

2019. Pp. 279-291. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-32029-4_24.
14. Feature extraction and characterization of rolling bearing vibration signal based on multi parameter information fusion and screening / Y.-D. Sha et al. *Tuijin Jishu/Journal of Propulsion Technology*. 2023. Vol. 44(7). Art. no. 2205050.
 15. Research on micro-turbine operating state characterization based on bearing vibration signals analysis / Li N., Wang X., Yang T., Han Q. *International Journal of Acoustics and Vibrations*. 2023. Vol. 28 (4). Pp. 435-450. DOI: <https://doi.org/10.20855/ijav.2023.28.41997>.
 16. Research on rolling bearing state health monitoring and life prediction based on PCA and Internet of things with multi-sensor / Wang H., Ni G., Chen J., Qu J. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*. 2020. Vol. 157. Art. no. 107657. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.107657>.
 17. Momenzadeh M., Sehhati M., Rabbani H. A novel feature selection method for microarray data classification based on hidden Markov model. *Journal of Biomedical Informatics*. 2019. Vol. 95. Art. no. 103213. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2019.103213>.
 18. Ficco M. Detecting IoT malware by Markov chain behavioral models. *Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Cloud Engineering IC2E 2019*, Prague, Czech Republic, 24-27 June, 2019. Pp. 229-234. DOI: <https://doi.org/10.1109/IC2E.2019.00037>.
 19. Homogenized energy model and Markov chain Monte Carlo simulations for macro fiber composites operating in broadband regimes / Z. Hu et al. *Conference on Smart Materials, Adaptive Structures and Intelligent Systems ASME 2012*, Stone Mountain, Georgia, USA, 19-21 September, 2012. Vol. 1. Pp. 321-327. DOI: <https://doi.org/10.1115/SMASIS2012-7942>.
 20. An accurate prediction algorithm of RUL for bearings: time-frequency analysis based on MRCNN / D. Huang et al. *Wireless Communications and Mobile Computing*. 2022. Pp. 1-13. DOI: <https://doi.org/10.1155/2022/2222802>.
 21. Remaining useful life prediction method of coated spherical plain bearing based on VMD-EEMD-LSTM / L. Lin et al. *Jixie Gongcheng Xuebao/Journal of Mechanical Engineering*. 2023. Vol. 59(9). Pp. 125-136. DOI: <https://doi.org/10.3901/JME.2023.09.125>.
 22. Шарко О. В., Яненко А. В., Мовчан П. В. Система технічної діагностики визначення поточного стану транспортних пристроїв. *Сучасні енергетичні установки на транспорті, технології та обладнання для їх обслуговування СЕУТТО-2024* : матеріали XV Міжн. наук.-практ. конф., м. Херсон, 13-15 березня 2024 р. С. 39-41.
 23. Monitoring state of marine plain bearings based on exponential degradation model / Sharko A., Sharko O., Stepanchikov D., Yanenko A. *CEUR Workshop Proceedings*. 2024. Vol. 3664. Pp. 48-58.

Стаття надійшла 12.04.2024

Стаття прийнята 05.05.2024

УДК 502.1:504

doi: 10.31498/2225-6733.48.2024.310714

© Волошин В.С.*

РИЗИКИ ПОДІЙ ТА СЦЕНАРІЙ ПАДІНГТОНСЬКОЇ КАТАСТРОФИ 1999 РОКУ

Аварія під Лондоном у жовтні 1999 року шокувала не лише Велику Британію. Зіткнення двох поїздів показало очевидну неадекватність існуючих моделей управління поїздами на Великій Західній головній лінії залізниць Великобританії. Фахівці найрізноманітніших галузей знань неодноразово повертаються до цієї проблеми,

* д-р техн. наук, професор, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, ORCID: 0000-0002-9922-5618

намагаючись знайти ключові шляхи мінімізації ризиків у цій дуже складній транспортній галузі. У даній роботі зроблена спроба створення моделі нейронної мережі NS, що дає можливість прогнозувати можливі наслідки різноманітних технологічно запрограмованих дій і безпечну диспетчеризацію. В основі п'ятисинапсної моделі, що запропоновано, згруповані всі відомі ризикоутворюючі події, які так чи інакше сприяли виникненню аварії. Як функцію активації нейронів синапсів обрано біфуркаційну залежність подвоєного облікового періоду за рахунок кількості та невизначеності змісту облікових показників, що впливають на кінцевий результат. Це дозволило врахувати невизначеності, які супроводжують активність будь-яких міжсинапсних каналів від кожної вхідної події до кінцевого протоколу, який приймає лише бінарне представлення очікуваного ризику. Завдяки цій моделі, виявляються як наочні, так і приховані джерела потенційних ризиків для будь-якої системи подій, еквівалентних Паддінгтонській системі, з урахуванням деяких її недоліків. Показано, що запобігання таких аварій за допомогою моделей нейронних мереж має зводитися до автоматичного відстеження відображень потенційних ризикоутворюючих подій, вбудованих у навчену NS, і оповіщення принаймні одного або двох з таких, що відстежуються. Слід зазначити, що така модель NS може бути корисною не тільки для умов Великої Західної Головної Лінії залізниць Великої Британії, але і для інших систем, на які поширюються ті ж правила експлуатації, що і в нашому прикладі.

