

S. Semenov, O. Lipchanska, M. Lipchanskyi

National Technical University “Kharkiv Polytechnic Institute”, Kharkiv

ADAPTED NEURAL NETWORK OF INFORMATION SUPPORT SUBSYSTEM

Safety of human life, the safety of his material values are main priorities in modern society. Objects of critical infrastructure are in a special risk zone. Accident statistics for them has remained high in recent years. Increased risk and a large number of incidents, including abroad, emphasize the relevance of this problem. An adapted neural network has been proposed for monitoring the situation at a railway crossing and informing the train driver of information about unexpected obstacles through the subsystem of information support in order to reduce the likelihood of an accident or reduce the severity of its consequences. Images from a railway crossing video surveillance camera are obtained. The results of neural network training and modeling using image data are given.

Keywords: traffic safety, information support, video surveillance, convolutional neural network.

Introduction

Problem statement and analysis of recent researches and publications. Video surveillance is widely used to monitor the state of various objects in modern information support subsystems. This type of control requires constant increased operator attention. The human factor often leads to abnormal situations. The analysis of statistical data [1–4] showed that regardless of the difference in the level of technical equipment of Ukrainian railways and foreign countries, the number of accidents in railway transport remains high. In Ukraine, a large proportion of accidents occur at level crossings, with the number of fatal accidents increase every year. First of all, this is due to the lack of regulation at most level crossings. Out of 4945 railway crossings in Ukraine, only 1262 are equipped with automatic devices [5]. Some crossings are equipped with video recording systems of accidents, but this does not increase the level of safety. Analysis of recent achievements and publications has shown that at present a lot of attention is being paid to issue of video monitoring of critically dangerous objects. Therefore, the problem is relevant. The need for video surveillance at railway crossings with automatic integration into the traffic control system is emphasized to prevent accidents and reduce their severity through early warning of unexpected obstacles in [6–7]. The information support subsystem provides automated train operation and control, combined with the detection of obstacles to improve the protection of railway crossings.

The information support subsystem may limit and prevent collision damage. To solve such problems, innovative technologies are used, such as neural networks [8–9]. In addition, the automated method of video control eliminates the human factor, improves the reliability and quality of control, and provides additional features.

Purpose of the article. In order to inform the train driver through the information support subsystem, it is proposed to perform video monitoring using a neural network to determine abnormal situations to analyze and control the situation on the critically dangerous sections of the railway.

Exposition of basic material

Neural networks (NN) are currently widely used to solve problems of recognition or classification of images. There are a large number of different types of NN, and each has its own characteristics. Convolution neural networks (CNN) are the most promising and popular at the moment for working with images. CNN provides invariance to zoom, rotate, shift and spatial distortion of images. Among their advantages, one can also emphasize the best characteristics in terms of accuracy and speed of algorithms for determining objects in an image [10].

The CNN model (fig. 1) consists of three types of layers: convolution layers, sub sampling layers, and output layers (perceptron).

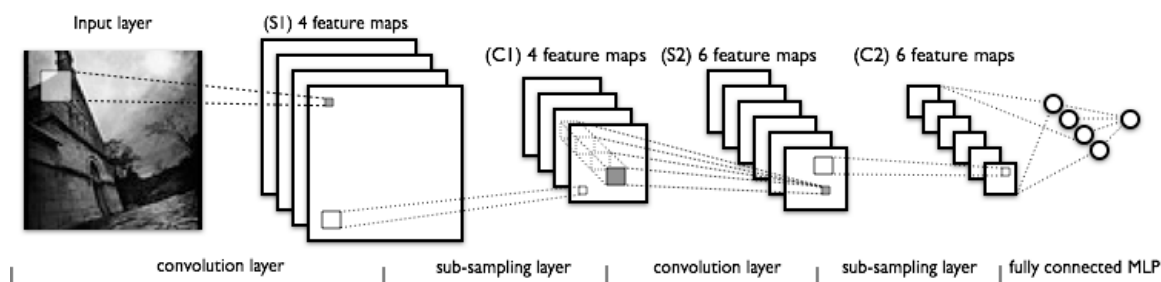


Fig. 1. Model of convolutional neural network

The convolution and sub sampling layers, being interconnected, form the input feature vector for the output multilayer perceptron [11]. The number of pairs of convolution and sub sampling layers depends on the dimension of the input image and on the number of local receptive fields.

