

І. Ю. КОЛИСНИЧЕНКО, В. В. ТКАЧОВ

Національний ТУ «Дніпровська політехніка», Дніпро, Україна

**АВТОМАТИЗАЦІЯ ПРОЦЕСУ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ДИНАМІЧНИХ СИГНАЛІВ  
ТЕНЗОМЕТРИЧНИХ СИСТЕМ З ВИКОРИСТАННЯМ ЗГОРТКОВИХ  
НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

**Мета.** На базі емпіричних даних, отриманих від системи зважування на одноплатформних залізничних вагах у русі та числових методів, створити програмне забезпечення для генерації масиву вхідних даних до згорткової нейронної мережі. Використовуючи мову програмування Python – побудувати модель згорткової нейронної мережі, яка дасть можливість розпізнавати тип об'єкту (автозчеплення, візок), який проїхав через тензометричну платформу. Згенерувати тестові дані різної якості, з накладанням шумів, та протестувати якість розпізнавання отриманої моделі на різних вхідних тестових даних. **Методи досліджень.** Для побудови епоюр проїзду об'єктів через вагову платформу, створення моделі згорткової нейронної мережі та генерації тестових епоюр з накладанням шумів використано мову програмування Python та бібліотека keras. **Результати.** Використовуючи алгоритм наближення до емпіричних даних функцією Гевісайда, було апроксимовано емпіричні дані, отримані з залізничної тензометричної системи, для усіх типів рухомих об'єктів, використовуваних підприємством. Створено програмне забезпечення для генерації даних на основі отриманих апроксимуючих рівнянь. Використовуючи генератор шумів, вдалось створити набір даних (dataset) для навчання та тестування згорткової нейронної мережі з різним рівнем якості вхідного сигналу. Побудовано та проведено навчання згорткової нейронної мережі, тест якої показує високий рівень проценту розпізнавання тестових об'єктів, навіть при імітуванні некоректно налаштованої вагової платформи. **Наукова новизна.** Новизна полягає у створенні нового методу обробки динамічних сигналів для тензометричних систем на базі машинного навчання, який з мінімальною похибкою здатен розпізнати типи об'єктів, які проїхали через вагову платформу. Даний алгоритм обробки динамічних сигналів є універсальним, та може бути використаним у багатьох динамічних системах. **Практичне значення.** Метод, який наведено у статті є одним із ключовим у побудові інтелектуальної системи ідентифікації та зважування вагонів у динаміці. Данна система дозволить збільшити швидкість зважування вагонів та зменшити похибки системи у цілому.

**Ключові слова:** ваги; тензометрія; штучний інтелект; ваговимірювальні системи; згорткові мережі; динаміка; візок; сигнал.

**Вступ**

Спираючись на швидкі темпи розвитку штучного інтелекту, все більша кількість систем, основним завданням яких є прогнозування або обробка даних, використовують алгоритми машинного навчання для їх реалізації. Прикладами таких систем можуть бути: діагностування захворювань (виконання діагностики стадії захворювання, складання оптимального лікування, прогнозування ускладнень) [1], розпізнавання зображення (детекція знаходження людини на небезпечній ділянці, розпізнавання транспортних номерних знаків) [2], розпізнавання мови (переклад у реальному часі, створення голосових інтерфейсів) [3], аналітика фінансового ринку, керування рухом літаку та багато іншого.

В системах вагового контролю машинне навчання використовується для розпізнавання номерних знаків, контролю позиціонування об'єкту на ваговій платформі.

Розпізнавання цифрових символів є достатньо відомим завданням для глибокого машинного навчання, яка була досліджена багатьма вченими [4–6]. На момент написання статті більшість реалізацій нейронних мереж для класифікації рукописних цифр досягають точності у рамках 98-99 процентів.

Завдяки шаблонності номерних знаків у авто та залізничному транспорті (для нанесення номера вагону використовують спеціалізовані трафарети), при дотриманні задовільного стану номерного знаку та освітлення точність ідентифікації символів номеру транспорту може бути більше за 99 відсотків. У

публікаціях [7, 8] наведено використання загорткових нейронних мереж для розпізнавання таких номерів.

