

---

# ЗАГАЛЬНІ ПИТАННЯ ЕКОЛОГІЧНОЇ БЕЗПЕКИ

---

УДК 218.574

DOI <https://doi.org/10.32846/2306-9716/2024.eco.3-54.26>

## ДО ПИТАННЯ ПРО МЕТОДИКУ ОЦІНКИ ЕКОЛОГІЧНИХ РИЗИКІВ

Волошин В.С., Бутенко Е.О.

Державний вищий навчальний заклад «Приазовський державний технічний університет»  
пр. Дмитра Яворницького, 19, 49005, м. Дніпро  
[butenko\\_e\\_o@pstu.edu](mailto:butenko_e_o@pstu.edu)

Робота присвячена питанням аналізу та прогнозування ризиків у екологічних та порівнянних з ними системах. На основі критичного аналізу існуючих імовірно-статистичних методів аналізу ризиків запропоновано варіант оцінки ризиків за послідовністю подій, що супроводжують стан цієї системи. З посиланням на попередні роботи авторів, дана альтернативна інтерпретація терміну ризик, як відображення суб'єктивної очікуваності ризикоутворюючої події на межі невизначеності, спрямована на його певний стан. Як результат подальших наукових досліджень подійових ризиків для різних систем, пропонується розширити метод моделювання за допомогою нейронних мереж, що попередньо навчаються, NS зворотними зв'язками для уточнення одержуваних результатів аналізу. В даному випадку параметром оптимізації в моделі нейронної мережі вибирається енергетична функція конкретної події, мінімальне значення якої забезпечується в мережах із зворотними зв'язками не тільки за рахунок уточнення вагових коефіцієнтів на кожному етапі навчання, як це передбачалося в нейронних мережах прямого розповсюдження, а й на кожному етапі обчислення вихідної функції системи. Такий підхід до обраної методики аналізу існуючих ризиків дозволяє отримувати більш точні результати для систем з великою кількістю вхідних сигналів, у тому числі з урахуванням можливої невизначеності окремих з них, що значно розширює можливості застосування нейронних мереж у даній методиці. На прикладі вирішення завдання про ризики забруднення навколишнього середовища в результаті аварій при транспортуванні легкозаймистих рідин, яка мала вже раніше отримане рішення в роботах авторів, вдалося не лише порівняти дві методики, але конкретизувати та уточнити отриманий раніше результат, що підвищує його практичну значущість. Зокрема, отримані результати можливих ризикоутворюючих подій, пов'язаних з подібними транспортними операціями, повинні в першу чергу відноситися не тільки до іскроутворення в дорозі, але і до «скидання» накопиченого електростатичного потенціалу під час зливу легкозаймистої рідини за місцем призначення, що є джерелом локальної екологічної аварії.  
*Ключові слова:* ризик, подія, локальна екосистема, нейронна мережа із зворотним зв'язком, енергетичний потенціал.

### **To the question of the method of environmental risk assessment. Voloshyn V., Butenko E.**

The work is devoted to the analysis and forecasting of risks in environmental and comparable systems. Based on a critical analysis of existing probabilistic and statistical methods of risk analysis, a variant of risk assessment based on the sequence of events accompanying the state of a given system is proposed. With reference to the previous works of the authors, an alternative interpretation of the term risk is given, as a reflection of the subjective expectation of a risk-forming event on the border of uncertainty, towards its certain state. As a result of further scientific research into event risks for a wide variety of systems, it is proposed to expand the modeling method using pre-trained NS neural networks with feedback to refine the analysis results obtained. In this case, the optimization parameter in the neural network model is the energy function of a specific event, the minimum value of which is ensured in networks with feedback not only by refining the weighting coefficients at each stage of training, as was provided for in feedforward neural networks, but also at each stage calculation of the system output function. This approach to the chosen methodology for analyzing existing risks allows us to obtain more accurate results for systems with a large number of input signals, including taking into account the possible uncertainty of individual signals, which significantly expands the possibilities of using neural networks in this technique. Using the example of solving the problem of the risks of environmental pollution as a result of accidents during the transportation of flammable liquids, which had a previously obtained solution in the authors' works, it was possible not only to compare the two methods, but to specify and clarify the previously obtained result, which increases its practical significance. In particular, the obtained results of possible risk-generating events associated with such transport operations should primarily relate not only to sparking on the road, but to the "dumping" of the accumulated electrostatic potential during the discharge of a flammable liquid to its destination, which is the source of a local environmental accident. *Key words:* A risk, an event, a local ecosystem, neurons decrease due to the gateway, energy potential.

