

151 АВТОМАТИЗАЦІЯ ТА КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНІ ТЕХНОЛОГІЇ

УДК 004.89:656.11

doi: 10.31498/2225-6733.45.2022.276240

© Волошин В.С.¹, Данилова Т.Г.²

ІНСТРУМЕНТАРІЙ ДЛЯ ОПИСУ ТА УПРАВЛІННЯ ПОДІЄВИМИ РИЗИКАМИ

В основі роботи знаходиться положення про те, що імовірісно-статистичні методи оцінки ризиків у сучасній інженерії вже не відповідають потребам користувачів у різних галузях людської діяльності. У роботі показані можливості нейронних мереж як механізм прогнозування ризиків від небажаних подій у різних сферах застосування. Розроблено трисинапсу модель перцептронного прямого поширення для вирішення задачі про автомобільні транспортування легкозаймистих рідин, зокрема бензину, що є дуже актуальним для сучасного стану питання в Україні. Систематизовано попередні вагові коефіцієнти для кожної входної дії. Створені програмні продукти з використанням мови Python і додатків Keras, що дозволяють працювати з нейронними мережами такого роду. Показані результати «навчання» трисинапсної моделі для вирішення аналогічних завдань. На прикладі показано результати навчання нейронної мережі, зокрема, розраховано результуючі значення вагових коефіцієнтів. Показано роботу такої мережі. Методично відпрацьовано механізм прогнозування ризиків, пов'язаних з аваріями за деяких найбільш актуальних умов автоперевезень. Підсумком роботи моделі є уявлення про те, що в зазначений період транспортування бензину в автоцистерні заданої конфігурації з конкретним обсягом перевезення та заданим станом автошляхів, основний ризик, орієнтований на сукупність можливих подієвих факторів, пов'язаний з накопиченням електростатичних зарядів в результаті розгойдування системи в дорозі з наступним вибухом, наприклад, при зливі рідини у місці призначення. Причому такий ризик є однозначним і не залежить від стану інших параметрів системи. Результати аналізу підтверджуються практичними даними, а саме ризики, пов'язані з накопиченням статичної електрики, мають механізми нейтралізації ще до їх появи. Показано залежність обсягу накопичення електростатичних зарядів від тривалості транспортування рідини.

Ключові слова: ризик, подія, нейронна мережа, прогнозування ризику, автотранспортні перевезення.

V.S. Voloshyn, T.G. Danylova. Toolkit for description and management of event risks. The work is based on the proposition that the probabilistic-statistical methods of risk assessment in modern engineering no longer meet the needs of users in various fields of human activity. The paper shows the capabilities of neural networks as a mechanism for predicting risks from undesirable events in various fields of application. A three-synapse model of a direct propagation perceptron has been developed to solve the problem of automobile transportation of flammable liquids, in particular, gasoline, which is very relevant for the current state of the issue in Ukraine. A software product has been created using the Python language and Keras applications that allow to operate with neural networks of this kind. The results of «training» of the three-synapse model for solving similar problems

¹ д-р техн. наук, наук, професор, voloshin@pstu.edu

² канд. техн. наук, доцент, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, daniлова_t_g@pstu.edu

in the field of transport are shown. Preliminary weight coefficients for each input action are systematized. The example shows the results of training a neural network, in particular, the resulting values of the weight coefficients are calculated. The operation of such a network is shown. A mechanism for predicting the risks associated with accidents in some of the most relevant conditions of road transportation has been methodically developed. The result of the model operation is the idea that during the specified time period of gasoline transportation in a tank truck of a given configuration with a specific volume of transportation and a given state of roads, the main risk, oriented to a set of possible event factors, is associated with the accumulation of electrostatic charges as a result of system swaying on the way, followed by explosion, for example, when liquid is drained at the destination. Moreover, such a risk is unambiguous and does not depend on the state of other system parameters. The results of the analysis are confirmed by practical data, namely, the risks associated with the accumulation of static electricity have neutralization mechanisms even before their accumulation. The dependence of the volume of accumulation of electrostatic charges on the duration of liquid transportation is shown.

Key words: risk, event, neural network, risk forecasting, motor transport.