Іншим, але не менш важливим завданням у вагових системах, для рішення якого також використовують машинне навчання – контроль позиціонування транспорту. При відсутності такого контролю, є ймовірність некоректного завантаження вантажу, що може призвести до значних похибок при зважуванні у русі, або взагалі до аварійних ситуацій при транспортуванні [9].

### Формулювання цілей статті

Недостатня надійність та універсальність існуючих ваговимірювальних систем, на ряду з їх великими похибками, приводять до необхідності створення системи обробки та ідентифікації рухомих об'єктів, яка дозволяє мінімізувати процес зміни конфігурацій будь-яких тензометричних систем, що дозволяє отримувати епюри динамічних впливів переміщення об'єкту через вагову платформу.

Для ідентифікації рухомих об'єктів пропонується використання алгоритму, наведеного у статті [10], який використовує для апроксимації динамічних сигналів від тензометричної системи функції Гевісайда. Створити систему категоризації вхідних даних, на базі згорткових нейронних мереж. Навчання мережі провести з використанням даних проїзду вагонів через одноплатформні залізничні ваги.

### Інструменти дослідження

Побудова системи ідентифікації типу об'єкту на базі даних епюр, отриманих з тензометричної системи відбувається з використанням згорткової нейронної мережі.

Для побудови моделі використовується мова програмування Python з використанням бібліотеки keras.

Тип моделі, яка використовується – sequential (послідовна).

### Основна частина

Використовуючи алгоритм апроксимації динамічних сигналів одноплатформних ваг функцією Гевісайда, наведений в [10], отримаємо рівняння, описуючі емпіричні данні тензометричної системи для кожного типу вагону та автозчеплення, де  $f(t)$  – апроксимуюча функція проїзду рухомого об'єкту через вагову платформу,  $t$  – умовне значення час:

– автозчеплення візків 4-хосних вагонів:

$$f(t) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } t < 0.1 \text{ або } t \geq 0.9, \\ & \text{якщо } 0.1 \leq t < 0.21 \text{ або } 0.42 \leq t < 0.47; \\ 0.5, & \text{якщо } 0.54 \leq t < 0.59 \text{ або } 0.78 \leq t < 0.9, \\ & \text{якщо } 0.21 \leq t < 0.42 \text{ або } 0.45 \leq t < 0.54; \\ 1, & \text{якщо } 0.59 \leq t < 0.78; \end{cases}$$

– візок 2-хосний:

$$f(t) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } t < 0.1 \text{ або } t \geq 0.83; \\ 0.5, & \text{якщо } 0.1 \leq t < 0.3 \text{ або } 0.61 \leq t < 0.83; \\ 1, & \text{якщо } 0.3 \leq t < 0.61; \end{cases}$$

– візок 3-хосний:

$$f(t) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } t < 0.032 \text{ або } t \geq 0.97; \\ 0.33, & \text{якщо } 0.032 \leq t < 0.23 \text{ або } 0.8 \leq t < 0.97; \\ 0.66, & \text{якщо } 0.23 \leq t < 0.42 \text{ або } 0.58 \leq t < 0.8; \\ 1, & \text{якщо } 0.42 \leq t < 0.58; \end{cases}$$

– автозчеплення візків 6-хосних вагонів:

$$f(t) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } t < 0.02 \text{ або } t \geq 0.98; \\ 0.33, & \text{якщо } 0.02 \leq t < 0.13 \text{ або } 0.87 \leq t < 0.98, \\ & \text{якщо } 0.13 \leq t < 0.26 \text{ або } 0.35 \leq t < 0.41; \\ 0.66, & \text{якщо } 0.47 \leq t < 0.54 \text{ або } 0.59 \leq t < 0.66 \\ & \text{або } 0.76 \leq t < 0.87; \\ 1, & \text{якщо } 0.26 \leq t < 0.35 \text{ або } 0.41 \leq t < 0.47 \\ & \text{або } 0.54 \leq t < 0.59 \text{ або } 0.66 \leq t < 0.76; \end{cases}$$

