосмічний університет ім. М.Є. Жуковського
“ХАІ”

Київський національний університет будівництва і архітектури

*Національний університет водного господарства
та природокористування*

Вінницький національний технічний університет

Національне космічне агентство України

ЗАО «ECOMM Co»

*Колективна монографія за матеріалами
22 Міжнародної науково-практичної конференції
«Інформаційно-комунікаційні технології та сталий розвиток»*

**ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ
ДЛЯ ПЕРЕМОГИ ТА ВІДНОВЛЕННЯ**

(14 - 15 листопада 2023р.)

Київ – 2023
ТОВ «Видавництво «Юстон»

Література

1. Zhang, G., Patuwo, B.E., and Hu, M.Y. (1998). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International Journal of Forecasting*, 14, 35–62, DOI: 10.1016/S0169-2070(97)00044-7.
2. Soft computing approach for mathematical modeling of engineering problems. (2022). Ed. by A. Ahmadian, and S. Salahshour. CRC Press. Taylor & Francis Group, 203 p.
3. Stefanyshyn, D.V., Khodnevich, Y.V., Korbutiak, V.M. (2021). Estimating the Chezy roughness coefficient as a characteristic of hydraulic resistance to flow in river channels: a general overview, existing challenges, and ways of their overcoming. *Екологічна безпека та природокористування*, 39(3), 16–43. <https://doi.org/10.32347/2411-4049.2021.3.16-43>.
4. Khodnevyshyn, Y.V., Stefanyshyn, D.V. (2022). 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*, 42(2), 59–85. <https://doi.org/10.32347/2411-4049.2022.2.59-85>.
5. Baldi, P., and Sadowski, P. (2014). The dropout learning algorithm. *Artificial Intelligence*, 210, 78–122. <http://dx.doi.org/10.1016/j.artint.2014.02.004>.
6. Gad, A.F., Jarmouni, F.E. (2021). *Introduction to Deep Learning and Neural Networks with Python. A Practical Guide*. Elsevier Inc., 285 p.

Розробка алгоритму оптимізації прогнозування ефективності робототехнічної платформи

Лактіонов О.І., Шефер О.В., Лактіонова І.С.

(Національний університет «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка», E - mail: laktionov.alexander@ukr.net)

Процес прогнозування ефективності робототехнічних платформ важливий елемент промислової революції [1]. Перші етапи

дослідження прогнозування ефективності (2022-2023 рік) були зорієнтовані на розробку відповідних ансамблевих методів [2], котрі не передбачали пошуку оптимального рішення, що актуалізує проблему дослідження.

Виявлена проблема вирішується шляхом розробки алгоритму оптимізації прогнозування ефективності робототехнічної платформи, який відрізняється від існуючих тим, що у якості вхідних оцінок використовує індексні оцінки, визначені за індексним методом ефективності. У напрацюванні [2] доведено перевагу запропонованих індексних методів над існуючими.

Алгоритм оптимізації прогнозування ефективності робототехнічних платформ включає наступні блоки. Блок 1. Ініціалізація. Здійснюється ініціалізація блоку 1 з вхідними первинними ознаками елементів робототехнічних платформ X_i й цільовою змінною (індекс ефективності робототехнічної платформи) $I_{ЕРП}$.

Індекс ефективності робототехнічної платформи визначається як:

$$I_{ЕРП} = \sqrt[4]{X_1 X_2 X_3 + X_1 X_2 X_4 + X_1 X_3 X_4 + X_2 X_3 X_4}, \quad (1)$$

де X_i – оцінки елементів робототехнічної платформи визначені 5 бальною шкалою.

Блок 2. Перша ітерація. Крок 2.1. Виконати блок 1 для вхідних даних X_i й $I_{ЕРП}$.

Крок 2.2. Передати вихідний результат блоку 1 у блок 2 для побудови моделей машинного навчання (Модель 1, Модель 2, ..., Модель n).

Крок 2.3. Передати навчальний результат, блок 2, до блоку 3 для прогнозу результатів на основі побудованих моделей.

Крок 2.4. Дослідити якість отриманих результатів за критеріями R^2 , RMSE, MAX, MAE.

Крок 2.5. Зберегти прогнозовану вибірку як $I_{ЕРП_np}$.

