

С. Г. Семенов, О. В. Ліпчанська

Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», Харків, Україна

## ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА КОНТРОЛЮ СТАНУ НЕБЕЗПЕЧНИХ ДІЛЯНОК ЗАЛІЗНИЧНОГО ШЛЯХУ

**Актуальність.** Залізничний транспорт є одним з найважливіших об'єктів критичної інфраструктури України і для забезпечення його безпеки потребує вдосконалення система управління безпекою руху поїздів шляхом впровадження сучасних комп'ютерних інформаційних технологій і засобів. Одним з таких шляхів є використання інтелектуальної системи контролю стану небезпечних ділянок залізничного шляху, зокрема на залізничних переїздах. Вирішення даної проблеми набуває ще більшої актуальності в разі, якщо мобільна мережа перенавантажуються та машиніст втрачає зв'язок із камерою відеоспостереження на переїзді, в результаті чого не в змозі спостерігати стан переїзду. У статті запропоновано використання інтелектуальної системи для контролю стану небезпечних ділянок залізничного шляху, зокрема на залізничному переїзді. **Результати.** Розглянуто загальну архітектуру згортальної нейронної мережі. Запропоновано оптимізовану архітектуру згортальної нейронної мережі для розпізнавання небезпечних ситуацій на залізничному шляху. Надано рекомендації щодо налаштування параметрів, які варіюються, при побудові та навчанні згортальної нейронної мережі. Наведені результати тестування роботи мережі при розпізнаванні вільного шляху та при наявності критичної ситуації за різних умов. **Висновки.** Одержала подальшого розвитку інтелектуальна система контролю стану небезпечних ділянок залізничного шляху, яка відрізняється від відомих використанням оптимізованої архітектури для зменшення часу обробки зображень, що дозволило підвищити точність та оперативність розпізнавання ситуацій на зображеннях та, як слідство, підвищити рівень безпеки залізничного транспорту на окремих небезпечних ділянках.

**Ключові слова:** інтелектуальна система; відеоспостереження; згортальна нейронна мережа.

### Вступ

Завдання забезпечення захисту критичної інфраструктури України від різних видів загроз є на даний час найбільш актуальним. [1]. Залізничний транспорт є одним з найважливіших об'єктів критичної інфраструктури України і для забезпечення його безпеки потребує вдосконалення система управління безпекою руху поїздів шляхом впровадження сучасних комп'ютерних інформаційних технологій і засобів [2, 3]. Одним з таких шляхів є використання інтелектуальної системи контролю стану небезпечних ділянок залізничного шляху, зокрема на залізничних переїздах.

**Актуальність.** Проведений аналіз [4 – 7] показав, що в даний час системами відеоспостереження облаштована лише невелика доля небезпечних ділянок залізничного шляху, переїздів в тому числі. Даний відео контроль здійснюється для фіксації порушень правил дорожнього руху при пересіченні залізничних переїздів, а саме при переїзді залізничної колії під час горіння червоного кольору світлофора або об'їзді шлагбауму. Відео з камер відео спостереження зберігається на серверах. В Росії для підвищення безпеки на залізничних шляхах використовують різноманітні системи фото- та відео фіксації [8], деякі з них використовують нейронні мережі для розпізнавання правопорушення та номерів автомобілів правопорушників. Недоліком систем відео спостереження, що використовуються на даний час на залізничних переїздах, є відсутність обробки даних в режимі реального часу для виявлення критичної ситуації, наприклад виїзді автомобіля на залізничну колію при наближенні поїзда або застряганні автомобіля між шлагбаумами. Тому актуальним є використання інтелектуальної системи, яка проводить попередній аналіз поточної обстановки на пе-

реїзді. Контроль стану небезпечних ділянок залізничного шляху забезпечується в реальному часі завдяки розпізнаванню критичної ситуації на залізничному переїзді нейронною мережею. При виявленні автомобіля на залізничних шляхах машиніст поїзда, що наближується до переїзду, сповіщується червоним індикатором про виникнення критичної ситуації. Вирішення даної проблеми набуває ще більшої актуальності в разі, якщо мобільна мережа перенавантажуються та машиніст втрачає зв'язок із камерою відео спостереження на переїзді, в результаті чого не в змозі спостерігати стан переїзду.