– автозчеплення візків 6-хосного та 4-хосного вагонів:

$$f(t) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } t < 0.02 \text{ або } t \geq 1; \\ 0.33, & \text{якщо } 0.02 \leq t < 0.17 \text{ або } 0.4 \leq t < 0.44; \\ 0.5, & \text{якщо } 0.82 \leq t < 1 \text{ або } 0.57 \leq t < 0.61; \\ 0.7, & \text{якщо } 0.17 \leq t < 0.4; \\ 0.82, & \text{якщо } 0.44 \leq t < 0.57; \\ 1, & \text{якщо } 0.61 \leq t < 0.82; \end{cases}$$

– автозчеплення візків 4-хосного та 6-хосного вагонів:

$$f(t) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } t < 0.02 \text{ або } t \geq 1; \\ 0.33, & \text{якщо } 0.57 \leq t < 0.59 \text{ або } 0.84 \leq t < 1; \\ 0.5, & \text{якщо } 0.02 \leq t < 0.17 \text{ або } 0.41 \leq t < 0.44; \\ 0.7, & \text{якщо } 0.59 \leq t < 0.84; \\ 0.82, & \text{якщо } 0.44 \leq t < 0.57; \\ 1, & \text{якщо } 0.17 \leq t < 0.41; \end{cases}$$

На основі отриманих апроксимуючих рівнянь, використовуючи за допомогою мови програмування Python, розроблено програмне забезпечення для генерації даних, яке використовується для навчання згорткової нейронної мережі, завданням якої є категоризація графіку за наступними категоріями: автозчеплення, візок. Також при генерації накладено шуми, для отримання максимально різного результату.

Використовуючи метод рандомізації для вибору типу проїзду об'єкта через вагову платформу, згенеруємо dataset з 50000 елементів. На рис. 1 – рис. 6 наведено приклад елементів генерованого навчального набору даних.