Постановка проблеми. Останнім часом з'являється все більше публікацій, пов'язаних із незадоволеністю оцінки ризику імовірно-статистичними методами на користь так званого подієвого ризику [1-5]. Коли у основі предмета перебувають події, які реально призводять до критичних станів аналізованих систем.

Залишаючи право на ризик мати ймовірнісну характеристику, як кількісну, але постфактумну значущість, слід підкреслити важливу умову – прогнозованість ризику задля запобігання появі таких подій, що здається більш актуальним порівняно з його постфактумною кількісною оцінкою. Вирішення такої проблеми неможливо без іншого, альтернативного, варіанту логічного аналізу ризикуотворюючої системи.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Механізм оцінки ризиків поступово зміщується у бік математичної логіки. Подібний інструментарій передбачається, як зручніший та об'єктивніший, якщо перед дослідником ставиться завдання його оцінки не лише наступної за ризикотворчою подією, а й аналізу його наступу, а також попередження (профілактики) подійових ризиків. Подійні ризики є одним з джерел вирішення такої проблеми [6].

Сучасний спосіб реалізації альтернатив, логічних схем, представлених певними висловлюваннями, формалізованими для зручності застосування, представляє логіка нейронних мереж [7, 8]. Сенс їх застосування в теорії подійних ризиків зводиться до можливостей зіставлення смислових та формалізованих термінів (предикатів) та можливостей здійснювати деякі математичні дії над цими подіями. Нейронні мережі працюють за принципом логічної узгодженості між такими подіями в обсязі свого навчання і тому можуть бути дуже зручними для вирішення завдань про прогнозування ризиків як похідної від подійності в досліджуваній системі. Однак адаптація таких моделей дуже непростя для системи розпізнавання та прогнозування ризиків.

Мета роботи – показати можливості моделей нейронних мереж прямого поширення стосовно вирішення прикладних завдань, як інструментарій для прогнозування ризиків.

Виклад основного матеріалу. Кількість розроблених варіантів моделей нейронних мереж досить велика, тому їх можливості різноманітні. Розглянемо застосування нейронних мереж прямого поширення (Feed forward neural networks, FFNN) для вирішення типового завдання про ризики при автомобільних перевезеннях легкозаймистих рідин, на прикладі бензину.

Завдання формулюється в такий спосіб.

Умова задачі. Транспортування бензину в зимовий час автошляхами України. Тип бензовозу SF3340.4S_12. Об'єм палива, що перевозиться, – 40 м³. Час у дорозі $t_n \div t_0 = 12$ годин. Потрібно створити прогностичну модель аварійних ситуацій даної системи.

Фактори, що впливають на процеси ризикутворення на автодорогах у даному випадку, зводяться до наступних ($i = 1.1 \div 1.7, 2.1 \div 2.4, 3$; з них обліковими є фактори $i' \in i$) (табл. 1).

Таблиця 1

Систематизація факторів, що впливають на ризикутворення при перевезенні легкозаймистих рідин

№ п/п	Порядк. номер сигналу i	Назва предиката	Вхідний сигнал, x_i
1. Внутрішні фактори системи			
1	1.1	«співвідношення зовнішньої температури та температури спалаху рідини»	x_{11}
2	1.2	«температура нагріву автоцистерни»	x_{12}
3	1.3	«ступінь наповнення автоцистерни»	x_{13}
4	1.4	«іскроутворення в дорозі»	x_{14}
5	1.5	«статична електрика, що накопичується в автоцистернах при розгойдуванні рідини»	x_{15}
6	1.6	«вібрація, трясіння в технічній системі»	x_{16}
7	1.7	«несправність автоцистерни, її арматури та запірного обладнання»	x_{17}
2. Зовнішні чинники системи			
8	2.1	«стан автомагістралей»	x_{21}
9	2.2	«зовнішні механічні удари, деформація тіла цистерни»	x_{22}
10	2.3	«кліматичні фактори»	x_{23}
11	2.4	«фактори зовнішнього впливу»	x_{24}
3. Посидання зазначених та інших факторів			

Розроблено трисинапсну модель нейронної мережі (рис. 1), яка дозволить отримати відповідь на запитання: які із зазначених вище факторів можуть надавати вирішальний вплив для ризику при їзді пересіченою місцевістю з неякісним дорожнім покриттям. Основні параметри нейронної мережі представлені у табл. 2. Значення вагових коефіцієнтів для вхідних сигналів представлені в табл. 4.