Ключові слова: ризик, прогнозування ризику, Паддінгтонська аварія, ризикоутворюючі події, нейронна мережа, невизначеність ризику.

V.S. Voloshyn. Event risks and scenarios for the 1999 Paddington accident. The accident near London in October 1999 didn't just shocks the UK. The collision of the two trains showed the obvious inadequacy of the existing models of train control on the Great Western main line of the UK railways. Specialists from a wide variety of fields of knowledge repeatedly return to this problem, trying to find key ways to minimize risks in this very difficult transportation industry. In this paper, an attempt is made to create a model NS neural network, which makes it possible to predict the possible consequences of a variety of technologically programmed actions, and safe dispatching. The five-synapse model is based on all known risk-forming events that contributed to the occurrence of an accident in one way or another. As a function of synapse neuron activation, the bifurcation dependence of the doubled accounting period was chosen due to the number and uncertainty of the content of the accounting indicators that affect the final result. This made it possible to take into account the uncertainties that accompany the occurrence of any intersynapse channels from each input event to the resulting protocol, which assumes only a binary mapping of the expected risk. Thanks to this model, potential and hidden sources of potential risks for any system of events equivalent to the Paddington system are identified, taking into account some of its drawbacks. It is shown that the prevention of such accidents using neural network models should be reduced to automatically tracking images of potential risk-forming events embedded in the trained NS and alerting at least one or two of the monitored ones. It should be noted that such an NS model can be useful not only for the conditions of the Great Western Main Line of the UK railways, but for other systems that are subject to the same operating rules as in our example.

Key words: risk, risk prediction, Paddington accident, risk-generating events, neural network, risk uncertainty.

Постановка проблеми. У 1999 році на виїзді з вокзалу Паддінгтон (Лондон) сталася аварія через зіткнення двох поїздів – швидкісної компанії InterCity компанії First Great Western, що прямує з Челтнема до Лондона, і приміського дизель-поїзда компанії Thames Trains, що виїжджає з Лондона. Із загальної кількості 554 пасажирів 227 госпіталізували та 31 людина загинула. Слідча комісія змогла виявити лише ті очевидні причини, які були наявними під час розслідування, без урахування всіх прихованих механізмів та подій, які вплинули на систему в сукупності та могли б стати основним фактором, через який сталася масштабна аварія. І, хоча розслідування було

закрито, залишалося багато питань щодо процедур запобігання подібним інцидентам на залізницях, які так і не були вирішені.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Причини аварії, за даними Комісії Великої Західної Головної Лінії Британських залізниць, це непрофесійні дії молодого і недосвідченого машиніста одного з поїздів, а також диспетчерських служб станції Паддінгтон [1-3]. У сучасній ризикології ця подія стала однією з найбільш значущих, яка вимагала пильної уваги до роботи мобільних систем на транспорті. Відомі моделі прогнозування таких аварій досі ідентифікуються як неоднозначні зі значним розкидом вихідних даних, наприклад, [4].

Мета роботи – запропонувати модель нейронної мережі NS, яка дозволяє з максимальною достовірністю прогнозувати ризики в залізничних мобільних системах та показати її переваги як способу дослідження потенційних ризиків на залізниці.

Виклад основного матеріалу. Графічна послідовність або мережа ризикоутворюючих подій показана на рис. 1. Тут представлені всі істотні події, що передували аварії, незалежно від їх параметричного змісту. Звернемо увагу на хронологічні показники моделі. Очевидно, що аварія сталася в результаті ланцюжка взаємопов'язаних подій, і ризик зіткнення двох поїздів зріс з мінімального нульового за проміжок з часу $t_1 = 8^{07}$ до максимально одиничного в момент часу $t_2 = 8^{11}$ ранку через низку допущених технічних і людських помилок. Перелік і послідовність таких подій наведені в таблиці 1. Важливим тут є час від проходження першим поїздом стрілочного перевалу на четвертій колії до переходу другого поїзда на цю колію після світлофора SN109. Це так звана точка неповернення, після якої ніякі події не можуть вже зняти реальний ризик зіткнення двох поїздів. Цей мінімальний інтервал (час неповернення) становить $\delta\tau = t_3 - t_2 = 8^{12} - 8^{11} = 1$ хв. У цьому проміжку ризик аварійної події вже дорівнював 1. Несчасний випадок був неминучим.