Рис. 1. Проїзд автозчеплення 2-хосних візків

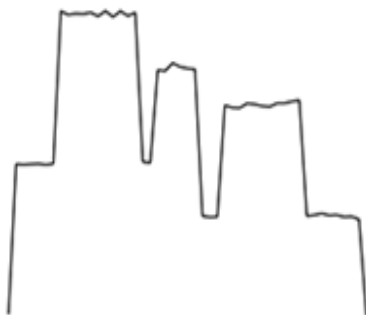


Рис. 2. Проїзд автозчеплення 2-хосного та 3-хосного візків

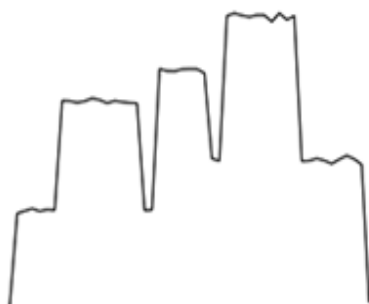


Рис. 3. Проїзд автозчеплення 3-хосного та 2-хосного візків

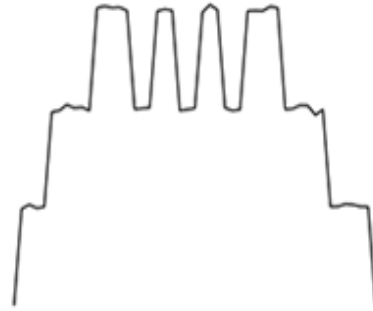


Рис. 4. Проїзд автозчеплення 3-хосних візків

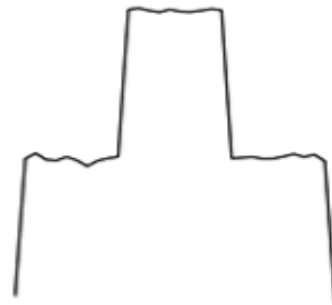


Рис. 5. Проїзд 2-хосного візку

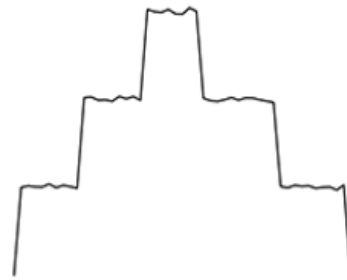


Рис. 6. Проїзд 3-хосного візку

Наступний крок – згорткова нейронна мережа, яка здійснює навчання на отриманому наборі даних, з використанням бібліотеки keras мови програмування Python.

Експериментально, для запропонованого dataset-у отримана достатня кількість epoch – 25 (цей показник залежить від типу об'єктів, обсягу навчальної вибірки та інших факторів).

Результатом навчання мережі є екземпляр моделі. Використовуючи метод бібліотеки keras – plot\_model, отримаємо опис моделі (рис. 7), де InputLayer – вхідний шар (3-х вимірний тензор), Conv2D – шар згортки, MaxPooling2D – максимальне об'єднання двовимірних просторових даних, Flatten – згладження та Dense – повнозв'язний шар. На рис. 8 наведено візуалізацію процесу обробки зображення проїзду візка 4-хосного вагону (див. рис. 5) нейронною мережею.