The architecture of CNN can vary depending on the task by changing the number of layers, their sizes, the number of maps with characteristic features for each layer, etc. To solve the problem of recognizing an extraneous object at a railway relocation, the following architecture of a CNN was proposed. Adapted NN consists of 4 convolution layers, 4 sub sampling (fig. 2). Adaptation consists in choosing the number of layers of convolution and subsample, as well as the type of the convolution kernel and the size of the kernel of the sub-

sample layers. For each layer, kernels of a selected optimal size are used. At the beginning of processing, the image has a large redundancy due to its size of 640*480, therefore, to reduce the dimension, it is advisable to use a large receptor area. In this network, for the first convolution, three filters with a 13*13 core are used, therefore the first layer of convolution consists of three feature maps. Filters of the first convolution layer exhibit basic level properties, such as boundaries and curves, therefore maps of characteristic features of the first convolution layer show areas where the probability of the presence of curves and boundaries is high. In order not to increase computational complexity, this architecture uses 3 feature maps on the first convolution layer. An example of processing a fragment of an image with two different convolution kernels is showed in fig. 3.

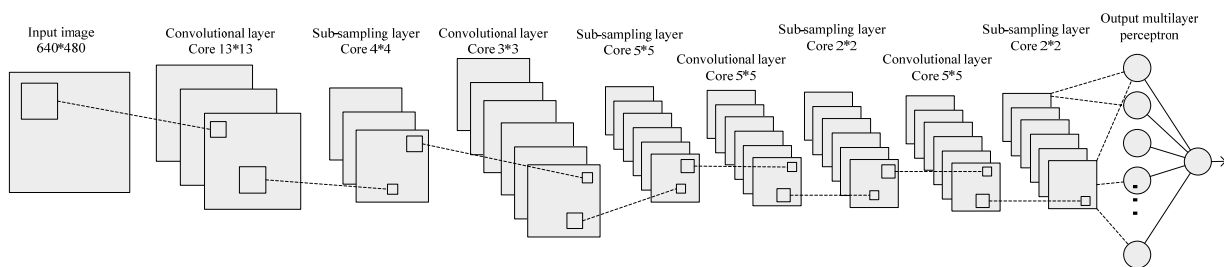


Fig. 2. Architecture of the adapted neural network



Fig. 3. Example of image processing by convolution cores

Card size is calculated according to the following formula:

$(Wid, Hig) = (ImWid - CorWid + 1, ImHig - CorHig + 1)$, where Wid, Hig – respectively, the width and length of the card; $ImWid, ImHig$ – respectively, the width and length of the input image; $CorWid, CorHig$ – width and length of the convolution core.

The scalar result of each convolution falls on an activation function, which is an arbitrary non-linear function. In the work, such nonlinear functions as hyperbolic tangent, cigmoids, ReLU (rectified linear unit) and Leaky ReLU [12] were investigated. As a result, it

was concluded that the use of Leaky ReLU activation function (expression (1)) made it possible to speed up the learning process by simplifying the calculations.

$$f(x) = \begin{cases} 0.01x, & \text{if } x < 0; \\ x, & \text{if } x \geq 0. \end{cases} \quad (1)$$

It is proposed to normalize the input data in the range from 0 to 1. The normalization function is represented in expression (2).

$$f(pic, min, max) = \frac{pic - min}{max - min}, \quad (2)$$

where pic – pixel color value, min – minimum color value (0), max – maximum color value (255).

In the subsample layer, the dimensionality of the maps of the previous layer is reduced. The attribute map is divided into cells of the corresponding dimension, from which the maximum values are selected. In this layer, the ReLU activation function and the MaxPooling operation as the maximum selection are used. An example of a subsample is shown in fig. 4.

Fully connected layer consists of 462 neurons. Output layer Y contains one neuron. The signal from the source neuron corresponds to the following situations: 1) 1 – the crossing is free; 2) 0 – an obstacle was detected at the crossing. Moreover, the smaller the value at the neuron output, the larger the size of the obstacle.

This NN is trained by the method of rotational error propagation [13–14]. Means of measuring the quality of recognition is proposed to use the function of the meanvalued error [14], expressions (3–4).



Fig. 4. Image processing in the subsample layer

$$E^P = \frac{1}{2} \left(D^P - M(Z^P, W) \right)^2, \quad (3)$$

$$E_{train} = \frac{1}{P} \sum_{p=1} E^P, \quad (4)$$

where E^P – recognition error for p -th study pairs, D^P – the desired value of the output signal of the network, $M(Z^P, W)$ – the output of the network, which depends on the p -th input and weight coefficients, which includes convolution kernels, displacement, weighting coefficients of the layers of the neurons.