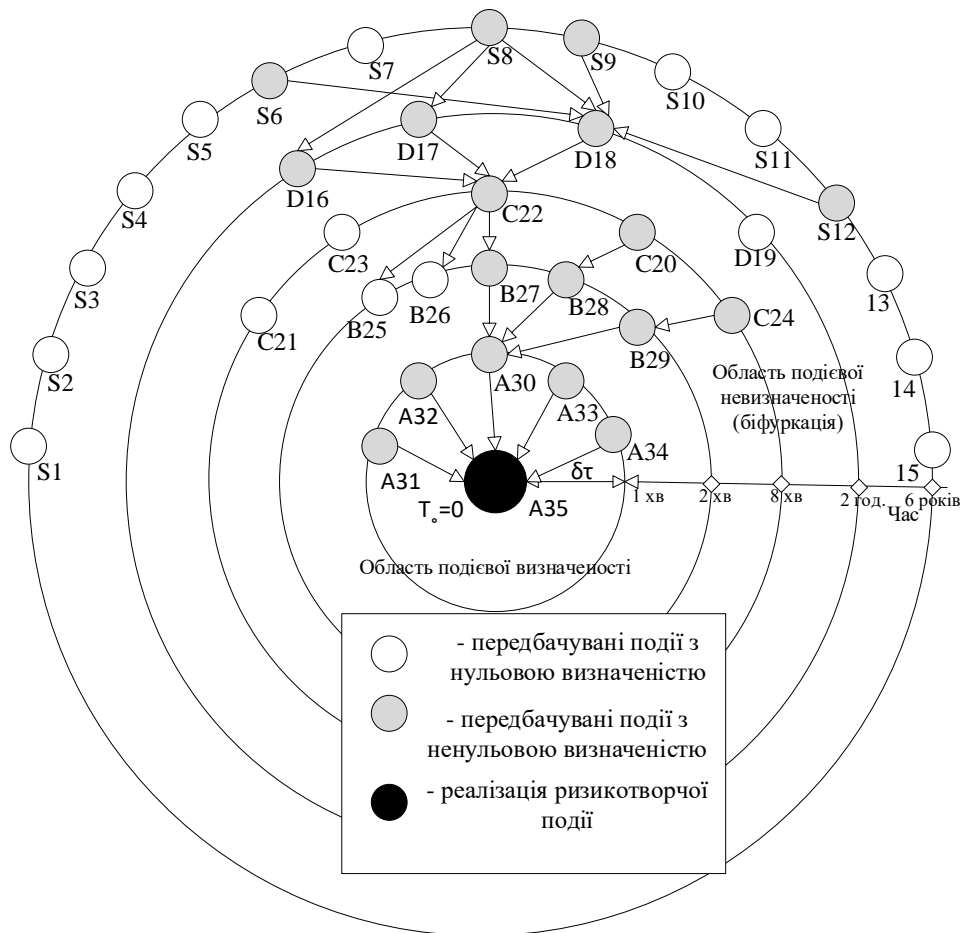


Рис. 1 – Графічна інтерпретація подій, що призвели до Паддінгтонської аварії

Таблиця 1

Таблиця відповідності подій у моделі аварії біля Паддінгтона

Обозначення	Мітка NS	Суть заходу
S1	x_1	Оголошено приватизацію залізниць.
S2	x_2	Право на управління залізничною інфраструктурою від приватного монополіста «Rail Train».
S3	x_3	Необхідність проведення планових ремонтів залізниць.
S4	x_4	Відмова від ремонтів залізниці в Паддінгтоні компанією “Rail Train”.
S5	x_5	Установка нових світлофорів з автоматичним оповіщенням водіїв.
S6	x_6	Відсутність системних перевірок світлофорів.
S7	x_7	Професійні дії досвідченого машиніста (8 років досвіду).
S8	x_8	Професійні дії менш досвідченого машиніста (тиждень досвіду).
S9	x_9	Системна погана видимість світлофорів SN109 на виїзді з Паддінгтона.
S10	x_{10}	Вимушений рух на червоне світло при наближенні до світлофора SN109.
S11	x_{11}	Системні зупинки поїздів в районі SN109 за командою поїзної автоматики.
S12	x_{12}	Звичка машиністів до вимикання поїзної сигналізації на світлофорі SN109.
...13	...	Загалом у період з 1995 по 1999 рік на світлофорі SN109 у Паддінгтоні було 8 зупинок поїздів.
...14	...	1995 – Проїзд через SN109 у Паддінгтоні на червоне світло. Поїзд зупинили за 100 м від світлофора.
...15	...	1997. Червоне світло в Саутоллі, аварія IC: 139 поранених, 7 загиблих. 130 км/год.
D16	x_{13}	Вимушена заміна кваліфікованого машиніста перед поїздкою.
D17	x_{14}	Відсутність досвіду в аварійних ситуаціях у машиніста другого поїзда.
D18	x_{15}	5.10.99 – ранок, сонце заважає видимість світлофору SN109 на виїзді з Лондона.
D19	x_{16}	6.03 – початок руху першого поїзда до Лондона (Паддінгтон).
C20	x_{17}	7.57 – наближення першого поїзда до вокзалу Паддінгтон по IV колії.
C21	x_{18}	7.54 – підготовка до відправлення поїзда з Паддінгтона.
C22	x_{19}	8.06 – початок руху поїзда з Паддінгтона по III колії.
C23	x_{20}	8.07 – жовтий сигнал на світлофорі SN109 для другого поїзда.
C24	x_{21}	8.07 – автоматичний сигнал в кабіні машиніста відключений і не активується.
B25	x_{22}	8.09 – обмежена видимість червоного світла для другого потягу на світлофорі SN109 з-за сонця.
B26	x_{23}	8.09 – другий поїзд проїжджає світлофор SN109.
B27	x_{24}	8.11 – автоматична спрямованість другого поїзда на IV колію (в бік першого состава).
B28	x_{25}	8.11 – диспетчер не встигає включити червоний світ перед першим поїздом.
B29	x_{26}	8.11 – проїзд стрілочного переводу IV колії першим поїздом після світлофора SN120.
A30	x_{27}	8.11 – точка неповернення.
A31	x_{28}	8.12 – зіткнення поїздів.
A32	x_{29}	8.12 – механічні розриви паливних баків.
A33	x_{30}	8.12 – іскріння внаслідок зіткнення та тертя металу об метал.
A34	x_{31}	8.12 – вибухи паливних баків.
A35	x_{32}	8.12 – факт аварії.
...
O36	x_{33}	Відсутність аварії.