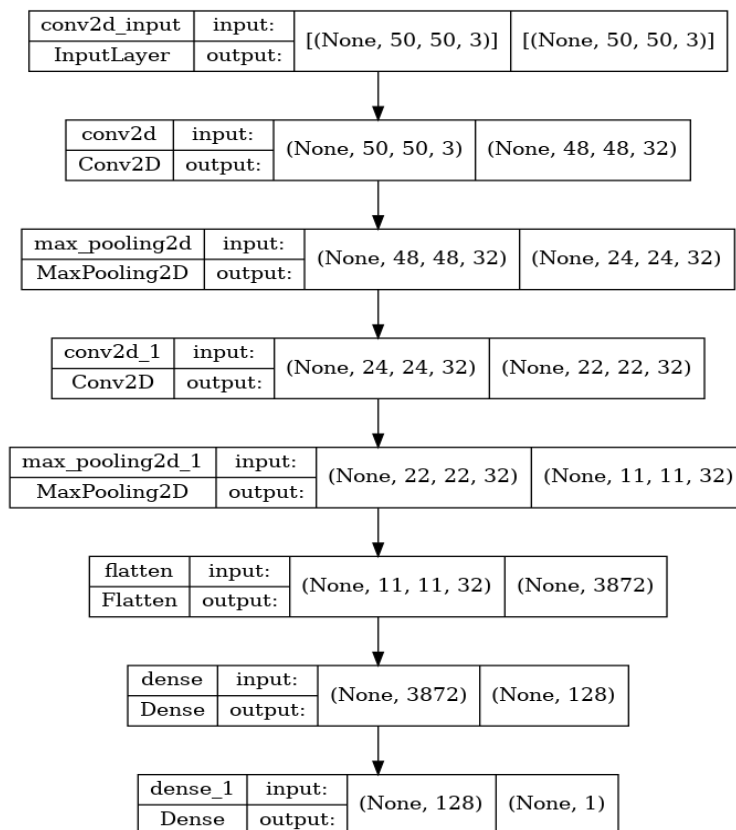


Рис. 7. Опис навченої моделі, отриманої з використанням бібліотеки keras

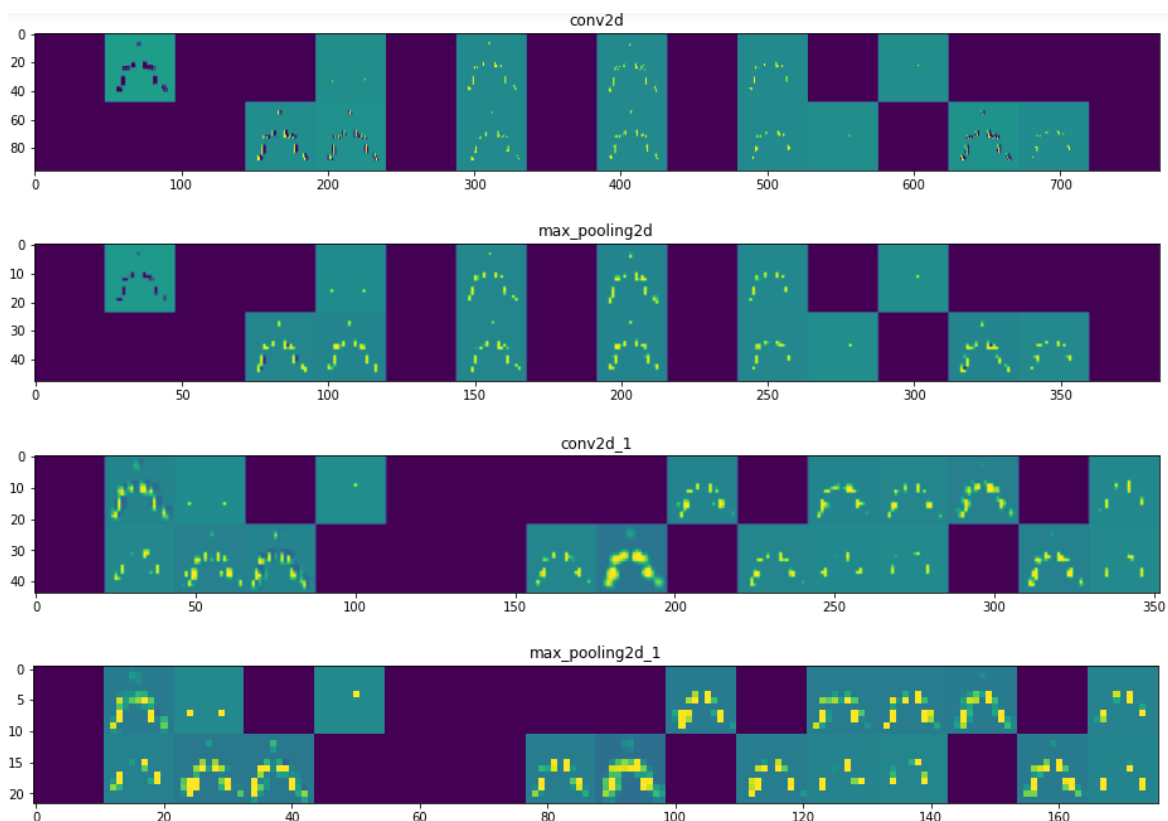


Рис. 8. Візуалізація процесу обробки зображення проїзду візку 4-хосного вагону нейронною мережею

Для тестування було згенеровано декілька наборів даних, які відрізняються накладанням різного рівня шумів при генерації об'єктів. Тестовий набір дорівняє 20% від набору навчання.

Протестувавши систему, було отримано наступний рівень проценту розпізнавання об'єкту, залежно від якості сигналу (на генерованій тестовій виборці рис. 9 – рис. 11):

– емпіричні данні, отримані з тензометричної системи – 100 %;

– тестові данні, з накладанням помірного рівня шуму – 100 %;

– тестові данні, емітуючи некоректно налаштовану тензометричну систему – 99 %.

## Висновки

Наведені дослідження дозволили апроксимувати емпіричні данні отримані від залізничної тензометричної системи, для усіх типів рухомих об'єктів, що дозволяє побудувати систему ідентифікації об'єктів, які використовуються підприємством.

Створено програмне забезпечення для генерації даних на основі отриманих апроксимуючих рівнянь. Використання генератора шумів, дозволило створити набір даних (dataset) для навчання та тестування згорткової нейронної мережі с різним рівнем якості вхідного сигналу.