**Постановка проблеми та актуальність дослідження.** При аналізі ризиків у різних галузях людської діяльності все частіше доводиться стикатися з ситуаціями, коли аналітики віддають перевагу

іншим методам аналізу, відмінним від відомих імовірно-статистичних або експертних методів. Вихідним меседжем тут є і те, що імовірно-статистичні методи оцінки екологічних ризиків остан-

нім часом піддаються критичному аналізу через свій постфактумний характер, пов'язаний з опорою на статистику минулого часу.

Тобто такий показник може відбуватися тільки у тому випадку, якщо накопичено деякий множинний результат подібних результатів за деякий проміжок часу в минулому і потім переноситься на наступний час.

Подібні методи носять апріорно-стохастичний характер і, як правило, не сприяють можливостям прогнозування або попередження аварій, що дуже актуально для сучасних екологічних систем.

**Аналіз останніх досліджень та публікацій.** Будь-який вид людської діяльності легко уявити у вигляді ланцюжка послідовних у часі подій, у основі яких є прийняття рішення, що й призводить до конкретної події, зокрема, до подій, що пов'язана з ризиком. Події, що супроводжують все життя людину, мають особливість повторюватися, бути прогнозованими виходячи із зовнішніх передумов та станів. Звернемо увагу на поняття подієвих ризиків, в основі яких лежить саме послідовність подій, частину з яких можна розглядати як ризикоутворюючі, що змінюються у часі від майбутнього до сьогодення [1].

На відміну від ймовірнісної оцінки ризику як відношення числа несприятливих результатів, які пов'язані з впливом на людину конкретних небезпечних чи шкідливих факторів до їх потенційно можливої кількості, подійний ризик у кількісних показниках та в рамках теперішнього часу простіше оцінювати однозначно за шкалою «так-ні» або «1; 0», розуміючи під «1» існування факту ризикоутворюючої події та під «0» відсутність умов такої події [1]. Така інтерпретація ризику можлива, якщо ризикоутворюючі події розглядати у тимчасовій проекції: від передбачуваних подій із прогнозованого майбутнього до миттєвої події.

Згідно з нашими уявленнями, у спрощеному варіанті, ризик – альтернативне відображення суб'єктивної очікуваності ризикоутворюючої події на межі невизначеності у напрямку його певного стану [1]. При цьому ризик події як енергетично залежної

дії певною мірою не може не підкорятися законам термодинаміки, в основі яких лежить зміна ентропії самої події. [2].

**Виділення невирішених раніше частин актуальної проблеми, якій присвячується стаття.** Виникає питання, яким чином методично може бути оцінений об'єктивний ризик події, наслідком якої може бути чи може не відбутися ризикоутворювальна подія та подальша аварія? Події мають звичайність до повторення, але за інших умов та інших варіаціях. Людина може абстрактно припускати у майбутній перспективі собі результати деяких подій, за аналогією з тим, якими вони були раніше, або з власного досвіду, або вони існували у свідомості, як знання, отримані іншим шляхом (усним способом, книгами, іншими джерелами інформації). Мозок людини оцінює ризик настання небезпечної події у межах своєї емпіричної логіки, і ця оцінка для людини завжди була найбільш авторитетною, порівняно з будь-якими іншими. Тому вдалим може стати спосіб оцінки подієвого ризику в бінарних відображеннях, аналогічний або наближений до людського мозку. Одним з таких методів є застосування навчаючих нейронних мереж, в якості локалізації ризиків, що виходять із системи протікаючих або прогнозованих подій. В основі такої методики лежить модель перцептронів [2], представлена на рис. 1.