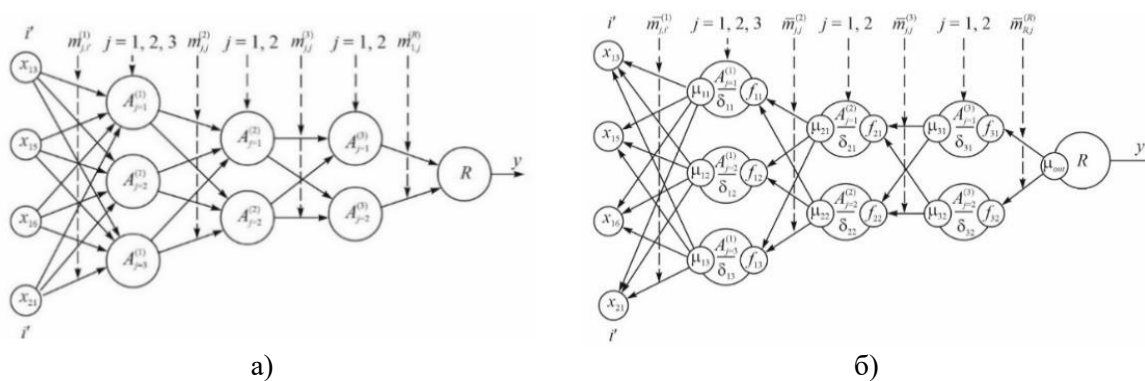


Рис. 1 – Трисинапсна модель нейронної мережі стосовно вирішення завдань про перевезення бензину (у параметрах див. табл. 2 і 3). Тут а) – модель прямої дії; б) – навчання (коригування вагових коефіцієнтів) моделі

Таблиця 2

Основні параметри нейронної мережі стосовно завдання транспортування бензину

Часовий інтервал	1.3		1.5		1.6		2.4		Вагові коефіцієнти синапсів			
	$x_{1.3}$	$m_{1.3}$	$x_{1.5}$	$m_{1.5}$	$x_{1.6}$	$m_{1.6}$	$x_{2.1}$	$m_{2.1}$	$m_{A1}^{(A)}$	$m_{A2}^{(A)}$...	$m_{AA}^{(A)}$
t_H	1	0,4	1	1,25		1	0,90	0	1,45
Δt_1	-1	0,0	1	1,25		1	2,3	-1	0,55

Продовження таблиці 2

Часовий інтервал	1.3		1.5			1.6		2.4		Вагові коефіцієнти синапсів			
	$x_{1,3}$	$m_{1,3}$	$x_{1,5}$	$m_{1,5}$		$x_{1,6}$	$m_{1,6}$	$x_{2,1}$	$m_{2,1}$	$m_{A1}^{(A)}$	$m_{A2}^{(A)}$...	$m_{AA}^{(A)}$
$\Delta\tau_2$	0	0,0	1	1,75		1	2,50	1	0,35
$\Delta\tau_3$	0	0,0	1	1,90		1	2,50	-1	0,0
t_0	0	0,0	1	2,50		1	3,15	0	0,0
Нормативні показники													
Логичний опис класу подій						Клас C_1 (істина)				Клас C_2 (брехня)			
Число заданих образів для кожного класу						$N = 5$							
Поріг активації						$h=4,0$							
Параметр зміщення лінії поділу						$b=3$							
Параметр очікуваного результату						$D=4$							
Крок збіжності алгоритму «back propagation»						$\lambda = 0,2$							
Задана пошукова помилка мережі						$\varepsilon=0,05$							

Таблиця 3

Наведені значення вагових коефіцієнтів для вхідних сигналів у задачі транспортування бензину

№ п/п	Назва параметра	Обозн.	Фізична розмірність $x_{...}$	Відносна розмірність
1	Іскроутворення в системі, x_{13} , %	m_{13}	75 ÷ 90	0,4
2	Поява статичн. заряду, x_{15} , А/с·м	m_{15}	0,0 ÷ 0,4	1,25
3	Вібрація, трясіння автомобіля, x_{16} , Гц	m_{16}	1 ÷ 36	0,9
4	Стан автомобіл. доріг, x_{21} , Δh , м	m_{21}	0,0 ÷ 0,4	1,45
5*	Температура повітря, °С	...	<0	0,001

*-температура повітря може бути одним із вхідних сигналів, який ми використовуємо у наших наступних розрахунках.