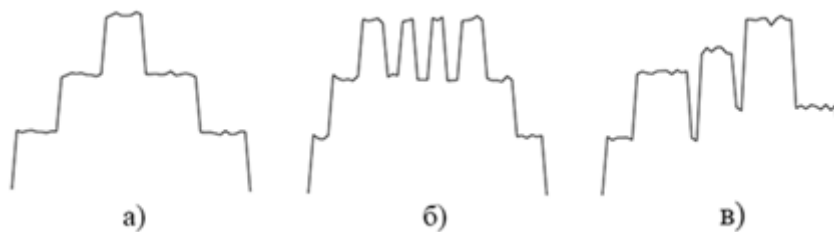


Рис. 9. Емпіричні тестові данні, отримані з тензометричної системи, швидкість проїзду рухомого об'єкту – 12 км/год: а – 3-хосний візок, б – автозчеплення 3-хосних візків, в – автозчеплення 3-хосного з 2-хосним візком

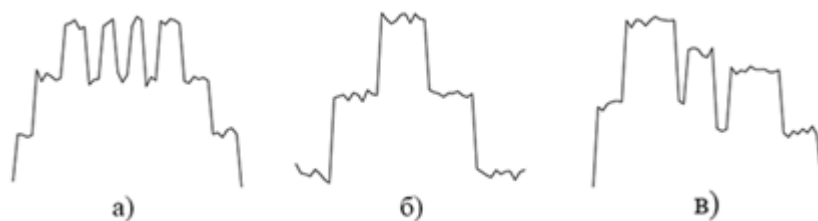


Рис. 10. Тестові данні, з накладанням помірного рівня шуму: а – автозчеплення 3-хосних візків, б – 2-хосний візок, в – автозчеплення 2-хосного з 3-хосним візком

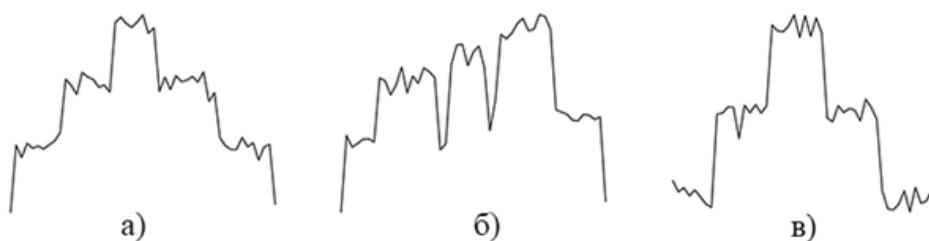


Рис. 11. Тестові данні, емітуючи некоректно налаштовану тензометричну систему: а – 3-хосний візок, б – автозчеплення 3-хосного з 2-хосним візком, в – 2-хосний візок

Побудовано та проведено навчання згорткової нейронної мережі, на мові програмування Python з використанням бібліотеки keras, що дозволяє ідентифікувати типи рухомих об'єктів, передаючи на вхід мережі портрет проїзду вагону.

Тестування нейронної мережі показало високий рівень проценту ідентифікації тестових об'єктів, навіть при імітуванні некоректно налаштованої вагової платформи.

Система ідентифікації, що розробляється, складається з ряду підсистем. У попередніх дослідженнях були отримані алгоритми апроксимації, завдяки яким вдалося створити систему генерації вхідних даних для нейронної мережі. Наступні дослідження спиратимуться на результат поточної статті, і дозволять проходити класифікацію автозчеплення або візку до конкретного типу вагона, виходячи з таких характеристик, як довжина вагона, вісність та база вагона.

## Література

1. Shahid, N. *Applications of artificial neural networks in health care organizational decision-making: A scoping review [Text]* / N. Shahid, T. Rappon, W. Berta // *PLoS ONE*. – 2019. – Vol. 14, iss. 2. – Article no. 0212356. DOI: 10.1371/journal.pone.0212356.

2. Tian, Y. *Artificial intelligence image recognition method based on convolutional neural network algorithm [Text]* / Y. Tian // *IEEE Access*. – 2020. – Vol. 8. – P. 125731-125744. DOI: 10.1109/access.2020.3006097.

