

УДК 629.4.066

ОСОБЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ НОМЕРІВ ВАГОНІВ

Канд. техн. наук Д. І. Скуріхін, магістрант М. А. Дим'янчук

APPLICATION FEATURES OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK FOR THE RAILWAY CAR NUMBER PLATE RECOGNITION

PhD (Tech.) D. Skurikhin, master M. Dymianchuk

DOI: <https://doi.org/10.18664/1994-7852.187.2019.196321>

У статті проведено аналіз систем автоматичної ідентифікації рухомого складу залізниць під час руху, виділено переваги та недоліки таких систем, приділено увагу оптичному методу розпізнавання інвентарних номерів вагонів. Досліджено особливості застосування штучних нейронних мереж для оптичного методу розпізнавання номерних написів на кузовах вагонів, обґрунтовано структуру та побудовано нейронну мережу для завдання розпізнавання номера вагона, розроблений алгоритм навчання нейронної мережі у середовищі Matlab.

Ключові слова: системи автоматичної ідентифікації, оптичний метод, розпізнавання образів, штучна нейронна мережа, алгоритм навчання.

The article analyzes the systems of automatic identification of rolling stock during movement. In recent decades, both in Ukraine and in CIS countries, much attention has been paid to the development of systems for the automatic reading of information from moving units using special sensors that attach to the body of the railway cars. The most common of these sensors are passive radio tags or RFID tags. The implementation of such systems on the railways of several countries allows to solve many problems of automation of processes of control and management on railway transport. In the article the advantages and disadvantages of such systems are highlighted, the optical method of recognition of inventory numbers of railway cars is given attention. Such systems for Ukrainian railways have been insufficiently vandal-protected, as indicated by the collapse of the SAI RS project, after systematic damage to the sensors located on the railway cars. Recently, there has been a tendency in Ukraine and abroad for the use of the optical method and machine vision systems for tracking the movement and identification of moving railway units. The advantage of this method is that there is no need for rolling stock sensors and the ability to constantly improve the machine vision system software. At the same time, the main difficulty of using this method in railway operations is damage to the railway car number. The peculiarities of the use of artificial neural networks for optical method of the number plate recognition on the bodies of railway cars are investigated, the structure of neural network is grounded and the neural network is built for the problem of recognizing the railway car number, and the algorithm of learning of the neural network in the Matlab environment is developed. A direct error propagation method was used to directly train the neural network to minimize the error of the multilayer neuron. The idea behind this method is to propagate the error signals from the network outputs to its inputs in the direction opposite to the direct propagation of the signals in normal mode. The neural network recognized the number of the test image. Thus, even on a highly simplified neural network with three hidden layers, we were able to programmatically achieve the generalization effect.

Keywords: automatic identification systems, optical method, pattern recognition, artificial neural network, training algorithm.

Вступ. Створення ефективних систем контролю рухомого складу і дистанційного керування залізничними перевезеннями вантажів є важливим завданням, як державного, так і галузевого рівнів.

Одним з основних завдань зі створення та розвитку систем автоматизованого управління залізничними перевезеннями вантажів є автоматизація процесу контролю пересування об'єктів рухомого складу залізничного транспорту, включаючи їх ідентифікацію.

На залізниці і промислових підприємствах в даний час для ідентифікації вантажних вагонів і цистерн використовується, як правило, ручне візуальне списування реєстраційних номерів транспортних засобів, які являють собою мітки у вигляді восьмизначної цифрової послідовності. При такому способі списування оператор на контрольній ділянці залізниці переглядає номери вагонів складу, що проходить, і при необхідності порівнює їх з натур-листом. При виявленні невідповідності проводиться коригування натур-листа, формуються управлінські рішення. Недоліки розглянутого способу ідентифікації очевидні: необхідність постійної уваги оператора, висока трудомісткість процесу контролю, недостатня достовірність інформації. Крім того, рухомий склад, що проходить повз пости списування, необхідно повністю зупинити або значно знизити швидкість, що суттєво обмежує пропускну спроможність контрольного поста або станції.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. В даний час на транспорті і в промисловості застосовується кілька систем ідентифікації об'єктів, що використовують різні технології і розрізняються за принципом роботи [1, 2].

Існують системи ідентифікації рухомих одиниць, які використовують засоби залізничної автоматики (точкові колійні датчики, рейкові кола та ін.), встановлені на залізничному полотні, і

утворюють контрольну ділянку. Подібні системи дозволяють визначити кількість осей, вісність і кількість рухомих одиниць, відстані між осями рухомих одиниць і, як результат, тип рухомого складу. Результати ідентифікації таких систем сильно залежать від багатьох факторів, таких як швидкість і прискорення руху, точність фіксації колеса датчиком і т. д., що у свою чергу впливає на їх достовірність. Тому такі системи мають обмежене коло застосування [3-5].