З досвіду видно, що розвинений механізм управління нейронними мережами дає великі можливості для аналізу подій у рамках передбачуваних [3–5]. В якості ілюстрації розглянемо аналіз ризиків, пов'язаних з роботою з транспортних перевезень особливо небезпечних та легкозаймистих вантажів. Аварійні ризики в даному випадку пов'язані з небезпеками забруднення великих територій та потрапляння людей під газові хмари, що містять токсичні та канцерогенні речовини.

**Умова задачі.** Транспортування бензину в зимовий час автошляхами України. Тип бензовозу SF3340.4S\_12. Об'єм палива, що перевозиться 40 м<sup>3</sup>. Час в дорозі  $t_n \div t_0 = 12$  годин. Потрібно створити

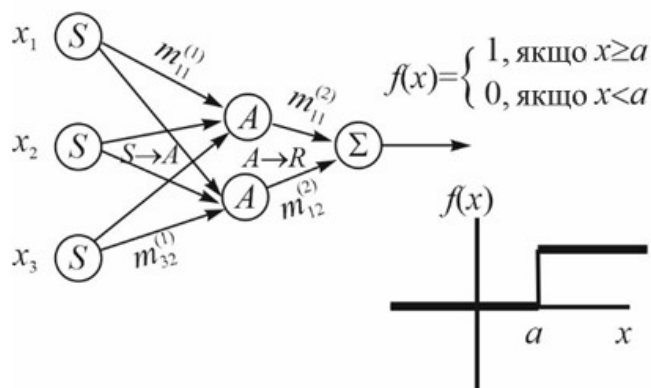


Рис. 1. Загальна схема моделі перцептронів та її функціонування для умови граничної функції активації.

прогностичну модель аварійних ситуацій даної системи.

Подібне завдання було вирішено методом нейронних мереж (NS) прямого поширення (*Feed forward neural networks*, FFNN) з програмами навчання *back propagation* [6]. Результатом застосування такої методики стали висновки про те, що небезпека виникнення аварійної події пов'язана з накопиченням статичної електрики, особливо при високих температурах повітря (більш 300 градусів Кельвіна) та при тривалих перевезеннях (більш ніж 12,5 годин).

Перелік вихідних параметрів та відповідні їм вхідні сигнали в даній задачі в обраній моделі NS представлені у таблиці 1.

Слід враховувати, що екосистеми, в яких бере участь людина, є дуже чутливими до зовнішніх впливів, причому зовнішні фактори, як правило, взаємопов'язані і реакція системи на них завжди неоднозначна. Це є причиною того, що моделі нейронних мереж прямого поширення стосовно ризикотворчих подій далеко не завжди можуть призводити до точного результату.

**Новизна.** У розвиток нейромережевої моделі аналізу подієвих ризиків з метою уточнення результатів аналізу ризикоутворювальних подій з великою кількістю вхідних сигналів, запропоновано використовувати можливості рекурентних NS зі зворотними зв'язками.

**Виклад основного матеріалу.** Транзитне вихідне збудження в такому перцептроні повертається назад до вхідного патерну і нейрон знову повторює свою функцію (рис. 2), уточнюючи вихідний сигнал відповідно до змін вагових коефіцієнтів у процесі *back*

*propagation*. Уточнення вагових функцій здійснюється за енергетичною складовою вагового коефіцієнта  $m_{ij}$  кожного вхідного сигналу мережі.

Зворотні зв'язки, у відповідності до теорії управління можуть ставати нестійкими, якщо вони позитивні, або прагнуть привести систему до стабільності, якщо вони негативні. Подібні NS відносяться до класу нейродинамічних, вони досить умовні, вимагають більш ретельного підбору інформації про патерну і додаткової інформації про сусідні приховані нейронні шари. Для нас мережі зі зворотними зв'язками важливі тим, що вони уточнюють і в них може бути тимчасова складова, актуальна для подійних ризиків. У модель вводиться можливість запам'ятовування попереднього стану нейрона як тимчасову складову, тим самим уточнюючи результат аналізу. У кожний момент часу  $t_1$  стан нейрона порівняний у межах лише однієї ітерації. Наступний момент часу  $t_2 = t_1 + \Delta t_j$ -й нейрон може змінити стан свого порушення залежно від порогового рівня  $h_j$  його вхідних сигналів, таким чином, щоб дотримувався індивідуальний поріг порушення цього  $j$ -го нейрона за  $i$ -м вхідним сигналом, тобто

$$\begin{cases} x_i(t + \Delta t) = -1, \text{ якщо } h_j(t) < T_i \\ x_i(t + \Delta t) = +1, \text{ якщо } h_j(t) > T_i \\ x_i(t + \Delta t) = x_i(t), \text{ якщо } h_j(t) = T_i \end{cases} \quad (1)$$