3. Gevaert, W. *Neural networks used for speech recognition. [Text]* / W. Gevaert, G. Tsenov, V. Mladenov // *Journal of Automatic Control*. – 2010. – Vol. 20, Iss. 1. – P. 1-7. DOI: 10.2298/jac1001001g.

4. Dixit, R. *Handwritten digit recognition using machine and deep learning algorithms [Text]* / R. Dixit, R. Kushwah, S. Pashine // *International journal of computer applications*. – 2020. – Vol. 176, No. 42. – P. 27-33. DOI: 10.5120/ijca2020920550.

5. Karakaya, R. *Handwritten digit recognition using machine learning [Text]* / R. Karakaya, S. Kazan // *Sakarya university journal of science*. – 2021. – Vol. 25, Iss. 1. – P. 65-71. DOI: 10.16984/saufenbilder.801684.

6. *Handwritten digit recognition using machine learning: A review [Text]* / A. Shrivastava, I. Jaggi, S. Gupta, D. Gupta // *2nd international conference on power energy, environment and intelligent control (PEEIC), Greater Noida, India, 18–19 October 2019*. – 2019. – P. 322-326. DOI: 10.1109/peeic47157.2019.8976601.

7. Kocer, Erdinc H. *Artificial neural networks based vehicle license plate recognition [Text]* / Erdinc H.

Kocer, Kursat K. Cevik // *Procedia Computer Science*. – 2011. – Vol. 3. – P. 1033–1037. DOI: 10.1016/j.procs.2010.12.169.

8. Ma, L. *Research on vehicle license plate recognition technology based on deep convolutional neural networks [Text]* / L. Ma, Y. Zhang // *Microprocessors and Microsystems*. – 2021. – Vol. 82. – Article No. 103932. DOI: 10.1016/j.micpro.2021.103932.

9. Fennhagen, D. *Vehicle Pose estimation using machine learning [Text]* / D. Fennhagen, T. Johansson ; ed. by T. Stoyanov. – Örebro, Sweden : *Institutionen för neurovetenskap och teknik*, 2020. – 57 p.

10. Колисниченко, І. Ю. *Дослідження динамічних сигналів одноплатформних залізничних ваг [Text]* / І. Ю. Колисниченко // *Збірник наукових праць національного гірничого університету*. – 2022. – №. 68. – С. 174-183. DOI: 10.33271/crpnmu/68.174.

## References

1. Shahid, N., Rappon, T., Berta, W. Applications of artificial neural networks in health care organizational decision-making: A scoping review. *PLoS One*, 2019, vol. 14, iss. 2, article no. 0212356. DOI: 10.1371/journal.pone.0212356.

2. Tian, Y. Artificial intelligence image recognition method based on convolutional neural network algorithm. *IEEE Access*, 2020, vol. 8, pp. 125731-125744. DOI: 10.1109/access.2020.3006097.

3. Gevaert, W., Tsenov, G., Mladenov, V. Neural networks used for speech recognition. *Journal of automatic control*, 2010, vol. 20, iss. 1, pp. 1-7. DOI: 10.2298/jac1001001g.

4. Dixit, R., Kushwah, R., Pashine, S. Handwritten digit recognition using machine and deep learning algorithms. *International journal of computer applications*, 2020, vol. 176, no. 42, pp. 27-33. DOI: 10.5120/ijca2020920550.

5. Karakaya, R., Kazan, S. Handwritten digit recognition using machine learning. *Sakarya university journal of science*, 2021, vol. 25, iss. 1, pp. 65-71. DOI: 10.16984/saufenbilder.801684.

6. Shrivastava A., Jaggi I., Gupta S., Gupta D. Handwritten digit recognition using machine learning: A review. *2nd international conference on power energy, environment and intelligent control (PEEIC)*, Greater Noida, India, 18–19 October 2019, 2019, pp. 322-326. DOI: 10.1109/peeic47157.2019.8976601.