Звернемося до проблеми потенційного ризику повторення трагедії Паддінгтона. Вона може звучати так.

«Знайти відображення образів подій, що передували Паддінгтонській трагедії, які утворюють безперервний ряд з реальними причинно-наслідковими зв'язками, і можуть призвести, а можуть і не привести до означеної катастрофи».

Тобто ми свідомо орієнтуємо вирішення проблеми лише на два результати: станеться аварія (ризик $Y_1 = 1$) або аварія буде виключена (ризик $Y_0 = 0$). Ми приходимо до бінарного відображення власного суб'єктивного очікування з переліку ризикоутворюючих подій, пов'язаних у часі з певною енергією зовнішньої дії на межі між невизначеністю і чітко визначеними станами системи, які або можуть, або не можуть привести до реалізації ризикової події.

Для управління ризиком в даному випадку використовується п'ятисинапсна модель нейронної мережі NS (рис. 2). Кількість нейронів у кожному з п'яти шарів синапсу вибирається виходячи з логіки руху сигналу. Обмежуючим фактором тут виступає навіть не кількість вхідних сигналів в мережі, а їх невизначеність, а також мінливість при роботі такої мережі. Наприклад, перший шар синапсу має справу з 42 зовнішніми сигналами. З означеними 8 нейронами першого прихованого шару показано, вирішальна система повинна мати можливість вибирати з 294 варіантів подій. Потім до другого синапсу їх число збільшується до 13 818 варіантів подій і так далі. При цьому кожен наступний синапс повинен мати раціональне поєднання нейронів меншої кількості, ніж в попередньому прихованому шарі, щоб рішення завдання не було зайвим.

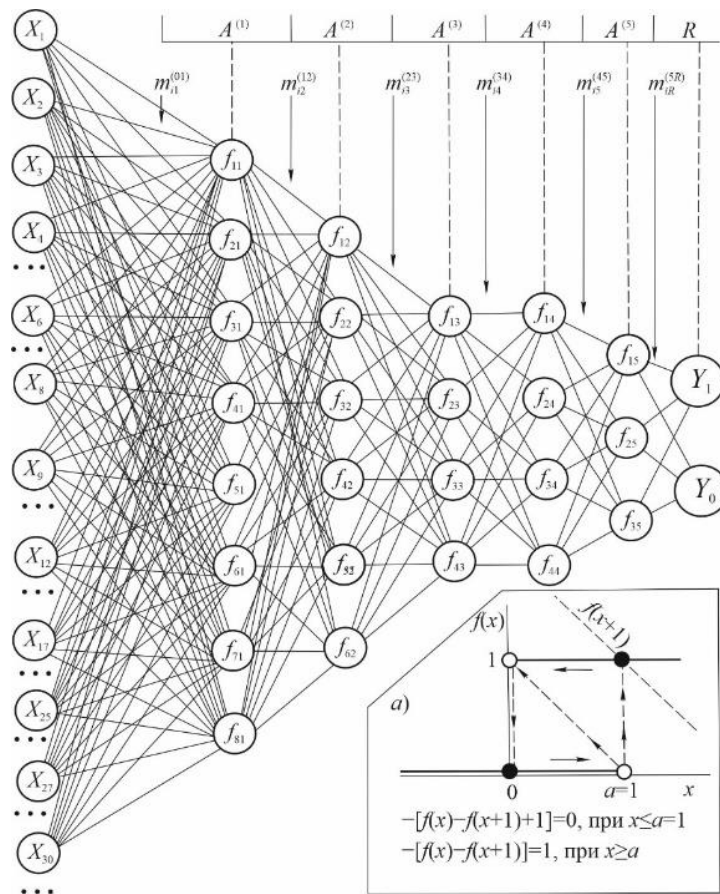


Рис. 2 – П'ятисинапсна нейромережева модель NS для прогнозування та запобігання потенційним ризикам, пов'язаним з Паддінгтонською аварією