В останні десятиліття, як в Україні, так і в країнах ближнього зарубіжжя, багато уваги було приділено розвитку систем автоматичного зчитування інформації з рухомих одиниць з використанням спеціальних датчиків, що кріпляться на кузові. Найбільш розповсюджені з таких датчиків є пасивні радіомітки або RFID-tags [6, 7]. Впровадження таких систем на залізницях ряду країн дозволяє вирішувати безліч завдань автоматизації процесів контролю і управління на залізничному транспорті. Однак подібні системи для залізниць України виявилися недостатньо вандалозахищеними, на що вказує згорання проекту САІ РС після систематичного пошкодження датчиків, розташованих на вагонах.

В таких умовах більш доцільним є використання оптичного методу та систем машинного зору для ідентифікації рухомих одиниць залізничного транспорту. Перевагою даного підходу є відсутність необхідності у датчиках на рухомому складі та можливість постійно вдосконалювати програмне забезпечення системи машинного зору. Водночас основною складністю застосування даного методу в експлуатації на залізницях є пошкодження напису номера вагона.

Визначення мети та завдання дослідження. Метою даної публікації є дослідження особливостей застосування штучних нейронних мереж для оптичного методу розпізнавання номерних написів на кузовах вагонів, обґрунтування структури

та побудова нейронної мережі, розробка алгоритму навчання нейронної мережі у середовищі Matlab.

Основна частина дослідження.

Метод оптичного розпізнавання номерів вагонів із застосуванням штучних нейронних мереж є одним із найбільш перспективних методів завдяки простоті, гнучкості та дешевизні впровадження.

Як додаткову перевагу метод оптоелектронного контролю дозволяє включити в контур управління процесом ідентифікації людину – оператора. Це забезпечує можливість практично повністю виключити можливі помилки ідентифікації завдяки залученню оператора до обробки ситуацій, коли штучний інтелект системи «сумнівається» в остаточному рішенні або не може його прийняти. З урахуванням

останньої особливості система розпізнавання номерів вагонів без істотних видозмін може бути доповнена функціями комерційного огляду вагонів і вантажів, що перевозяться, а також вирішувати ряд завдань охоронного відеоспостереження в зоні контролю.

Основним недоліком оптичного методу ідентифікації є залежність достовірності результату від забрудненості номера вагона, механічних пошкоджень та погодних умов. В ході дослідження були виявлені різновиди пошкодження знаків і написів на вагонах (рис. 1). Підвищити достовірність розпізнавання пошкодженого напису номера вагона можливо за допомогою застосування штучних нейронних мереж.



Рис.1. Різновиди пошкодження знаків і написів на вагонах:
1 – забруднення від вантажу; 2 – деформація обшивки кузова;
3 – корозія металу

Нейронна мережа – це обчислювальна модель, шарувата структура якої нагадує мережеву структуру нейронів у мозку, із шарами пов'язаних вузлів. Нейронна мережа може вчитися на основі даних, тому вона може бути навчена розпізнавати шаблони, класифікувати дані та

прогнозувати майбутні події. Кожна штучна нейронна мережа (ШНМ) складається із нейронів.

Біологічний нейрон імітується у мережі через активаційну функцію. Графічно сигмоїдна функція зображена на рис. 2.

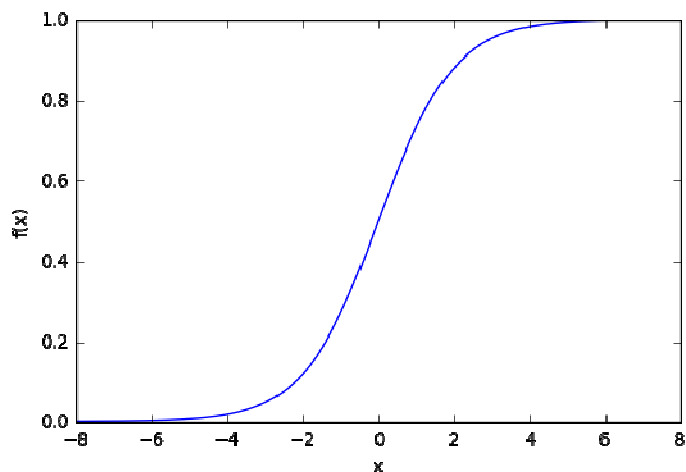


Рис. 2. Графічне зображення сигмоїдної функції

Для розпізнавання друкованих і рукописних символів більш за все підходить згорткова нейронна мережа, що навчається за допомогою методу зворотного розповсюдження похибки (back propagation) [8].