### Виклад основного матеріалу

Схема передавання сигналу про критичну ситуацію на залізничному переїзді до кабіни машиніста запропонованої інтелектуальної системи контролю стану небезпечних ділянок приведена на рис. 1.

Камера відео спостереження КВС веде неперервну зйомку залізничного переїзду. Дане відео через обчислювальний пристрій ОП та прийомо-передавальну апаратуру ППА (модем) передається на дисплей машиніста поїзда, що наближується, на сервер та диспетчеру на пункт керування. Нейронна мережа реалізована в ОП. При спрацюванні сигнальної системи на опускання шлагбауму нейронна мережа, яка навчена на розпізнавання пустого переїзду (при різних умовах), включається в режим розпізнавання. В разі виявлення перешкоди на залізничному переїзді або присвоєнні ситуації на переїзді статусу «невизначено», тобто переїзд не вважається пустим, але й не визначений, як з перешкодою, ОП посиляє сигнал на рейковій ланцюги автоматичної локомотивної сигналізації неперервної РЛАЛСН. Даний тривожний сигнал поступає по залізничному полотну на локомотивний пристрій ЛПАЛСН в кабіну машиніста та включає червоний Ч індикатор.

Для попереднього аналізу стану на залізничному переїзді інтелектуальною системою пропонується використання загортальних нейронних мереж [9 – 11]. Їх використання обґрунтоване типом даних, які поступають на вхід нейронної мережі, та специфікою поставленого завдання. Даний тип мереж володіє кращим алгоритмом по розпізнаванню та класифікації зображень в режимі реального часу, має відносну стійкість до повороту і зсуву зображення, яке розпізнається, що є важливим аспектом у випадку, коли зображення подаються з камери відеоспостереження. Згортальні нейронні мережі мають набагато меншу кількість вагів для налаштування, якщо порівнювати з нейронними мережами, що використовуються в відомих системах відео спостереження [8].

Загальна архітектура згортальної нейронної мережі приведена на рисунку 2.

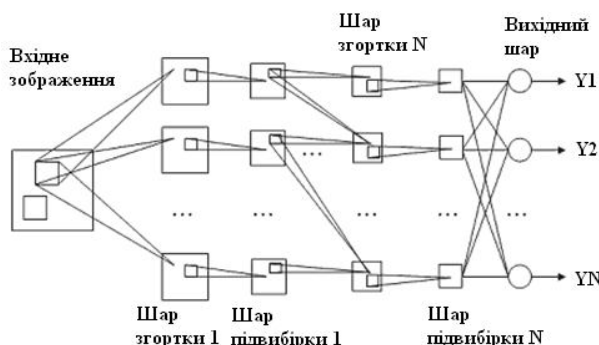


Рис. 2. Загальна архітектура згортальної нейронної мережі

**Запропонована оптимізована архітектура.**

Так як архітектура загортальних нейронних мереж може змінюватися в залежності від поставленого завдання шляхом зміни кількості шарів, їх розмірів, кількості карт з характерними рисами для кожного шару і т.і., то для рішення завдання розпізнавання стороннього об'єкту на залізничному переїзді в критичний час, тобто в період часу, коли шлагбаум опущений, була запропонована архітектура загортальної мережі, зображена на рисунку 3.

Із даного рисунка видно, що на вхід подається зображення з камери відео спостереження, розміром 640\*480 пікселів. Вхідні дані представляють собою матрицю, елементи якої містять значення відтінку сірого кольору відповідного пікселя.

Дана нейронна мережа складається із 4 шарів згортки ШЗ, 4 шарів підвибірки ШП. Для кожного шару використовуються ядра підбраного оптимального розміру, рис. 3. На початку обробки зображення має велику надмірність через свій розмір 640\*480, тому для зменшення розмірності доцільно використовувати велику рецепторну область. У даній мережі для першої згортки використовуються три фільтри з ядром 13\*13, тому перший шар згорт-