Перший прихований шар синапсів в моделі NS, що складається з 8 нейронів, представлений як відповідальний за поведінку і подієвість, пов'язану з інфраструктурою системи (стаціонарні елементи – шляхи, стрілки, світлофори, диспетчерська служба). Перевага сигналу залежить від комбінації вагових коефіцієнтів m_{i1}^{01} від кожного вхідного сигналу до кожного нейрона

«навченого» першого шару. Другий прихований шар синапсів Вона включає в себе нейрони, налаштовані на образи подій рухомих частин системи (поїздів, машиністів, їх підготовки, системи автоматичного оповіщення в кабінах поїздів, мобільну видимість світлофорів). Система переваг в цьому шарі визначається коефіцієнтами, що позначаються в системі навчання як m_{i2}^{12} . Третій і четвертий шари синапсів представлені можливостями порівняння сигналів першого і другого шарів з метою узгодження їх для образності і комбінації найбільш активних з них в залежності від поєднання коефіцієнтів переваги сигнальних зображень m_{i1}^{01} та m_{i2}^{12} з коефіцієнтом m_{i3}^{23} , а також комбінації коефіцієнтів m_{i1}^{01} , m_{i2}^{12} і m_{i3}^{23} з коефіцієнтом m_{i4}^{34} за принципом

$$\max m_{i1}^{01} \cap \max m_{i2}^{12} \rightarrow m_{i3}^{23} \tag{1}$$

та

$$\max m_{i1}^{01} \cap \max m_{i2}^{12} \cap \max m_{i3}^{23} \rightarrow m_{i4}^{34}. \tag{2}$$

І, нарешті, п'ятий, останній прихований шар синапсів буде налаштований на синхронізацію активних сигналів двох попередніх нейронних шарів з метою отримання відношення сигналів двох груп нейронів (I і II шарів) до вихідних параметрів моделі Y_1 або Y_0 , як підсумок роботи всієї частини прихованих шарів моделі нейронної мережі за умовою

$$\max m_{i3}^{23} \cap \max m_{i4}^{34} \rightarrow m_{i5}^{45} \text{ та} \tag{3}$$

$$\max m_{i3}^{23} \cap \max m_{i4}^{34} \cap \max m_{i5}^{45} \rightarrow m_{iR}^{5R}. \tag{4}$$

Другою умовою вибору для прихованих шарів активації є тип самої функції активації для нейронів кожного шару. В якості функції активації $f(x)$ нейронів синапсу виберемо біфуркаційну залежність подвоєного облікового періоду в зв'язку з кількістю і невизначеністю змісту облікових показників, що впливають на кінцевий результат (рис. 2, а).

При створенні такої моделі ми будемо використовувати можливості відкритої бібліотеки програм з надбудовою *Keras*, а також ресурс бібліотеки *MLOps* на платформі *TensorFlow* [5-7]. При цьому інструментарій машинного навчання *Comet* на мовній платформі *Python* сумісний з існуючими *ML*-бібліотеками, що дозволяє працювати з кодованими параметрами і метриками в напрямку прогнозування вихідних сигналів. Крім того, інструмент *Comet* включає необхідні набори функцій інтеграції для внутрішньої синапсичної бази даних і спрощує їх узгодження з іншим програмним забезпеченням *Machine Learning*.

Вихідні дані для системи тренування NS (*back propogation*) наступні:

- поріг активації моделі приймається для негативних рішень $h_{Y_0} = 0,055$, для позитивних рішень $-h_{Y_1} = 1,000$;
- параметр очікуваного результату у всіх випадках $D = 12$;
- крок збіжності за алгоритмом «back propagation» $\lambda = 0,0001$;
- задана помилка пошуку в мережі $\varepsilon_{зад} = 0.0025$.

При цьому вагові коефіцієнти, як носії «пам'яті» нейронної мережі, зазнають суттєвих змін (табл. 2).

Таблиця 2

Параметри стійкості періоду навчання для нейронної моделі Паддінгтонської аварії

Номер і потужність синапсу	Число ітерацій n	Фактична пошукова похибка, $\varepsilon_{факт}$	Сумарна похибка вагових коефіцієнтів для кожної з n ітерацій, %								
			1	2	3	4	5	6	...	25	
1	8	25	0,00337	128,31	105,12	92,60	77,46	34,55	42,99	...	5,857
2	6	25	0,00295	69,18	68,54	71,05	32,86	33,22	27,48	...	4,142
3	4	25	0,00311	54,11	36,12	37,43	33,79	25,25	22,62	...	2,911
4	4	25	0,00261	41,09	42,48	44,51	11,12	11,77	5,55	...	0,110
5	3	25	0,00245	29,21	26,47	14,92	9,51	3,44	2,59	...	0,050

Результати моделювання NS заданої конфігурації для ідентифікації можливих аварій в системі залізничних перевезень на Великій Західній головній лінії залізниць Великобританії, в об'язі зазначених вхідних сигналів, представлені в таблиці 3.