Для моделювання стану подій на кожному рівні активації скористаємося програмою APRS, записаною на Python. Результати кожного етапу активації представлені у табл. 4.

Таблиця 4

Результати розрахунку трисинапсної нейронної мережі для моделі автоперевезень бензину ($t_H \div t_0 = 12$ ч.)

Активация $A^{(1)}$							Активация $A^{(2)}$					
Δt	C_1	C_2	Вагові коефіцієнти				Δt	C_1	C_2	Вагові коефіцієнти		
			$m_{13}^{A^{(1)}}$	$m_{15}^{A^{(1)}}$	$m_{16}^{A^{(1)}}$	$m_{21}^{A^{(1)}}$				$m_{A_{1,2}}^{A^{(1)}}$	$m_{A_{1,2}}^{A^{(2)}}$	$m_{A_{1,2}}^{A^{(3)}}$
t_H	+1	-1	0,4	1,25	0,9	1,45	t_H	+1	-1	0,55	0,40	1,75
$\Delta\tau_1$	+1	-1	0,45	1,10	1,0	1,55	$\Delta\tau_1$	+1	+1	0,70	2,10	1,05
$\Delta\tau_2$	+1	-1	0,33	1,90	0,5	1,50	$\Delta\tau_2$	+1	-1	0,75	2,10	1,55
t_0	+1	-1	0,25	0,55	0,4	1,75	t_0	+1	-1	0,25	2,85	1,40
$C_1\{x_{13}, x_{15}, x_{16}, x_{21}\}; C_2\{0\}$							$C_1\{x_{15}, x_{16}, x_{21}\}; C_2\{x_{13}\}$					
Активация $A^{(3)}$							Підсумовування R					
Δt	C_1	C_2	Вагові коефіцієнти		Δt	C_1	C_2	Вагові коефіцієнти				
			$m_{A_{1,2}}^{A^{(2)}}$	$m_{A_{1,2}}^{A^{(3)}}$				$m_{A_1}^R$	$m_{A_2}^R$			
t_H	-1	+1	0,25		2,85	t_H	+1	-1	1,20	2,45		
$\Delta\tau_1$	+1	-1	1,10		2,45	$\Delta\tau_1$	+1	-1	2,20	2,65		
$\Delta\tau_2$	+1	-1	1,55		2,25	$\Delta\tau_2$	+1	-1	2,55	1,95		
t_0	+1	-1	1,20		2,45	t_0	+1	-1	2,40	2,25		
$C_1\{x_{15}, x_{16}\}; C_2\{x_{21}\}$							$C_1\{x_{15}, x_{16}\}; C_2\{0\}$					

З результатів розрахунку випливає, що після першої активації в $A^{(1)}$ – синапсі нейронної мережі всі чотири фактори залишилися активованими, як реальні в період часу $t_H \div t_0$. Тобто для них існують усі умови, які можуть призвести до аварійної ситуації. При другій активації $A^{(2)}$ ми отримали відмову в визнанні об'єктивним фактором x_{13} – «ступенем наповнення автоцистерни», який отримав ствердну оцінку класу C_2 (заперечення) в інтервалі часу $\tau_2 \div \tau_3$. Аналогічний результат щодо фактора x_{21} – «стан автомагістралей», ми отримали на третьому етапі активації $A^{(3)}$, коли в період $\tau_2 \div \tau_3$ програма відмовила в об'єктивності цьому фактору. Таким чином, підсумовуючі сигнали, які прийшли до реєстратора R, відносяться до параметрів x_{15}, x_{16} , тобто об'єктивно в період часу транспортування об'єму бензину 40 м^3 протягом часу $t_H \div t_0=12$ годин у зимовий період ми отримаємо аварійну ситуацію, при якій в результаті трясіння по поганій дорозі зростає роль накопичення статичного заряду в системі, яка не може бути нейтралізована захисним обладнанням і, при зливі бензину в стаціонарні резервуари, реальність спалаху парів бензину максимально висока.