$T_i$  – повний інтервал часу роботи нейрона за  $i$ -м входом у системі зворотного зв'язку;  $h_j$  пороговий рівень вхідних сигналів визначається, як  $h_j = \sum_{i \neq j} (m_{ij} \cdot x_i)$ . У цьому випадку величина  $h_j$  є залежною.

NS зі зворотними зв'язками можуть представляти інтерес як спосіб стабілізації роботи моделі нейро-

Таблиця 1

### Систематизація факторів, що впливають на ризикоутворення при автотранспортуванні легкозаймистих рідин [6]

№№ з/п	Порядковий номер сигналу $i$	Найменування Предикату	Вхідний сигнал, $x_i$
<i>1. Внутрішні фактори системи</i>			
1	1.1	«співвідношення зовнішньої температури та температури спалаху жидкості»	$x_{11}$
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»	$x_{17}$
<i>2. Зовнішні чинники системи</i>			
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»	$x_{24}$
<i>3. Поєднання зазначених та інших факторів</i>			

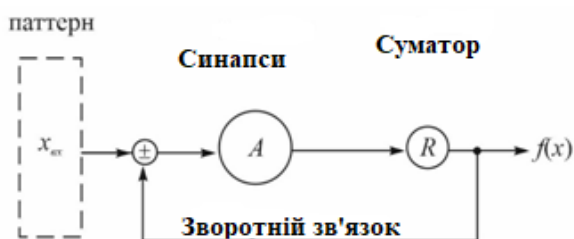


Рис. 2. Спрощена модель нейронних мереж із зворотними зв'язками (прототип рекурентної мережі)

нів під час аналізу екологічних ризиків, наприклад, з метою уточнення величин вагових коефіцієнтів  $m_{ij}$  та отримання більш точного результату під час прогнозування результуючих образів  $f(x, C_1, C_2)$ . У  $NS$  цей процес називається навчанням. Енергетична структура вхідних сигналів мережі  $E(x)$  є функцією її стану і може бути представлена як енергетична функція  $NS$  або енергія активації нейрона [7–9].

Можливості вагових коефіцієнтів, що відносяться до зворотного зв'язку в моделі  $NS$  неоднакові. Чим більша частка енергії активації відноситься до конкретного вагового коефіцієнта зворотного зв'язку  $m_{ij}$ , тим важливіший цей зв'язок, тим сильніше він впливає на процеси управління вихідним сигналом  $y = f(x_{ij})$  нейронної моделі, тим вище граничний рівень збудження її вхідного сигналу. Безумовною відповіддю служить залежність вихідного сигналу моделі від рівня такого збудження у співвідношенні з його порогом  $y = f[x_{ij}, h(x_i)]$ . У загальному випадку, енергія активації зворотних зв'язків може бути порівнянна у пропорції із співвідношенням вагових коефіцієнтів цих зворотних зв'язків. Їхнє смислове значення значно глибше і складніше.

Геометрична інтерпретація енергетичної функції нейромережі в координатах бінарного відображення подійових ризиків показана на прикладі двох нейронів. (рис. 3а). Якщо нейронів буде більше, то збільшиться складність прочитання, хоча зміст залишиться тим самим. У системі бінарних координат (0;0), (0;1), (1;0), (1;1) стрілками зазначені основні напрями траєкторії зміни енергетичного потенціалу на будь-якому етапі бінарного стану системи у вибраних координатах. Еквіпотенційні лінії на малюнку відбивають об'єднані енергетичні стани системи з однаковими потенціалами. При русі траєкторії у бік нейрона з виходом  $R_i$  з кожним кроком ітерації енергетична функція по  $i$ -ому входу зменшується на величину  $\Delta e_{ij}$ . При цьому область на малюнку навколо нейрона належить до мінімального енергетичного потенціалу, так званої потенційної «ями», яка характеризує стан нейрона, що відповідає кінцевому результату аналізу образів. При прочитанні кожного кроку ітерації може зіткнутися зі стиском поля (показник стиснення –  $0 \leq \alpha \leq 45^\circ$ ) (рис. 3б), у якому швидкість зниження енергетичного потен-