Таблиця 3

Результати роботи NS в умовах заданих вхідних сигналів бінарного змісту (світлий колір вказує на вихідні функції системи, які не призводять до реалізації ризику, темний колір вказує на вихідні функції системи, які однозначно призводять до реалізації ризику)

x_i	$m_i^{(A)}$	$m_i^{(A)'}$	$f_i^{A(1)}$	$f_i^{A(2)}$	$f_i^{A(3)}$	$f_i^{A(4)}$	$f_i^{A(5)}$	$Y_1; Y_0$
x_1	0	0,316	1,0902721	3,0454421	2,7798888	2,5455654	2,5405554	0; 0
x_2	1	0,516	4,3298578	2,7778752	4,1545567	4,2194489	4,1329321	0; 0
x_3	1	1,932	0,0001906	0,0001199	0,0001843	0,0001934	0,0001651	0; 1
x_4	1	1,873	0,5545567	0,9815545	1,1329185	0,9654705	0,9589579	1; 0
x_5	0	0,045	2,1186398	2,2988688	1,9823245	2,1184412	2,1524658	1; 1
x_6	1	1,695	12,3478122	10,8269352	9,0825580	10,1119111	9,7757794	1; 0
x_7	0	0,451	0,3845009	0,2569285	0,2321542	0,2778789	0,2545682	1; 1
x_8	1	1,777	0,0355483	0,0717111	0,0344444	0,0997683	0,0023617	0; 1
x_9	1	1,033	0,1734185	0,3274457	0,2254411	0,9184457	1,0124458	1; 0
x_{10}	1	0,774	35,2108235	22,7774602	19,7773759	17,1128290	15,3535550	0; 0
x_{11}	0	0,581	18,2548938	24,5545109	2,8759781	5,5564781	8,9997078	1; 1
x_{12}	1	1,163	0,2846008	0,3837915	0,4795554	0,7274222	1,0054123	1; 0
x_{13}	0	0,984	-	-	-	-	-	0; 0
x_{14}	1	0,269	-	-	-	-	-	0; 0
x_{15}	1	1,759	-	-	-	-	-	0; 0
x_{16}	0	0,519	2,9455554	5,9476654	7,8112223	3,4565847	3,9898334	0; 0
x_{17}	1	1,823	0,1459093	0,1296777	0,0451612	0,9175258	1,0032774	1; 0
x_{18}	1	0,771	33,7777936	5,5489453	1,2356778	5,0098692	4,0091001	1; 1
x_{19}	0	0,031	25,0916666	31,4071045	13,7587555	12,9801421	12,2009689	0; 0
x_{20}	0	0,256	38,1104435	35,0931680	29,2128235	37,7278456	35,0091258	1; 1
x_{21}	0	0,011	24,1738907	25,0092721	13,1122456	47,2809492	29,1111693	0; 0
x_{22}	0	0,033	13,0167777	7,1765270	5,9167729	3,0008846	4,0155370	0; 0
x_{23}	0	0,718	1,2777416	0,8912121	0,5561141	1,5783436	1,5504704	1; 1
x_{24}	1	1,199	7,0810027	5,3914321	31,1545521	13,7778178	15,2893332	1; 1
x_{25}	1	1,558	2,7353359	2,1835583	1,8169480	1,2555500	0,0012889	0; 1
x_{26}	0	1,481	1,5482121	1,4802179	1,0930033	0,5569614	0,2255145	0; 0
x_{27}	1	1,092	7,1649267	3,1054471	5,7538122	1,4022045	0,0021009	0; 1
x_{28}	1	1,111	0,6899888	0,3501487	0,7772275	1,0087729	1,0882588	1; 0
x_{29}	0	1,589	7,5755116	9,2846554	5,9888567	6,1235556	6,0009912	1; 1
x_{30}	1	1,997	0,2548802	0,0917295	0,0146465	0,0922112	0,05511165	1; 1
x_{31}	1	1,310	0,9821495	0,64152169	0,2100123	0,0650721	0,0794431	1; 1
x_{32}	1	0,823	1,9619555	0,8829444	1,3494005	1,4309285	1,3502947	1; 1
x_{33}	1	1,448	4,6559554	3,9483687	4,0197592	5,4648789	4,2605704	1; 1
x_{34}	1	1,581	1,7754498	0,9501111	2,8804400	1,5609090	1,0542009	1; 0
x_{37}	1	0,786	4,3859026	6,9888290	3,2155555	2,1235514	2,2263451	1; 1
x_{38}	1	1,138	8,849314	9,1274563	8,92754326	7,3331007	7,3749816	1; 1
x_{39}	1	1,327	1,5758281	2,1095378	1,7395587	1,9845389	1,1221381	1; 1
x_{40}	1	1,126	0,4519482	0,45932276	0,49675254	0,44891321	0,42071603	1; 1
x_{41}	1	1,064	0,4581111	0,2100154	0,3841110	0,6547345	0,9810098	1; 0
x_{42}	1	0,555	7,2109008	6,5409119	6,2889629	6,92671123	6,5455000	0; 0