Images of the railway crossing, which were obtained from the video camera in different external conditions, were used for the training of the NN. In general, 10 images of free crossing were used during the training. It was also found that image discrepancies are lost during the day and night when converting a color image into black and white (grayscale), (fig. 5). The training phase ranges from 1 to 10 hours depending on the number of educational images and the specified recognition error.



Fig. 5. An example of free crossing training images

After the training phase, testing of the NN was performed using images that reflect the real situations that arise during the crossing. Fig. 6 shows an image on which there are obstacles, and Fig. 7 shows the image in winter. As a result of NN operation when submitting images to the camera from the surveillance video, the following is set. The NN output value is fixed ≥ 0.91 if there are no obstacles on the crossing, regardless of the time of day or the seasons. If there is any obstacle on the crossing, the value of the NN output is ≤ 0.65 .

The processing time of the input image is < 1 seconds.



Fig. 6. An example of the crossing with obstacle image



Fig. 7. An example of free crossing in winter image

Conclusions

According to the analysis of statistical data on the number of accidents at level crossings, the relevance of taking measures to improve traffic safety in these areas has been substantiated. The intellectual system for monitoring the state of dangerous sections of railway tracks has been further developed. It differs from the known ones by using the adapted neural network architecture, which made it possible to increase the accuracy and reduce the time to identify dangerous situations and to increase the level of safety at certain dangerous areas.

Список літератури

1. Офіційний сайт SAI.GOV.UA. Статистика аварійності в Україні [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.sai.gov.ua/ua/ua/static/21.htm> (дата звернення 27 грудня 2018).
2. Офіційний сайт EC.EUROPA.EU. Rail accident fatalities in the EU [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Rail_accident_fatalities_in_the_EU (дата звернення 27 грудня 2018).
3. Офіційний сайт ORR.GOV.UK. Rail Safety Statistics 2017-18 Annual Statistical Release [Електронний ресурс]. – Режим доступу: http://orr.gov.uk/_data/assets/pdf_file/0016/39103/rail-safety-statistics-2017-18.pdf (дата звернення 27 грудня 2018).

4. Офіційний сайт STATISTA.COM. Number of rail accidents and incidents in the United States from 2013 to 2017 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.statista.com/statistics/204569/rail-accidents-in-the-us> (дата звернення 27 грудня 2018).
5. Офіційний сайт BUDPORT.COM.UA. В Україні хотят уменьшит количество ж/д поездов [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://budport.com.ua/news/9813-v-ukraine-hotyat-umenshit-kolichestvo-zh-d-pereezdov> (дата звернення 27 грудня 2018).
6. Офіційний сайт GLOBALRAILWAYREVIEW.COM. The rail sector's efforts in improving level crossing safety [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.globalrailwayreview.com/article/73517/level-crossings-improving-safety> (дата звернення 27 грудня 2018).
7. Офіційний сайт UNECE.ORG. Low cost solutions to improve safety at level crossings in Hungary [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.unece.org/fileadmin/DAM/trans/doc/2014/wp1/ECE-WP1-GE1-2014-9e.pdf> (дата звернення 27 грудня 2018).
8. Douglas L. Reilly. A Neural Network Video Sensor Application for Rail Crossing Safety [Електронний ресурс] / L. Reilly Douglas // IDEA Program. – 2010. – P. 27-33. Режим доступу: http://onlinepubs.trb.org/onlinepubs/archive/studies/idea/finalreports/highspeedrail/hsr-10final_report.pdf.
9. Automatic Railway Traffic Object Detection System Using Feature Fusion Refine Neural Network under Shunting Mode [Electronic resource] / Tao Ye, Baocheng Wang, Ping Song, Juan Li // Sensors. – 2018. – No. 18(1916). – P. 1-19. – Available at: https://www.researchgate.net/publication/325730416_Automatic_Railway_Traffic_Object_Detection_System_Using_Feature_Fusion_Refine_Neural_Network_under_Shunting_Mode/fulltext/5b20963d0f7e9b0e373efd54/325730416_Automatic_Railway_Traffic_Object_Detection_System_Using_Feature_Fusion_Refine_Neural_Network_under_Shunting_Mode.pdf.
10. LeCun Y. Convolutional Networks for Images, Speech, and Time-Series / Y. LeCun, Y. Bengio // The Handbook of Brain Theory and Neural Networks. – MIT Press, 1995. – 14 p.
11. Solla S. Constrained Neural Networks for Pattern Recognition / S. Solla, Y. LeCun // Neural Networks: Concepts, Applications and Implementations. – Vol IV. – Prentice Hall, 1991. – P. 142-161.
12. Nair V. Rectified Linear Units Improve Restricted Boltzmann Machines / V. Nair, G.E. Hinton // Proceedings of the 27Th International Conference on Machine Learning. – Haifa, Israel, 2010. – P. 1-8.
13. Goodfellow I. Deep Learning / I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville. – 2017 [Electronic resource]. – Available at: http://www.deeplearningbook.org/front_matter.pdf (accessed 27 December 2018).
14. Nielsen M. Neural Networks and Deep Learning. – 2017. [Electronic resource]. – Available at: <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/chap2.html> (accessed 27 December 2018).