7. Kocer, Erdinc H., Cevik, Kursat K. Artificial neural networks based vehicle license plate recognition. *Procedia Computer Science*, 2011, vol. 3, pp. 1033–1037. DOI: 10.1016/j.procs.2010.12.169.

8. Ma, L., Zhang, Y. Research on vehicle license plate recognition technology based on deep

convolutional neural networks. *Microprocessors and Microsystems*, 2021, vol. 82, article no. 103932. DOI: 10.1016/j.micpro.2021.103932.

9. Fennhagen, D., Johansson, T. *Vehicle Pose estimation using machine learning*. Örebro, Sweden, Institutionen för neurovetenskap och teknik Publ., 2020. 57 p.

10. Kolysnychenko, I. Yu. Doslidzhennya dynamichnykh syhnaliv odnoplatformnykh zaliznychnykh vah [Research of dynamic signals of single platform railway scales]. *Zbirnyk naukovykh prats' natsional'noho hirnychoho universytetu – Collection of research papers of the national mining university*, 2022, vol. 68, pp. 174–183. DOI: 10.33271/crpnmu/68.174.

Надійшла до редакції 12.04.2022, розглянута на редколегії 27.07.2022

### AUTOMATION OF THE PROCESS OF DYNAMIC SIGNALS OF TENSOMETRIC SYSTEMS USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

*Illia Kolysnychenko, Victor Tkachov*

**Purpose.** Based on empirical data obtained from the system of weighing on single-platform railway scales in motion and numerical methods, create software to generate an array of input data to the wrapped neural network. Using the Python programming language, build a model of a wrapped neural network that will allow you to recognize the type of object (auto-coupling, cart) that has passed through the strain gauge platform. Generate test data of different quality, with noise overlay, and test the recognition quality of the obtained model on different test input data. **Research methods.** The Python programming language and keras library were used to build plot diagrams of objects through the weighing platform, create a model of a convolutional neural network and generate test plots with noise overlay. **Results.** Empirical data from the railway strain gauge system were approximated for all types of moving objects used by the enterprise using the algorithm of approximation to empirical data by the Heaviside function. Software for data generation based on the obtained approximation equations is developed. Using a noise generator, we managed to create a dataset for learning and testing a convolutional neural network with different levels of input signal quality. A convolutional neural network has been built and trained, the test of which shows a high level of recognition of test objects, even when simulating an incorrectly configured weighing platform. **Scientific novelty.** The novelty is a new method of processing dynamic signals for tensometric systems based on machine learning, which with minimal error can recognize the types of objects that have passed through the weighing system. This used algorithm for processing dynamic signals is universal and can be so in many dynamic systems. **Practical meaning.** The method presented in the article is a key to building an intelligent identification system for evaluating wagons in dynamics. This system allows you to increase the speed of weighing cars and reduce errors in the system as a whole.

**Keywords:** scales; strain gauge; artificial intelligence; weight measuring systems; convolutional networks; dynamics; trolley; signal.

**Колисниченко Ілля Юрійович** – асп. каф. кіберфізичних та інформаційно-вимірювальних систем, Національний ТУ «Дніпровська Політехніка», Дніпро, Україна.

**Ткачов Віктор Васильович** – д-р техн. наук, проф., проф. каф. кіберфізичних та інформаційно-вимірювальних систем, Національний ТУ «Дніпровська Політехніка», Дніпро, Україна.

**Illia Kolysnychenko** – PhD student of the Department of Cyberphysical and Information-Measuring Systems, Dnipro University of Technology, Dnipro, Ukraine,  
e-mail: kolisnichenkoillya847@gmail.com, ORCID: 0000-0003-4495-0895.

**Victor Tkachov** – Doctor of Technical Sciences, Professor of the Department of Cyberphysical and Information-Measuring Systems, Dnipro University of Technology, Dnipro, Ukraine,  
e-mail: tkachev@nmu.one, ORCID: 0000-0002-2079-4923, Scopus Author ID: 55999144100.