Коригувальні розрахунки за ваговими коефіцієнтами за програмою навчання мережі ASAW дозволяють уточнити результат аналізу, жодним чином не впливаючи на образи достовірності вхідних сигналів (табл. 5).

Таблиця 5

Результати корекції вагових коефіцієнтів у трисинапсній нейронній мережі для моделі автоперевезень бензину взимку за 12 годин у дорозі

Коригування коефіцієнтів для суматора R					Коригування коефіцієнтів для синапсу $A^{(3)}$							
Δt	Клас подій		Вагові коефіцієнти		Δt	Клас подій		Вагові коефіцієнти				
	C_1	C_2	$\Delta m_{A_1}^R$	$\Delta m_{A_2}^R$		C_1	C_2	$\Delta m_{A_{1,2}}^{A_1^{(2)}}$	$\Delta m_{A_{1,2}}^{A_2^{(2)}}$			
t_H	+1	-1	-0,20	+1,77	t_H	-1	+1	-1,05	+2,22			
$\Delta\tau_1$	+1	-1	-0,55	-1,61	$\Delta\tau_1$	-1	+1	-0,24	+0,25			
$\Delta\tau_2$	+1	-1	+0,15	+0,23	$\Delta\tau_2$	-1	-1	-0,29	-1,05			
t_0	+1	-1	-1,35	+1,55	t_0	+1	-1	-0,35	-0,55			
Результат зустрічного розрахунку $C_1\{0\}; C_2\{x_{15}, x_{16}\}$					Результат зустрічного розрахунку $C_1\{x_{15}, x_{16}\}; C_2\{x_{21}\}$							
Коригування коефіцієнтів для синапсу $A^{(2)}$					Коригування коефіцієнтів для синапсу $A^{(1)}$							
Δt	Клас подій		Вагові коефіцієнти			Δt	Клас подій		Вагові коефіцієнти			
	C_1	C_2	$\Delta m_{A_{1,2}}^{A_1^{(1)}}$	$\Delta m_{A_{1,2}}^{A_2^{(1)}}$	$\Delta m_{A_{1,2}}^{A_3^{(1)}}$		C_1	C_2	$\Delta m_{14}^{A^{(1)}}$	$\Delta m_{15}^{A^{(1)}}$	$\Delta m_{16}^{A^{(1)}}$	$\Delta m_{21}^{A^{(1)}}$
t_H	-1	+1	-0,75	+0,12	-0,65	t_H	+1	-1	+0,25	-0,05	+0,15	-0,06
$\Delta\tau_1$	+1	-1	-0,21	+0,21	-0,73	$\Delta\tau_1$	+1	-1	-0,33	+0,12	-0,19	-0,12
$\Delta\tau_2$	+1	+1	-0,53	-1,32	-0,04	$\Delta\tau_2$	+1	-1	+0,93	-0,29	-0,31	+0,11
t_0	+1	-1	+1,31	-0,55	-0,27	t_0	+1	-1	-0,09	+0,45	-0,46	-0,25
Результат зустрічного розрахунку $C_1\{x_{15}, x_{16}, x_{21}\}; C_2\{x_{13}\}$					Результат зустрічного розрахунку $C_1\{x_{14}, x_{15}, x_{16}, x_{21}\}; C_2\{0\}$							

Розрахунки показали, що з усієї сукупності передбачуваних подій з вхідними сигналами $\{x_{13}, x_{15}, x_{16}, x_{21}\}$ реальну небезпеку представляє сукупність сигналів $\{x_{15}, x_{16}\}$, які на останньому етапі підсумовування дають однозначну відповідь у вигляді несуперечливого двовимірного симплекса « $C_1; C_2$ », де « C_1 » (+1) вказує на існування сполученої сукупності цих двох факторів, а « C_2 » (-1), вказує на відсутність заперечення такого поєднання подій. Це є умовою підтвердження події чи сукупності (див. табл. 3). При цьому контрольне накопичення електричних зарядів здійснюється практично протягом усього транспортного шляху в проміжку між t_H і t_0

(див. табл. 5). Тим не менш, уточнення вагових коефіцієнтів за програмою ASAW в межах 180% від вихідних даних показує уточнення, в якому фактор x_{16} перестає відігравати істотну роль на останніх етапах аналізу.