ціалу на кожному етапі ітерації істотно зростає. Але зменшується кількість кроків ітерації до досягнення кінцевого результату. Параметр  $\alpha$  відображає швидкість зменшення енергетичної функції нейрона на кожному кроці ітерації, таким чином, що  $tg \alpha = \frac{\Delta e_{ij}}{\Delta \tau}$ . Чим більше  $\alpha$ , тим самим система ближче до стану мінімуму енергетичної функції за мінімальної кількості кроків ітерації. І навпаки, якщо  $\alpha \rightarrow 0$ , це означає, що для забезпечення кінцевого результату для відповідного нейрона кількість кроків ітерації збільшується, а негативний градієнт активації енергії на кожному кроці буде невеликим. Таким чином параметр  $\alpha$  характеризує потужність роботи мережі. Екологічний ризик щодо подій, що заявляються, стає більш точним у координатах (0; 1). При цьому змінюються координати нейронів. Вони уникають звичних станів, відзначених бінарними позначеннями, всередину області прочитання. Разом з ними в цю область переміщуються і енергетичні стани нейронів обраної конфігурації. За рахунок деформації координатної сітки змінюється філософія системи координат таким чином, щоб була можливість прочитання енергетики нейрона, навіть на шкоду її образній волатильності. Слід пам'ятати, що точка (1; 0) у координатній сітці « $C_1, C_2$ » у прочитанні є єдино правильною, тому що їй відповідають образи « $C_1$ » рівний одиниці, тобто «істина» та « $C_2$ » дорівнює нулю, тобто «брехня».

Найбільш простий і доступний алгоритм показує, за яких значень вхідних сигналів функція активації нейронів буде локально мінімальною, тим самим приводячи мережу зі зворотними зв'язками до уточненого кінцевого результату (стану подієвого ризику) і включає наступне.

Припустимо, що ми маємо деяку функцію активації  $\varphi(x) = \varphi(x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N)$ , що складається з вхідних сигналів  $x_i$ . Принцип  $NS$  із зворотними зв'язками передбачає як у процесі навчання мережі, так і в процесі обчислення вихідного сигналу, мати справу з уточненими значеннями вихідної функції за умови дотримання умови мінімуму енергії в кожній ітерації для ризикотворчої події при наблизенні її до теперішнього часу. Послідовність нових точок, одержуваних внаслідок такої оптимізації та відповідальних умові локального енергетичного мінімуму, представимо у вигляді потрібної відповіді  $\bar{x}_0, \bar{x}_1, \dots, \bar{x}_i, \bar{x}_{i+1}, \dots$ . Принцип мінімізації енергетичної функції активації впливом на параметри вихідної функції моделі  $NS$  зі зворотним зв'язком включає:

- виявлення деякої абстрактної нової точки  $\bar{x}_{i+1}$  на основі попередньої  $\bar{x}_i$  за допомогою деякого обчислення, як би знижуючи цим штучну енергію активації;

- припущення деякого оператора  $\Theta$  для отримання кінцевого результату – умови мінімізації енергії активації для нової точки, роблячи її в цьому випадку кінцевою  $\bar{x}^*$ ;