Нами була змодельована нейронна мережа для розпізнавання цифр на зображеннях. Насправді це досить складна задача, яка потребує значних потужностей графічного GPU та дуже великої кількості даних (тисячі зображень) для навчання моделі, тому вона була дещо спрощена і прийняті такі обмеження:

1. Були розпізнані тільки чорно-білі цифри.

2. Цифри склалися з чорних пікселів, розміром 5x5.

3. Розпізнавати ШНМ була навчена тільки цифри від одного до п'яти.

У даній мережі один S-елемент відповідає кожному пікселю (рис. 3). Для цього нам знадобилося 25 сенсорів, оскільки кожне вхідне зображення складається із 25 пікселів. Матриця із S елементів формує вхідний шар ШНМ, для прийняття вхідних даних. Чорний колір відповідає за збудження S-елемента (значення сигналу, що передається, відповідає 0). Білий колір – вивід відповідного S-елемента, відповідає 1.

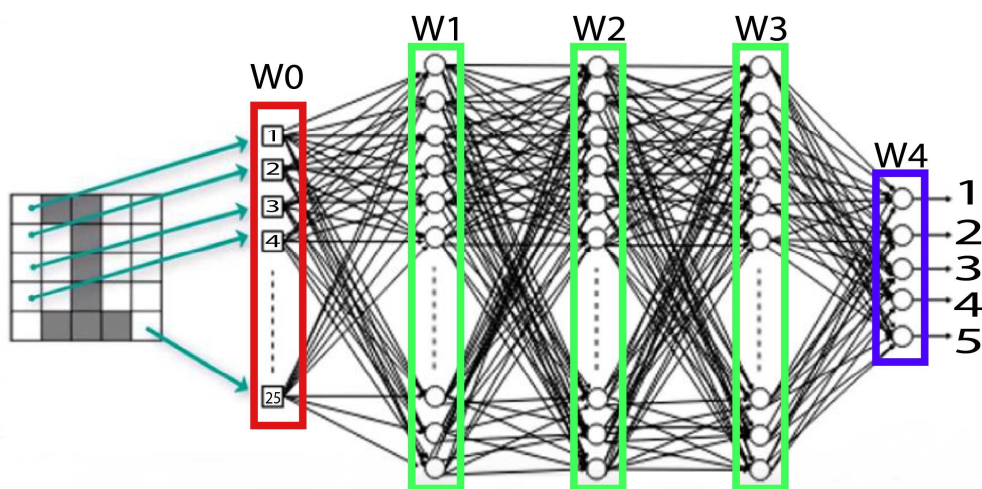


Рис. 3. Структура розробленої нейронної мережі:
 W_0 – вхідний шар; W_1 - W_3 – приховані шари; W_4 – вихідний шар

Наступні шари ШНМ є прихованими та не є частиною ні входу, ні виходу. Нейронні мережі можуть мати декілька прихованих шарів, у даній моделі було використано три шари. Кількість нейронів прихованого шару має становити від 70 до 90 % від розміру вхідного шару. З огляду на вищезазначене було встановлено по

20 вузлів, для кожного шару. Усі вузли кожного шару мають зв'язок зі всіма вузлами сусіднього. Кожен з цих зв'язків має відповідну вагу.

За вагу були взяті числа (не бінарні), які в подальшому множаться на вході і сумуються у вузлі:

$$x_1w_1 + x_2w_2 + \dots + x_nw_n + b \quad (1)$$

де w_i – числові значення ваги;

b – вага елемента зміщення.

Ваги потрібні, так як вони є значеннями, які змінюються протягом процесу навчання. Змінюючи "вагу" зміщення b , можна змінювати час запуску вузла. Зміщення є дуже важливим у даному випадку, особливо коли імітувалися взаємозв'язки між нейронами.

Для безпосереднього навчання ШНМ нами був використаний метод зворотного поширення помилки. Цей ітеративний градієнтний алгоритм ми використали з метою мінімізації помилки роботи багатощарового нейрона.

Алгоритм навчання ШНМ методом зворотного поширення помилки складається з таких етапів:

1. Ініціалізація ваги випадковим чином.

Було взято нормальний розподіл з нульовим математичним очікуванням і одиничним середньоквадратичним відхиленням.

2. На вхідний шар було подано вектор і знайдено значення нейронів на інших шарах:

$$Q\left(\sum_j w_j x_j\right) = \frac{1}{1 + \exp\left(-\sum_j w_j x_j\right)} \quad (2)$$

3. Для вихідних нейронів вираховано величину помилки:

$$\delta_k = -a_k (1 - a_k) (y_k - a_k) \quad (3)$$

4. Для внутрішніх шарів:

$$\delta_j = -a_j (1 - a_j) \sum_k w_k x_{jk} \quad (4)$$

5. Змінено значення:

$$w' = w - \eta \delta_j a_i, b' = w - \eta \delta_j \quad (5)$$

де i – індекс первинного шару.