Таким чином, нейронна мережа видає нам уточнений результат вирішення шуканої задачі у вигляді наступного міркування:

- при транспортуванні бензину в автоцистерні типу SF3340.4S_12 з об'ємом палива, що перевозиться, 40 м³ по автодорозі з нерівним покриттям в зимовий час протягом 12 годин реальною є небезпека виникнення аварійної події, пов'язаної виключно з накопиченням статичної електрики, через вибух незалежно від інших вихідних даних. Можлива аварійна ситуація в період t_0 – початок зливу бензину.

Цікавий результат дає розрахунок можливостей для прояву аварійної ситуації під час транспортування бензину в залежності від тривалості поїздки з повною ємністю. Виконано розрахунки для параметра (t_n і t_0) відповідно 2 години, 3 години, 4 години, 5 годин, 5,5 годин, 6 годин, 9 годин, 12 годин.

Повна часова залежність системи представлена на рис. 2. Це пов'язані графіки залежностей образу « C_1 » та образу « C_2 » відповідно від інтервалу часу знаходження транспорту в дорозі за заданих зовнішніх умов. Звертає увагу інтервал знаходження в дорозі $4,0 \leq \Delta t \leq 5,5$ годин, для якого прийнятий алгоритм нейронної мережі не може достовірно визначити аварійну ситуацію, пов'язану з накопиченням статичної електрики в системі. Тут варіант образів « C_1 » (+1) та образів « C_2 »(+1), що дає результат «умов для підтвердження події немає». Цей інтервал може вважатися інтервалом невизначеності, поява якого залежить від вихідних нормативних параметрів, які закладаються в алгоритм розрахунку. Його мінімізація може бути досягнута лише підбором таких параметрів, як поріг активації (в даному випадку $h = 4,0$) у порівнянні з системою вхідних сигналів x_i та задана пошукова помилка (в даному випадку $\varepsilon = 0,05$) у діапазоні $0,01 \div 0,05$.

У цьому прикладі розмір цієї невизначеності залежить від завдання пошукової помилки в нейронній мережі в масштабі $\varepsilon = 0,05$. Нескладні розрахунки (рис. 2) показують, що за більш жорстких умов для допустимої пошукової помилки час невизначеності Δt знижується практично до нуля. Слід зазначити, що з інших зовнішніх умов завдання такі параметри можуть мати інші значення.

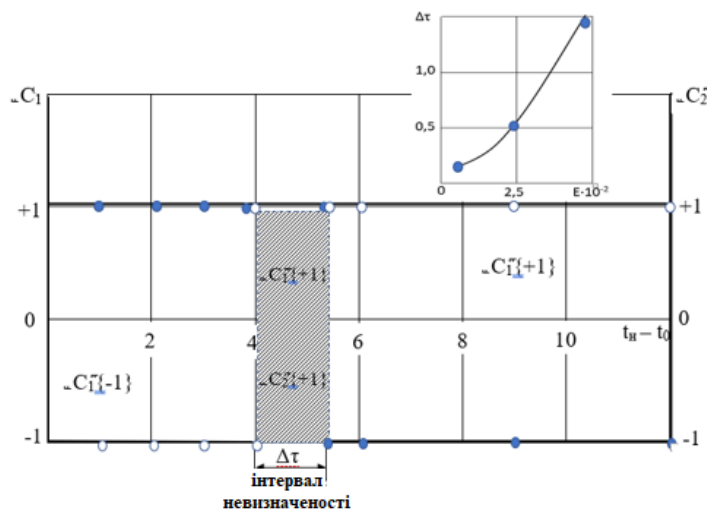


Рис. 2 – Взаємозв'язок появи подієвого ризику з можливими часовими інтервалами руху автотранспортного засобу, зокрема, залежно від необхідної точності результату