Блок 3. Друга ітерація. Крок 3.1. Сформувати нову вибірку ознак X_i , $I_{ЕРП}$ та $I_{ЕРП_np}$ розмір котрої залежить від розміру прогнозованої вибірки $I_{ЕРП_np}$ з попередньої ітерації.

Крок 3.2 – Крок 3.6 аналогічні до попередньої ітерації.

Крок 3.7. Завершити повторення другої ітерації при збільшенні похибки прогнозування. Завершити алгоритм, коли досягнуто задану кількість ітерацій або інших умов завершення.

Тестування запропонованого алгоритму здійснено за допомогою вибірки 625 оцінок робототехнічних платформ, визначеної методами комбінаторики. У якості моделей машинного навчання використано Gradient Boosting Regressor, Random Forest Regressor, K Neighbors Regressor, Bagging Regressor, Support Vector Machines. Один з кращих результатів продемонструвала модель Gradient Boosting Regressor, табл. 1.

Таблиця 1

Результати дослідження алгоритму оптимізації прогнозування ефективності робототехнічної платформи за допомогою моделі модель Gradient Boosting Regressor

| Досліджувана модель Gradient Boosting Regressor | | |
|---|------------|------------|
| Критерій | Ітерація 1 | Ітерація 2 |
| R ² | 0,99/0,99 | 0,99/0,99 |
| MAE | 0,00963 | 0,00834 |
| MAX | 0,0334 | 0,0266 |
| RMSE | 0,0119 | 0,0105 |

Отримані результати табл. 1, свідчать про високу точність побудованих моделей, що доводить адекватність запропонованого алгоритму. Проведений порівняльний аналіз запропонованого підходу з існуючими теж продемонстрував ефективність запропонованих рішень.

Практична значимість запропонованого підходу полягає у підборі оптимальних конфігурацій робототехнічної платформи для вирішення завдань у сфері енергетики.

Література

1. Human hand motion prediction based on feature grouping and deep learning: Pipe skid maintenance example / T. Zhou та ін. Automation in Construction. 2022. Т. 138. С. 104232. URL: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2022.104232> (дата звернення: 24.10.2023).

2. Investigation of combined ensemble methods for diagnostics of the quality of interaction of human-machine systems / O. Laktionov та ін. *Naukovyi Visnyk Natsionalnoho Hirnychoho Universytetu*. 2023. № 4. С. 138–143. URL: <https://doi.org/10.33271/nvngu/2023-4/138> (дата звернення: 24.10.2023).

Дослідження класифікаторів для інтерфейсів мозок-комп'ютер на основі сигналів ЕЕГ

Лупенко С.А. докт. техн. наук, проф.^{1,2}, Буцій Р.А.¹,

¹Інститут телекомунікацій і глобального інформаційного простору Національної академії наук України, Україна

²Політехніка Опольська, Польща

E-mail: s.lupenko@po.edu.pl, romanbutsiy@gmail.com

Анотація. Робота присвячена удосконаленню інтерфейсів мозок-комп'ютер (ВСІ), які використовують електроенцефалографічні (ЕЕГ) сигнали для створення каналу зв'язку між мозком та зовнішніми пристроями. Порівняно ефективність різних класифікаторів, використовуючи матриці невідповідностей для візуалізації та аналізу їх здатності правильно класифікувати сигнали.

Ключові слова: нейроінтерфейс, ЕЕГ, ВСІ, вектор циклічних ритмічно пов'язаних випадкових процесів.

Системи ВСІ на основі обробки та інтерпретації сигналів ЕЕГ відіграють важливу роль у сучасних нейроінтерфейсах. У роботі [1] було розглянуто та порівняно декілька класифікаторів для класифікації ЕЕГ сигналів. У працях [2, 3] було запропоновано та обґрунтовано нову математичну модель векторної ЕЕГ у вигляді вектора циклічних ритмічно пов'язаних випадкових процесів. Використовуючи оцінену функції ритму, попередньо опрацьований вектор інформаційних ознак сегментовано на цикли. Характеристики зон активності та пасивності було розкладені в ряди Фур'є.

Для дослідження обрано та порівняно ряд класифікаторів, щоб оцінити їх здатність ефективно працювати з ЕЕГ даними. Серед