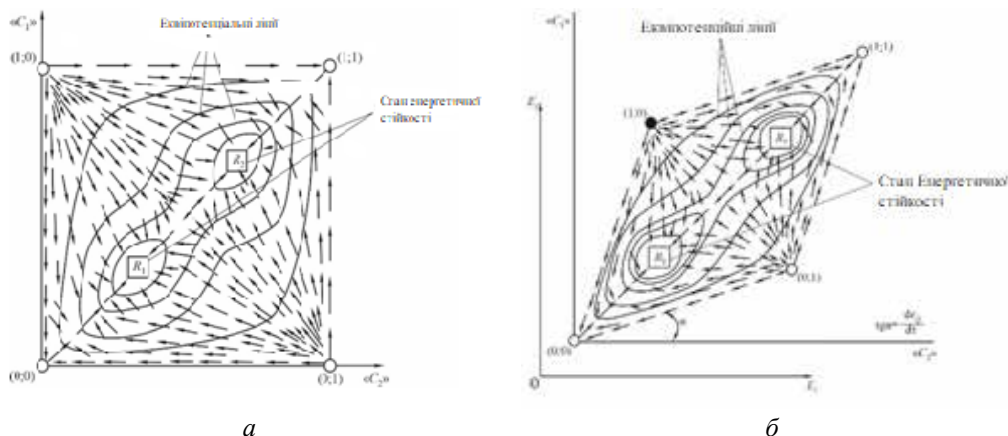


Рис. 3. Геометрична інтерпретація енергетичної функції  $E$  нейромережі, що складається з двох нейронів з виходами  $R_1$  і  $R_2$  (координати « $C_1$ ,  $C_2$ » відносяться до бінарного прочитання образів): а – траєкторії стандартного стисненого поля; б – траєкторії напруженого енергетичного поля

– визначення умови, за якої цей кінцевий сигнал  $\bar{x}^*$  є наступним, необхідним для нас значенням з числа  $\bar{x}_{i+1}$ . Це здійснюється за допомогою ймовірності того, що це станеться наступним чином:

$$P(\bar{x}^* \rightarrow \bar{x}_{i+1}) \bar{x}_i = \begin{cases} 1, & \text{якщо } \varphi(\bar{x}^*) < \varphi(\bar{x}_i) \\ e^{-\frac{\varphi(\bar{x}^*) - \varphi(\bar{x}_i)}{E_i}} & \text{якщо } \varphi(\bar{x}^*) \geq \varphi(\bar{x}_i) \end{cases} \quad (2)$$

$E_i$  – спадна енергія активації для нейрона в цілому. Вона спочатку велика, але при наступних ітераціях поступово зменшується для послідовно одержуваних нами точок  $\bar{x}^*$ . На підставі такого алгоритму працює, зокрема, статистична модель мережі Хопфілда. Спробуємо побудувати фрагмент нейромережі (рис. 4), який відображає стан системи, який передуватиме аварійному, наприклад запалення бензину та вибуху в лопозі під час транспортування (подійні образи « $C_1^{(1)}, C_2^{(1)}$ » для суматора сигналів  $R_1$ ), або вибуху під час зливу бензину у стаціонарні ємності (подійні образи « $C_1^{(2)}, C_2^{(2)}$ » для суматора сигналів  $R_2$ ). Складемо фрагментарну трисинапсну модель для вибору образів у незалежній формації. Згідно окремих моделей нейронів відбувається лише на етапі застосування позитивних та негативних зворотних зв'язків. В якості вихідної енергетичної складової прийемо для обох варіантів виходу системи  $E^{R_1} = E^{R_2} = 0,9(9)$ . Задані параметри для розрахунку наступні:

- мінімальна кількість заданих образів для кожного класу образів  $N = 20$ ;
- задається поріг активації  $h = 7,0$ ;
- параметр очікуваного результату  $d = 7$ ;
- крок збіжності для алгоритму «back propagation»  $\lambda = 0,2$ ;
- задана пошукова помилка мережі  $\epsilon = 0,05$ .

Послідовність розрахунку включає алгоритми та програми: лінійну *APRS (Asymmetrical Pattern Recognition Software)*, коригування вагових коефіцієнтів (навчання) *ASAWS (Automatic Selection and*

*Adjustment of Weighting Coefficients)*, зворотних зв'язків *ASBU*, и *MLOps* на платформі *TensorFlow* [6, 7].