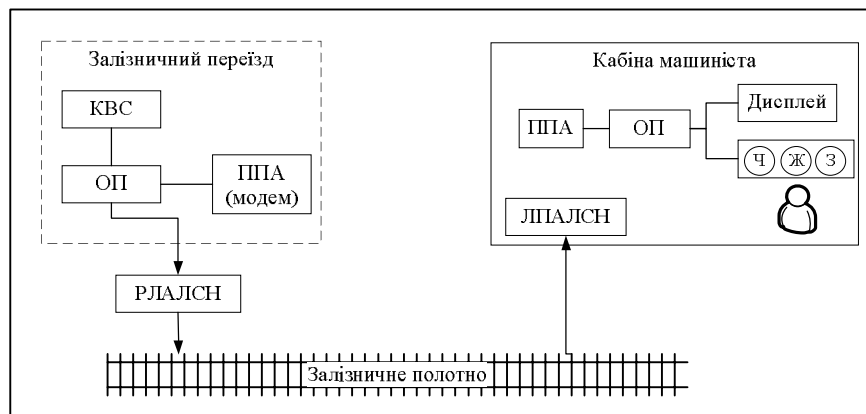


Рис. 1. Схема передавання сигналу тривоги про ситуацію на залізничному переїзді

ки складається з трьох карт характерних рис КХР. Фільтри першого шару згортки виявляють властивості базового рівня, такі як межі та криві, тому карти характерних рис першого шару згортки показують області, де велика ймовірність присутності кривих та меж. Щоб не підвищувати обчислювальної складності, у даній архітектурі використовується 3 КХР на першому шарі згортки. Повнозв'язний шар ПШ складається із 462 нейронів. Вихідний шар У містить один нейрон. Сигнал з вихідного нейрона відповідає наступним ситуаціям: 1) 0 – переїзд вільний; 2) 1 – переїзд зайнятий об'єктом.

Розмір КХР обчислюється за такою формулою:

$$(Wid, Hig) = (ImWid - KerWid + 1, ImHig - KerHig + 1),$$

де *Wid, Hig* – відповідно ширина та довжина КХР; *ImWid, ImHig* – відповідно ширина та довжина вхідного зображення; *KerWid, KerHig* – ширина та довжина ядра згортки.

Скалярний результат кожної згортки потрапляє на функцію активації, яка представляє собою довільну нелінійну функцію.

Скалярний результат кожної згортки потрапляє на функцію активації, яка представляє собою довільну нелінійну функцію. У даній роботі були досліджені такі нелінійні функції, як гіперболічного тангенса, сігмоїди, ReLU (rectified linear unit) та Leaky ReLU [14]. У результаті було зроблено вивід, що використання функції активації Leaky ReLU (1) дозволило прискорити процес навчання за рахунок спрощення розрахунків:

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

Пропонується нормалізувати вхідні дані в діапазоні від 0 до 1. Функція нормалізації

$$f(pic, min, max) = (pic - min) / (max - min), \quad (2)$$

де *pic* – значення кольору пікселя, *min* – мінімальне значення кольору (0), *max* – максимальне значення кольору (255).

Дана нейронна мережа навчається методом зворотнього розповсюдження помилки, як одним з найбільш простих і популярних способів навчання з учителем [12, 13].