Перш за все, звернемо увагу на події, які закінчуються сумою вихідних сигналів $Y_1, Y_0 = [0, 1]$, тобто однозначним підтвердженням умов, коли аварія стає неможливою. Це

стосується в першу чергу контролю вхідних сигналів x_3 та x_8 , а саме – актуальності своєчасного ремонту всієї залізничної інфраструктури, а також допуску до експлуатації поїздів тільки висококваліфікованих машиністів. За цими параметрами функція початкової біфуркації зведена до мінімуму $\min f_3^{A^{(5)}} = 0,0001 \approx 0$ і $\min f_8^{A^{(5)}} = 0,0023 \approx 0$, відповідно. Те ж саме відноситься до вхідних сигналів x_{25} та x_{27} – своєчасне відновлення видимості ключового світлофора SN109 в сонячну погоду і своєчасне повернення стрілочного переводу з 4-ї на 3-ю колію для другого поїзда. Про це свідчить досягнення мінімального значення параметра функції активації тільки до п'ятого синапсу ($\min f_{25}^{A^{(5)}} = 0,00128$) і ($\min f_{27}^{A^{(5)}} = 0,0021$) відповідно.

Події x_4 та x_6 також залишають простір для уникнення аварійної ситуації, але їх функція сумарної активації в останньому синапсі 0,9589 і 9,7757 відповідно перевищує поріг активації моделі і тому не може бути зарахована як значуща. Для урахування таких подій в моделі потрібно доповнення іншими неврахованими раніше подіями. Але при цьому модель повинна бути перетренованою, що є одним з її недоліків.

Безумовно, нас цікавлять вхідні сигнали в моделях, які однозначно призводять до реалізації ризиків при заданій структурі вхідних сигналів. Вони представлені в таблиці 4.

Таблиця 4

Потенційні ризикові події при заданих вхідних сигналах (x_i)
для моделі нейронної мережі Паддінгтонської аварії (при умовах $\max f_i^{A^{(5)}} \rightarrow 1$)

x_i	Y_1, Y_0	$\max f_i^{A^{(5)}}$	Зміст патерна
x_9	1, 0	1,0124	Системна недостатність видимості світлофорів SN109 на виїзді з Паддінгтона
x_{12}	1, 0	1,1054	Звичка машиністів до вмикання поїзної сигналізації на SN109
x_{17}	1, 0	1,2032	Відсутність досвіду роботи в аварійних ситуаціях у машиніста другого поїзда
x_{28}	1, 0	1,1882	Затримка диспетчером включення червоного світла перед першим потягом
x_{34}	1, 0	1,1542	Наявність повних паливних баків без додаткового захисту від детонації
x_{41}	1, 0	0,82109	Страйки обслуговуючого персоналу та заміна його менш кваліфікованими

Модель показала, що попереднє виключення хоча б однієї будь-якої з можливих помилок в межах траєкторії S8-D16(D17(D18))-C22-B27-A30-A35 не призведе до реалізації образу ризикоутворюючої події (табл. 3). У цьому випадку модель представляє як превентивний захід уникнення події S3, що цілком очевидно, або уникнення події S8, яка пов'язана з попередньою роботою з підготовки машиністів і не завжди поєднується з можливими ризиками конкретного походження. Але такі результати можуть бути підтвержені і візуально (рис. 1), що лише підкреслює правильність роботи NS.

А ось на траєкторії S12-D18-C22-B27-A30-A35 вже потрібно буде усунути дві можливі помилки, щоб мінімізувати ризик, що є більш складним завданням для звичайної профілактики, а без моделювання він не завжди може проявитися, як потенційний ризик. А якщо взяти до уваги комбінації подій S3 і S5, які ми спочатку вважали припущеними з нульовою впевненістю, але в нашій моделі NS вони стають ризикоутворюючими (табл. 3), то результати, отримані моделлю при візуальному огляді цієї траєкторії, взагалі не можуть бути виявлені як передбачені, без моделювання.

Найважливіші помилки в системі, що призводять до реалізації ризику, були пов'язані з подіями в області подієвої невизначеності (біфуркації, рис. 1), а саме B27, B28, B29 і ті, що передують їм – C20, C22, C24. Врахування таких ланцюгів дає можливість забезпечити попередження ризику або на ранніх значних часових інтервалах, або в моменти, що передують виникненню подієвої невизначеності, яка в цьому випадку називається «точкою неповернення».