References

1. The official site of SAI.GOV.UA (2018), “Statystyka avaryynosti v Ukraini” [Accident Statistics in Ukraine], available at: www.sai.gov.ua/ua/ua/static/21.htm (accessed 27 December 2018).
2. The official site of EC.EUROPA.EU (2018), *Rail accident fatalities in the EU*, available at: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Rail_accident_fatalities_in_the_EU (accessed 27 December 2018).
3. The official site of ORR.GOV.UK (2018), *Rail Safety Statistics 2017-18 Annual Statistical Release*, available at: www.orr.gov.uk/_data/assets/pdf_file/0016/39103/rail-safety-statistics-2017-18.pdf (accessed 27 December 2018).
4. The official site of STATISTA.COM (2018), *Number of rail accidents and incidents in the United States from 2013 to 2017*, available at: <https://www.statista.com/statistics/204569/rail-accidents-in-the-us> (accessed 27 December 2018).
5. The official site of BUDPORT.COM.UA (2018), “V Ukraine hotyat umen'shit' kolichestvo zheleznodorozhnykh pereezdov” [In Ukraine, they want to reduce the number of railway crossings], available at: www.budport.com.ua/news/9813-v-ukraine-hotyat-umenshit-kolichestvo-zh-d-pereezdov (accessed 27 December 2018).
6. The official site of GLOBALRAILWAYREVIEW.COM (2018), *The rail sector's efforts in improving level crossing safety*, available at: <https://www.globalrailwayreview.com/article/73517/level-crossings-improving-safety> (accessed 27 December 2018).
7. The official site of UNECE.ORG (2018), *Low cost solutions to improve safety at level crossings in Hungary*, available at: <https://www.unece.org/fileadmin/DAM/trans/doc/2014/wp1/ECE-WP1-GE1-2014-9e.pdf> (accessed 27 December 2018).
8. Douglas, L. Reilly (2010), A Neural Network Video Sensor Application for Rail Crossing Safety, *IDEA Program*, pp. 27-33, available at: www.onlinepubs.trb.org/onlinepubs/archive/studies/idea/finalreports/highspeedrail/hsr-10final_report.pdf (accessed 27 December 2018).
9. Tao, Ye, Baocheng, Wang, Ping, Song and Juan, Li (2018), Automatic Railway Traffic Object Detection System Using Feature Fusion Refine Neural Network under Shunting Mode, *Sensors*, No. 18(1916), pp. 1-19, available at: https://www.researchgate.net/publication/325730416_Automatic_Railway_Traffic_Object_Detection_System_Using_Feature_Fusion_Refine_Neural_Network_under_Shunting_Mode/fulltext/5b20963d0f7e9b0e373efd54/325730416_Automatic_Railway_Traffic_Object_Detection_System_Using_Feature_Fusion_Refine_Neural_Network_under_Shunting_Mode.pdf (accessed 27 December 2018).
10. LeCun, Y. and Bengio, Y. (1995), Convolutional Networks for Images, Speech, and Time-Series, *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, MIT Press, 14 p.
11. Solla, S. and LeCun, Y. (1991), Constrained Neural Networks for Pattern Recognition, *Neural Networks: Concepts, Applications and Implementations*, Vol IV, Prentice Hall, pp. 142-161.
12. Nair, V. and Hinton, G.E. (2010), Rectified Linear Units Improve Restricted Boltzmann Machines, *Proceedings of the 27Th International Conference on Machine Learning*, Haifa, Israel, pp. 1-8.
13. Goodfellow, I., Bengio, Y. and Courville, A. (2017), *Deep Learning*, 66 p., available at: www.deeplearningbook.org/front_matter.pdf (accessed 27 December 2018).
14. Nielsen, M. (2017), *Neural Networks and Deep Learning*, available at: www.neuralnetworksanddeeplearning.com/chap2.html (accessed 27 December 2018).