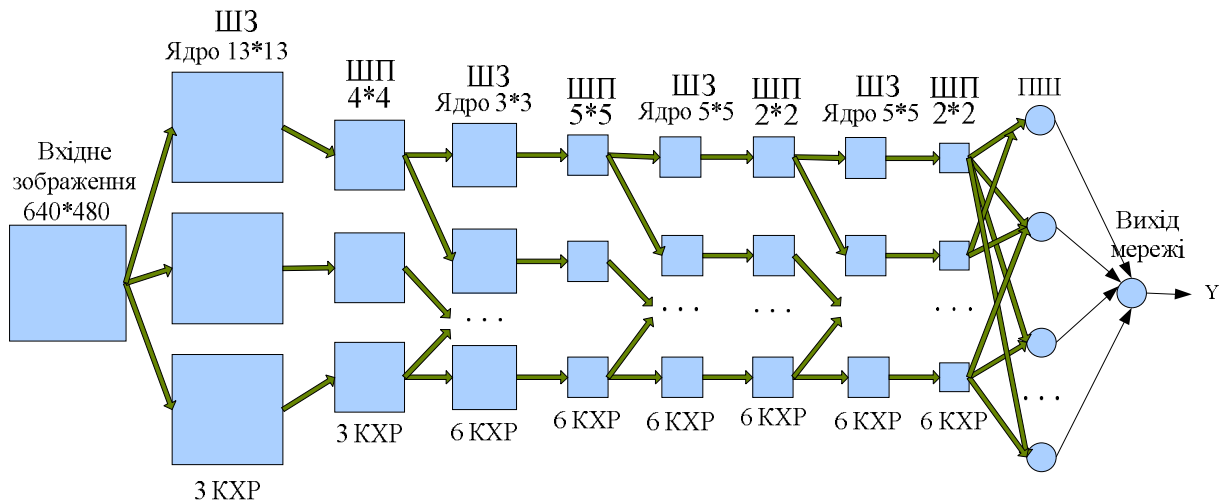


Рис. 3. Запропонована архітектура нейронної мережі

Засобом вимірювання якості розпізнавання пропонується використовувати функцію середньоквадратичної помилки [15], вирази 3, 4.

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

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

де  $E^p$  – помилка розпізнавання для р-ї навчальної пари,  $D^p$  – бажане значення вихідного сигналу мережі,  $M(Z^p, W)$  – вихід мережі, що залежить від р-ого входу та вагових коефіцієнтів  $W$ , куди входять ядра згортки, зміщення, вагові коефіцієнти шарів нейронів.

**Навчання та тестування нейронної мережі.**

Для навчання нейронної мережі застосовані зображення ділянки дороги безпосередньо перед залізничним переїздом, які отримані з відеокамери за різних зовнішніх умов. Загалом при навчанні застосовувалось 10 зображень вільної ділянки дороги.

Також було встановлено, що при конвертації кольорового зображення в чорно-біле (відтінки сірого) втрачаються розбіжності зображень вдень та вночі (рис. 4, 5). Після етапу навчання виконано тестування нейронної мережі за допомогою зображень, які відображають реальні ситуації, що виникають на дорозі. Деякі зображення наведені на рис. 6 – 10, в табл. 1 наведені результати роботи нейронної мережі, при поданні на вхід тестових зображень. Етап навчання займає від 1 до 10 годин в залежності від кількості навчальних зображень та заданої помилки розпізнавання. Час обробки вхідного зображення становить < 1 сек.



Рис. 5. Зображення ділянки дороги вночі



Рис. 6. Зображення ділянки дороги вдень під час дощу



Рис. 7. Зображення ділянки дороги вдень з плямами під час висихання асфальту



Рис. 4. Зображення ділянки дороги вдень



Рис. 8. Зображення ділянки дороги з пішоходом вдень



Рис. 9. Зображення ділянки дороги з автомобілем вдень



Рис. 10. Зображення ділянки дороги з автомобілем вночі

Таблиця 1. Результати роботи нейронної мережі

Опис зображення	Сигнал на виході нейронної мережі
Вільна ділянка дороги вночі, навчальне зображення (рис. 4)	0,935
Вільна ділянка дороги вдень, навчальне зображення (рис. 5)	0,982
Вільна ділянка дороги вранці, навчальне зображення	0,973
Вільна ділянка дороги ввечері, навчальне зображення	0,968
Вільна ділянка дороги вдень під час дощу (рис. 6)	0,951
Вільна ділянка дороги вдень з плямами під час висихання асфальту (рис. 7)	0,918
Зайнята ділянка дороги з пішоходом вдень (рис. 8)	0,659
Зайнята ділянка дороги з автомобілем вдень (рис. 9)	0,214
Зайнята ділянка дороги з автомобілем вночі (рис. 10)	0,327

## Висновки

Одержала подальшого розвитку інтелектуальна система контролю стану небезпечних ділянок залізничного шляху, яка відрізняється від відомих використанням оптимізованої архітектури для зменшен-

ня часу обробки зображень, що дозволило підвищити точність та оперативність розпізнавання ситуацій на зображеннях.

Як слідство, це дозволило підвищити рівень безпеки залізничного транспорту на окремих небезпечних ділянках.

## СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Зелена книга з питань захисту критичної інфраструктури в Україні / Д. С. Бірюков, С. І. Кондратов, О. І. Насвіт, О. М. Суходоля. – Київ : Національний інститут стратегічних досліджень, 2015. – 30 с.
2. Верховна Рада України. Наказ про затвердження Положення про систему управління безпекою руху поїздів у Державній адміністрації залізничного транспорту України [Електронний ресурс] / Міністерство Інфраструктури України. – 2011. – Режим доступу до наказу: <http://zakon3.rada.gov.ua/laws/show/z0729-11>.
3. Верховна Рада України. Постанова про затвердження Державної цільової програми реформування залізничного транспорту на 2010-2019 роки [Електронний ресурс] / Кабінет Міністрів України. – 2009. – Режим доступу до постанови: <http://zakon3.rada.gov.ua/laws/show/1390-2009-%D0%BF>.
4. Новости ЮЖД. По пути обновления [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://gortransport.kharkov.ua/news/4013>.
5. Південна залізниця. Новини [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.pz.gov.ua>.
6. Уніан. ДТП [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://economics.unian.net/transport/874848-na-yujnoy-jeleznoy-doroge-za-god-proizoshlo-11-dtp.html>.
7. TSN. Смерть на железнодорожных переездах [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://ru.tsn.ua/ukrayina/smert-na-zheleznodorozhnyh-pereezdah-pochemu-proishodyat-tragedii-i-pochemu-tak-malo-shlagbaumov-1003960.html>.
8. CARS : глаз да глаз [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.cars.ru/articles/first-hand/21268656>.
9. Optimal Brain Damage / Y. LeCun, J. S. Denker, S. Solla, R. E. Howard and L. D. Jackel // Advances in Neural Information Processing Systems. 1990.
10. Marc'Aurelio R. Efficient Learning of Sparse Representations with an Energy-Based Model / Ranzato Marc'Aurelio, Christopher Poultney, Sumit Chopra and Yann LeCun // Advances in Neural Information Processing Systems, MIT Press, 2006.
11. LeCun Y. Convolutional Networks for Images, Speech, and Time-Series. / Y. LeCun and Y. Bengio // The Handbook of Brain Theory and Neural Networks, MIT Press, 1995.
12. Nielsen M. [Електронний ресурс]: Neural Networks and Deep Learning. – 2017. – Режим доступу: <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/chap2.html>.
13. Goodfellow I. Deep Learning. / Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. // – 2017. – Режим доступу: [http://www.deeplearningbook.org/front\\_matter.pdf](http://www.deeplearningbook.org/front_matter.pdf).
14. 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.
15. Efficient BackProp. / Y. LeCun, L. Bottou, G. Orr, K. Muller // Neural Networks: tricks of the trade. – 1998. – 44 p.

## REFERENCES

1. Biryukov, D.S., Kondratov, S.I., Nasvit, O.I. and Sukhodolya O.M. (2015), *Green Book on Critical Infrastructure Protection in Ukraine*, National Institute for Strategic Studies, Kyiv, 30 p.
2. The Verkhovna Rada of Ukraine. Orders, available at : <http://zakon3.rada.gov.ua/laws/show/z0729-11> (last accessed March 7, 2018).
3. The Verkhovna Rada of Ukraine. Regulations, available at : <http://zakon3.rada.gov.ua/laws/show/1390-2009-%D0%BF> (last accessed March 7, 2018).
4. News of YuzhD, available at : <http://gortransport.kharkov.ua/news/4013> (last accessed March 07, 2018).
5. Southern Railway, available at : <http://www.pz.gov.ua> (last accessed March 07, 2018).
6. Unian. Road accident, available at : <https://economics.unian.net/transport/874848> (last accessed March 07, 2018).
7. TSN. Death at railway crossings, <https://ru.tsn.ua/ukrayina/smert-na-zheleznodorozhnyh-pereezdah> (last accessed March 7, 2018).
8. CARS, available at : <https://www.cars.ru/articles/first-hand/21268656> (last accessed March 7, 2018).
9. LeCun, Y., Denker, J.S., Solla, S., Howard, R.E. and Jackel, L.D. (1990), Optimal Brain Damage, *Advances in Neural Information Processing Systems*.
10. Marc'Aurelio R., Christopher, Poultney, Sumit, Chopra and Yann, LeCun (2006), "Efficient Learning of Sparse Representations with an Energy-Based Model", *Advances in Neural Information Processing Systems*, MIT Press.
11. LeCun, Y. and Bengio, Y. (1995), "Convolutional Networks for Images, Speech, and Time-Series", *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, MIT Press.
12. Nielsen, M. (2017), Neural Networks and Deep Learning, available at : <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/chap2.html> (last accessed March 07, 2018).
13. Goodfellow, I., Bengio, Y. and Courville A. (2017), Deep Learning, available at : [http://www.deeplearningbook.org/front\\_matter.pdf](http://www.deeplearningbook.org/front_matter.pdf) (last accessed March 07, 2018).
14. 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.
15. Le Cun, Y., Bottou, L., Orr, G. and Muller K. (1998), "Efficient BackProp", *Neural Networks: tricks of the trade*, 44 p.