Представляє інтерес така послідовність подій, як S6(S9(S12))-D18-C22-[біфуркація], що позначена моделлю NS і відсутня на схемі (рис. 1). Вона пов'язана з роботою світлофорів і звично

пасивною реакцією на їх сигнали з боку машиніста в яскравий сонячний день. Ця залежність однозначно призводить до подієвої невизначеності (послідовність біфуркації сигналів в прихованих синапсах системи), яка полягає у втраті диспетчером контролю над послідовністю подій і відсутність будь-яких превентивних дій. Причиною цього є невідповідність диспетчерського персоналу, яка взагалі не була врахована Комісією, і їх головна помилка, виключення якої могло б завдати ризику матеріалізуватися зі 100% впевненістю. Це результат, який дає модель NS, всупереч виявлених нами причинно-наслідковим подій (рис. 1). Логічне трактування цього ланцюжка подій повністю вписується у відомий сценарій того, що сталося.

Функціональну визначеність іншого виду супроводжують вхідні сигнали x_{20} та x_{24} з аномально малими ваговими коефіцієнтами відносно початкових. Їх зміст при проходженні сигналу через всі п'ять синапсів є незмінно впливовим для системи, але явно невизначеним: факт реалізації образу ризикоутворюючої події існує, але при цьому підтверджується і його відсутність (1, 1). Таке пояснення не є логічним, і NS відкидає його зі значеннями вже навчених вагових коефіцієнтів для цих сигналів. Для інших подібних результатів модель показує приблизно однакові вагові коефіцієнти, що вказує на їх рівну участь у NS.

Висновок

Попередження подібних аварій за допомогою нейронних мереж має зводитися до автоматичного відстеження зображень потенційних ризикоутворюючих подій, закладених при навчанні у NS, та попередження принаймні одного-двох з таких, що відстежуються. Слід зазначити, що така модель NS може бути корисною не тільки для умов Великої Західної головної лінії залізниць Великобританії, але і для інших систем, на які поширюються ті ж правила експлуатації, що і в нашому прикладі. Звичайно, з відповідною перепідготовкою.

Перелік використаних джерел:

1. Ladbroke Grove rail crash. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Ladbroke_Grove_rail_crash (дата звернення: 05.07.2023).
2. Paddington rail disaster: «Her last words to me were goodbye, Daddy». URL: <https://www.telegraph.co.uk/news/uknews/road-and-rail-transport/11124741/Paddington-rail-disaster-Her-last-words-to-me-were-goodbye-Daddy.html> (дата звернення: 10.08.2023).
3. Ladbroke Grove rail disaster. URL: <http://www.london-fire.gov.uk/museum/history-and-stories/historical-fire-and-incidents/Ladbroke-grove-rail-disaster/> (дата звернення: 17.07.2023).
4. Капский Д. В. Теоретические основы прогнозирования аварийности на конфликтных объектах. *Дороги и мосты*. 2006. Вип. 8. С. 83-87.
5. TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Distributed Systems / M. Abadi et al. 2016. 19 p. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1603.04467>.
6. Cohen M., Grossberg S. Absolute stability of global pattern formation and parallel memory storage by competitive neural networks. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1983. Vol. SMC-13. Iss. 5. Pp. 815-826. DOI: <https://doi.org/10.1109/TSMC.1983.6313075>.
7. Data Governance: The definitive guide, and tools to operationalize data trustworthiness / T. Eryurek et al. Beijing-Boston-Tokyo : O'Reilly, 2021. 428 p.

References:

1. Ladbroke Grove rail crash. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Ladbroke_Grove_rail_crash. Accessed on: July 05, 2023.
2. Paddington rail disaster: «Her last words to me were goodbye, Daddy». [Online]. Available: <https://www.telegraph.co.uk/news/uknews/road-and-rail-transport/11124741/Paddington-rail-disaster-Her-last-words-to-me-were-goodbye-Daddy.html>. Accessed on: August 10, 2023.
3. Ladbroke Grove rail disaster. [Online]. Available: <http://www.london-fire.gov.uk/museum/history-and-stories/historical-fire-and-incidents/Ladbroke-grove-rail-disaster/>. Accessed on: July 17, 2023.
4. D.V. Kapskiy, «Teoreticheskiye osnovi prohozyrovaniya avariynosti na konfliktnykh ob'ektakh» [«Theoretical foundations for predicting accidents at conflict sites»], *Dorohy y mosty – Roads and bridges*, vol. 8, pp. 83-87, 2006. (Rus.)
5. M. Abadi et al. *TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Distributed Systems*. 2016. doi: [10.48550/arXiv.1603.04467](https://doi.org/10.48550/arXiv.1603.04467).

6. M. Cohen, and S. Grossberg, «Absolute stability of global pattern formation and parallel memory storage by competitive neural networks», *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-13, iss. 5, pp. 815-826, 1983. doi: **10.1109/TSMC.1983.6313075**.
7. T. Eryurek, U. Gilad, V. Lakshmanan, A. Kubunguchy-Grant, and J. Ashdown, *Data Governance: The Definitive Guide, and Tools to Operationalize Data Trustworthiness*. Beijng-Boston-Tokyo: O'Reilly Publ., 2021.

Стаття надійшла 25.12.2023

Стаття прийнята 20.01.2024