Відомості про авторів:**Семенов Сергій Геннадійович**

доктор технічних наук старший науковий співробітник
Національного технічного університету
“Харківський політехнічний інститут”,
Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0003-4472-9234>

Ліпчанська Оксана Валентинівна

магістр старший викладач
Національного технічного університету
“Харківський політехнічний інститут”,
Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0003-4173-699X>

Ліпчанський Максим Валентинович

кандидат технічних наук доцент
Національного технічного університету
“Харківський політехнічний інститут”,
Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0003-2837-0444>

Information about the authors:**Sergiy Semenov**

Doctor of Technical Sciences Senior Research
of National Technical University
“Kharkiv Polytechnic Institute”,
Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0003-4472-9234>

Oksana Lipchanska

Master Senior Instructor
of National Technical University
“Kharkiv Polytechnic Institute”,
Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0003-4173-699X>

Maksym Lipchanskyi

Candidate of Technical Sciences Associate Professor
of National Technical University
“Kharkiv Polytechnic Institute”,
Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0003-4472-9234>

АДАПТОВАНА НЕЙРОННА МЕРЕЖА ПІДСИСТЕМИ ІНФОРМАЦІЙНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

С.Г. Семенов, О.В. Ліпчанська, М.В. Ліпчанський

Безпека життєдіяльності людини, збереження її матеріальних цінностей є одним з основних пріоритетів в сучасному суспільстві. Найбільшому ризику піддаються об'єкти критичної інфраструктури, надзвичайні події на яких мають серйозні наслідки, у тому числі із людськими жертвами. На протязі останніх років статистика надзвичайних подій на залізничних переїздах як в Україні, так і за кордоном зберігається на високому рівні, що підкреслює актуальність даної проблеми. Велика кількість пригод пов'язана насамперед із підвищеним ризиком високотехнологічних об'єктів та наявністю людського фактору. У статті пропонується за допомогою адаптованої нейронної мережі підвищити рівень безпеки на небезпечних ділянках залізниці через підсистему інформаційного забезпечення машиніста поїзда. Ця система дозволяє виявити небезпечні ситуації у вигляді несподіваних переїздів на залізничному переїзді, повідомити машиніста поїзда та уникнути аварії або зменшити серйозність її наслідків завдяки завчасному гальмуванню і зниженню швидкості. Для вирішення поставленої задачі була обрана згортальна нейронна мережа через свої переваги перед іншими видами штучних нейронних мереж. Складність її використання полягає у підборі великої кількості змінних параметрів та налаштуванні роботи мережі для вирішення конкретної задачі розпізнавання наявності переїзду на залізничному переїзді у різні пори року при різних погодних умовах та часі доби. Реалізувати дану задачу необхідно для конкретних обчислювальних потужностей. Запропонована адаптована до особливостей спостережуваного об'єкта нейронна мережа, для якої максимально ефективно визначені такі параметри, як кількість шарів, розмірність ядра згортки для кожного з шарів, кількість ядер для кожного з шарів, крок зсуву ядра при обробці шару, наявність шарів підвибірки, ступінь зменшення розмірності, функція по зменшенню розмірності, функція активації нейронів, наявність і параметри вихідної повноз'язної нейронної мережі на виході згортальної частини. Наведено результати навчання і моделювання роботи нейронної мережі по зображеннях, отриманих з камери відеоспостереження на залізничному переїзді.

Ключові слова: згортальна нейронна мережа, відеоспостереження, інформаційне забезпечення, безпека руху.

АДАПТИРОВАННАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ ПОДСИСТЕМЫ ИНФОРМАЦИОННОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ

С.Г. Семенов, О.В. Липчанская, М.В. Липчанский

Безопасность жизнедеятельности человека, сохранность его материальных ценностей является одним из основных приоритетов в современном обществе. В особой зоне риска находятся объекты критической инфраструктуры, статистика происшествий для которых сохраняется на высоком уровне на протяжении последних лет. Повышенный риск и большое количество происшествий, в том числе и за рубежом, подчеркивают актуальность данной проблемы. Предложена адаптированная нейронная сеть для контроля ситуации на железнодорожном переезде и информирования через подсистему информационного обеспечения машиниста поезда о неожиданных препятствиях с целью снижения вероятности аварии либо уменьшения серьезности ее последствий. Приведены результаты обучения и моделирования работы нейронной сети по изображениям, полученным с камеры видеонаблюдения на железнодорожном переезде.

Ключевые слова: безопасность движения, информационное обеспечение, видеонаблюдение, сверточная нейронная сеть.