Received (Надійшла) 21.03.2018

Accepted for publication (Прийнята до друку) 16.05.2018

**Интеллектуальная система контроля состояния опасных участков железнодорожного пути**

С. Г. Семенов, О.В. Липчанская

**Актуальность.** Железнодорожный транспорт является одним из важнейших объектов критической инфраструктуры Украины и для обеспечения его безопасности нуждается в совершенствовании системы управления безопасностью движения поездов путем внедрения современных компьютерных информационных технологий и средств. Одним из таких путей является использование интеллектуальной системы контроля состояния опасных участков железнодорожного пути, в частности на железнодорожных переездах. Решение данной проблемы приобретает еще большую актуальность в случае, если мобильная сеть перегружается и машинист теряет связь с камерой видеонаблюдения на переезде, в результате чего не в состоянии наблюдать состояние переезда. В статье предложено использование интеллектуальной системы для контроля состояния опасных участков железнодорожного пути, в частности на железнодорожном переезде. **Результаты.** Рассмотрена общая архитектура сверточной нейронной сети. Предложенная оптимизированная архитектура сверточной нейронной сети для распознавания опасных ситуаций на железнодорожном пути. Даются рекомендации по настройке параметров, которые варьируются, при построении и обучении сверточной нейронной сети. Приведены результаты тестирования работы сети при распознавании свободного пути и при наличии критической ситуации в разных условиях. **Выводы.** Получила дальнейшее развитие интеллектуальная система контроля состояния опасных участков железнодорожного пути, которая отличается от известных использованием оптимизированной архитектуры для уменьшения времени обработки изображений, что позволило повысить точность и оперативность распознавания ситуаций на изображениях и, как следствие, повысить уровень безопасности железнодорожного транспорта на отдельных опасных участках.

**Ключевые слова:** интеллектуальная система; видеонаблюдение; сверточная нейронная сеть.

**Intelligent system of the railway dangerous land control**

S. Semenov, O. Lipchanska

**Topicality.** Railway transport is one of the most important objects of critical infrastructure of Ukraine and in order to ensure its safety it is necessary to improve the system of safety management of trains by introducing modern computer information technologies and tools. One of these ways is the use of an intelligent system for monitoring the condition of dangerous sections of the railroad, in particular at railway crossings. The solution to this problem becomes even more urgent in the event that the mobile network is overloaded and the driver loses contact with the video surveillance camera on the move, resulting in the inability to observe the state of migration. The article proposes the use of an intelligent system for monitoring the condition of railway dangerous sections, in particular on the railway crossing. We discuss the description of the work and architecture of convolutional neural networks that are used in this system. **Results.** The optimized architecture of the neural network is proposed for solving the problem of identifying dangerous situations on the railroad. The recommendations for setting up variable parameters during construction and training of the convolutional neural network are given. The results of testing the work of the network are given when recognizing the free path and in the presence of a critical situation in different conditions. **Conclusions.** The intelligent system for controlling the state of dangerous sections of the railway has been further developed, which differs from the known use of optimized architecture to reduce the processing time of images, which allowed to improve the accuracy and efficiency of the recognition of situations in the images and, consequently, increase the safety level of rail transport in different dangerous areas.

**Keywords:** intelligent system; video surveillance; convolutional neural network.