Виникає питання: чому такі аварії не трапляються в реальних умовах? Відповідь дуже проста. Тому що потенційний ризик, пов'язаний з накопиченням статичної електрики в системах транспортування легкозаймистих рідин, відомий давно. І давно відомі способи його запобігання, які активно застосовуються на практиці. Деякі з них такі:

- захисне заземлення автоцистерн та ємностей для зберігання бензину та безперервність електричного ланцюга з усіх електропровідних елементів автоперевізника під час перевезення та зливу рідини;

- застосування присадок для підвищення провідності нафтопродуктів при їх наливів, зливів та транспортуванні;

- нейтралізація зарядів статичної електрики у трубопроводах за допомогою електродів;

- застосування інертних газів, що перешкоджають накопиченню пари легкозаймистої рідини;

- запобіжні захисні заходи при зливів бензину в експлуатаційні ємності та ін.

Існування таких зовнішніх умов як додаткових вхідних сигналів (параметр x_{24}) може бути передбачено моделлю. У цьому ускладнюється її розрахунок, але підвищується точність прогнозу.

Висновки

Запропонована модель описує нестандартні умови для появи такої небезпеки в момент часу t_0 , але в залежності від зовнішніх параметрів, у тому числі, і від деяких поєднань із зазначених вище. Якщо хоча б один із перелічених вхідних параметрів з'являється під час експлуатації системи, то в момент часу t_0 це призводить до аварії. Крім того, модель показує тимчасові обмеження для такої системи: чим більший час у дорозі, чим інтенсивніший процес накопичення зарядів, тим небезпечніша система (див. рис. 2). Модель описує події у момент часу, що передують виникненню аварійної ситуації. Роль експлуатації полягає у попередній фіксації небезпечних вхідних сигналів у період, що передують часу t_0 , тим самим попереджаючи можливості появи аварії.

Перелік використаних джерел:

1. Демин В.Ф. Научно-методические аспекты оценки риска / В.Ф. Демин // Атомная энергия. – Том 86, вып. 1. – 1999. – С. 46-63.
2. Пампура В.И. Методологические ограничения метода дерева событий / В.И. Пампура // Доповіді Національної академії наук України. – 2008. – № 12. – С. 161-165.
3. Рудометкин С.В. Развитие механизмов риск-инжиниринга для укрепления экономической безопасности производственных предприятий: на материалах Ставропольского края : дис. ... канд. экон. наук : 08.00.05 / Рудометкин Сергей Владимирович. – Ставрополь, 2012. – 167 с.
4. Beck U. Risk Society: Toward a New Modernity / U. Beck. – Sage Pubns Ltd, 1992. – 142 p.
5. Луман Н. Общество, интеракция, социальная солидарность / Н. Луман // Человек. – 1996. – № 3. – С. 152-167.
6. Zhao D. Method of risk evaluation of information security based on neural network / D. Zhao, J. Liu, Z. Zhang // IEEE international Conference on Machine Learning and Cybernetics. – 2009. – Vol. 1, № 6. – Pp. 1127-1132. – Mode of access: <https://doi.org/10.1109/ICMLC.2009.5212464>.
7. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. – 1992. – 184 с. – Режим доступу: http://www.immsp.kiev.ua/postgraduate/Biblioteka_trudy/NejpkomputernTechnikaUossermen1992.pdf.

References:

1. Demin V.F. Nauchno-metodicheskie aspekty otsenki riska [Scientific and methodological aspects of risk assessment]. *Atomnaia energiya – Atomic Energy*, 1999, iss. 86, vol. 1, pp. 46-63. (Rus.)
2. Pampuro V.I. Metodologicheskie ogranicheniia metoda dereva sobytii [Methodological limitations of the event tree method]. *Dopovidi Natsional'noi akademii nauk Ukraini – Reports of the National Academy of Sciences of Ukraine*, 2008, № 12, pp. 161-165. (Rus.)
3. Rudometkin S.V. *Razvitie mekhanizmov risk-inzhiniringa dlia ukrepleniia ekonomicheskoi bezopasnosti proizvodstvennykh predpriatii: na materialakh Stavropol'skogo kraia. Diss. kand. techn. nauk* [Development of risk engineering mechanisms to strengthen the economic security of manufacturing enterprises: based on the materials of the Stavropol Territory. Cand. econ. sci. diss.]. Stavropol, 2012. 167 p. (Rus.)
4. Beck U. Risk Society: Toward a New Modernity. Sage Pubns Ltd Publ., 1992. 142 p.
5. Luman N. Obshchestvo, interaktsiia, sotsial'naia solidarnost' [Society, interaction, social

- solidarity]. *Chelovek – Human*, 1996, № 3, pp. 152-167. (Rus.)
6. Zhao D., Liu J., Zhang Z. Method of risk evaluation of information security based on neural network. *IEEE international Conference on Machine Learning and Cybernetics*, 2009, vol. 1, № 6, pp. 1127-1132. doi: 10.1109/ICMLC.2009.5212464.
 7. Uossermen F. *Neirokomp'uternaia tekhnika: Teoriia i praktika* [Neurocomputer Engineering: Theory and Practice], 1992. 184 p. Available at: http://www.immsp.kiev.ua/postgraduate/Biblioteka_trudy/NejropokomputernTechnikaUossermen1992.pdf (accessed 15 May 2022).

Рецензент: І.А. Ковалевський
канд. техн. наук, доц., ДВНЗ «ПДТУ»

Стаття надійшла 21.09.2021

УДК 004.89

doi: 10.31498/2225-6733.45.2022.276241

© Волошин В.С.¹, Кленін О.В.²

СПЕЦИФІКА ОЦІНКИ РИЗИКІВ В ПРОЕКТ-МЕНЕДЖМЕНТІ

*Робота присвячена питанням прогнозування ризиків в системах управління проектами. В якості варіанту, що враховує вплив суб'єктивних факторів при визначенні ризику в системах проект-менеджменту, пропонується використовувати аналітичні можливості нейронних мереж прямого поширення. Мережева модель, що створена, передбачає існування формули активації синапсів у вигляді біфуркаційних залежностей. Такий підхід, незважаючи на очевидні труднощі в навчанні такої нейронної мережі, дозволяє формалізувати її роботу в умовах невизначеності вхідних даних висловлювання для окремих нейронів. На прикладі системи управління проектами, для якої суб'єктивний фактор є очевидним як з боку виконавців проекту, так і з боку замовника, показані можливості таких моделей для аналізу можливих ризиків, пов'язаних як зі створенням, так і з реалізацією проектів. При цьому виключається ризик втрати будь-яких факторів в кінцевому результаті, що призводять до появи ризикоутворюючих подій або сценаріїв. Показано, як можна вручну піти від проблем з навчанням мережі нейронів передбачуваної конфігурації, пов'язаних з існуванням невизначеностей в системі. З обраних сценаріїв розвитку подій для реального управління проектами виділені ключові, в тому числі суб'єктивні, вхідні сигнали, які за допомогою роботи навчених прецептронів виділяються в реальні вихідні сигнали, що відображають систему ризиків в подібних проектах. Причому це здійснюється в узагальненому варіанті, без прив'язки до конкретних систем проектування. **Ключові слова:** ризик, прогнозування ризиків, подія, управління проектами, нейронна мережа, невизначеність, біфуркація.*

V.S. Voloshin, O.V. Klenin. Specificity of risk assessment in project management. The work is devoted to the issues of risk forecasting in project management systems. The paper proposes to use the analytical capabilities of neural networks of direct propagation. This is an option that allows you to take into account the influence of subjective factors when determining risk in project management. The model of such a network makes it possible to use bifurcation dependencies as a formula for activating synapses. This approach has its difficulties in training a neural network. It allows you to formalize its work in conditions of uncertainty of input signals for individual neurons. A formula for taking into account

¹ д-р техн. наук, професор, voloshin@pstu.edu

² д-р екон. наук, професор, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, ORCID: 0000-0003-3146-4847, klenin_o_v@pstu.edu