Результати тестування змодельованої штучної нейронної мережі зображено на рис. 4.

Як видно зі скриншоту графічного обчислювача Matlab, нейронною мережею було розпізнано цифру 2, також в ході тестування було правильно ідентифіковано решту цифр. Тим самим, навіть на гранично спрощеній ШНМ з трьома прихованими шарами, ми змогли програмно домогтися ефекту узагальнення.

Висновки. Технологія і засоби автоматичної ідентифікації вагонів розвиваються і набувають все більшого поширення при вирішенні завдань контролю пересування об'єктів рухомого складу на території великих промислових підприємств, комерційного обліку сировини і продукції, що переміщуються залізничним транспортом.

В даній роботі було досліджено особливості застосування штучних нейронних мереж для оптичного методу розпізнавання номерних написів на кузовах вагонів, обґрунтовано структуру та побудовано нейронну мережу, розроблений алгоритм навчання нейронної мережі у середовищі Matlab.

```

1 - load('DeepNeuralNetwork.mat');
2
3 - input_Image = [0 0 0 0 1;
4                 1 1 1 1 0;
5                 1 0 0 0 1;
6                 0 1 1 1 1;
7                 0 0 0 0 0;
8                 1];
9
10 - input_Image = reshape(input_Image, 25, 1);
11
12 - input_of_hidden_layer1 = w1*input_Image;
13 - output_of_hidden_layer1 = ReLU(input_of_hidden_layer1);
14

```

← матриця цифри "2" на вході нейронної мережі

```

>> TestDeepLearning

final_output =

0.0000
1.0000
0.0000
0.0000
0.0000

```

← результат розпізнавання цифри "2"

Рис. 4. Фрагмент роботи нейронної мережі у середовищі Matlab

Список використаних джерел

1. Dong H., Ning B., Cai B., Hou Z. Automatic train control system development and simulation for high-speed railways. *IEEE Circuits Syst. Mag.* vol. 10. no. 2. pp. 6–18, 2010.
2. Yongzhi Min*, Benyu Xiao, Jianwu Dang, Biao Yue, Tiandong Cheng. Real time detection system for rail surface defects based on machine vision. *EURASIP Journal on Image and Video Processing.* (2018) 2018:3.
3. Tian G., Gao B., Gao Y., et al. Review of railway rail defect non-destructive testing and monitoring. *Chin. J. Sci. Instrum.* 37(8). 1763–1780 (2016).
4. Ze Liu , Yingfeng Cai, Long Chen, Hai Wang, Youguo He. Vehicle license plate recognition method based on deep convolution network in complex road scene. *Automobile Engineering.* (2019). 233(9).
5. Marino F., Distante A., Mazzeo P. L., Stella E. A real-time visual inspection system for railway maintenance: automatic hexagonal-headed bolts detection. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part C Appl. Rev.* vol. 37. no. 3. pp. 418–428. 2007.
6. Мурадян Л. А., Шапошник В. Ю. Автоматична ідентифікація окремих частин транспортного засобу при впровадженні нових концепцій системи технічного обслуговування та ремонту. *Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті.* Харків: УкрДУЗТ, 2017. Вип. 4. С. 44-50.
7. Ключев С. О. Аналіз методів ідентифікації залізничного рухомого складу: зб. наук. праць СХУ ім. В. Даля. Сєвєродонецьк : СХУ ім. В. Даля, 2017. № 3 (233). С. 85-89.
8. LeCun Y., Bottou L., Orr G., Muller K. Efficient BackProp, in Orr, G. and Muller K. (Eds), *Neural Networks: Tricks of the trade*, Springer, 1998.

9. Артемьев И. С., Лебедев А. И., Долгий А. И. Метод блочного оптического распознавания инвентарных номеров железнодорожных подвижных единиц на основе комитетной нейроиммунной модели классификации. *Инженерный вестник Дона*. 2014. URL: <http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2014/2259>.

Скуріхін Дмитро Ігорович, канд. техн. наук, доцент кафедри вагонів Українського державного університету залізничного транспорту. Тел. (057) 730-10-35. E-mail: skurikhin@i.ua.

Дим'янчук Михайло Андрійович, магістрант, група 4-5-Вм Українського державного університету залізничного транспорту.

Skurikhin Dmytro, PhD (Tech.), Associate Professor, Department of Railway Cars, Ukrainian State University of Railway Transport. Phone (057) 730-10-35. E-mail: skurikhin@i.ua.

Dymianchuk Mykhailo, master, Group 4-5-Вm, Ukrainian State University of Railway Transport.

Статтю прийнято 03.10.2019 р.