Загалом, у моделі зі зворотними зв'язками подія, образ якого «С», вважається таким, що відбулося, якщо в ньому беруть участь позитивні зв'язки, що впливають на посилення цього сигналу, тобто, вони впливають на досягнення кінцевого результату. І навпаки, якщо подія в образі «С» не відбувається, це означає, що в мережі існують вхідні сигнали, енергія яких завдяки негативним зворотним зв'язкам постійно згасає і вони не впливають на досягнення кінцевого результату. На практиці, події з негативним зворотним зв'язком повинні перешкоджати прояву подієвого ризику в системі, а події, що мають можливість до позитивних зворотних зв'язків, призводять до реалізації екологічного ризику для даної моделі. Така інтерпретація роботи *NS* із зворотними зв'язками має місце тому, що це динамічна система, і її стан змінюється з часом, у кожний момент якого вхідний сигнал змінюється або уточнюється в залежності від вихідного результату.

Наприклад, в системі лінійної моделі, для умов задачі, що вирішується тут, предикат 1.1 – «аварія відбудеться в результаті зміни температури зовнішнього повітря шляхом накопичення вибухонебезпечних парів усередині цистерни з рідиною» повинен обов'язково призвести до вибуху, якщо для цього не зміняться зовнішні умови в динаміці. Якщо застосувати до цієї схеми зворотний негативний зв'язок (рис. 4), виникає стабілізуючий механізм, що відноситься до нейрона, що відповідає за сигнал 1.1, і можна говорити про те, що задана зовнішня величина сигналу 1.1 буде зменшуватися. Це означає, що такий нейрон отримав збудження вхідного шару за допомогою дендриту, який має негативний синапсичний ваговий коефіцієнт (на рис. 4 позначено знаком «-»). Таку ознаку можна віднести до всіх частин патерну, які мають негативний зворотний зв'язок із вихідною функцією  $f(x)$ . Одночасно позитивний зво-

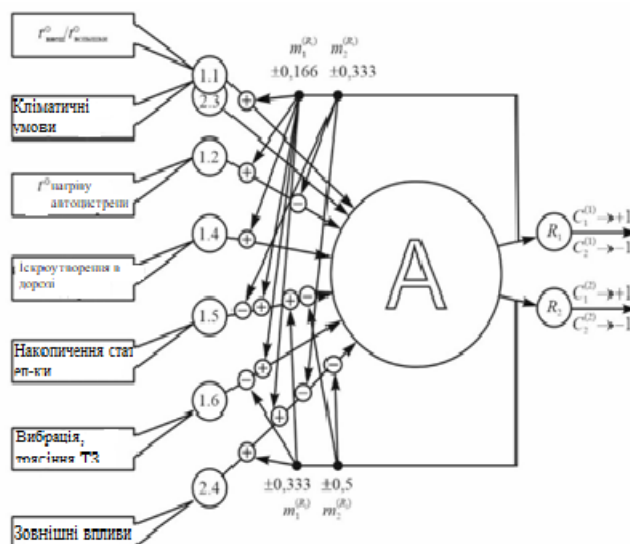


Рис. 4. Модель рекурентної NS із зворотними зв'язками для умов визначення ризику при автотранспортуванні легкозаймистої рідини. А – приховані синапсні шари моделі NS

ротний зв'язок, наприклад, у предикаті 1.5 – «накопичення статичної електрики при перевезенні легкозаймистої рідини» посилює збудження відповідного нейрона, відповідального за цей предикат.

Стрілки, що позначають зворотні зв'язки, відзначені своїми ваговими коефіцієнтами, які спочатку призначаються, а потім у результаті коригування, тобто «навчання» моделі, уточнюються. Наприклад, вибір вагових коефіцієнтів для результату  $R_1$  обумовлен його впливом на сигнали  $x_{11}, x_{12}, x_{14}, x_{15}, x_{16}, x_{24}$  з позитивними зворотними зв'язками і  $x_{73}$  – без зворотнього зв'язку, і визначається як  $m_1^{(R_1)} = \pm 0,167$ , а для результату  $R_2$  – за допомогою впливу на сигнали  $x_{15}$  і  $x_{24}$  з позитивними зворотними зв'язками та  $x_{15}, x_{16}$  і  $x_{24}$  – негативним зворотним зв'язком розраховується як  $m_1^{(R_2)} = \pm 0,333$  (табл. 2). На відміну від класичної схеми нейрона прямого поширення, в даному випадку зазначені шість і три події, відповідно, зазначені вище, не утворюють вичерпної їх множини. Тому ми не застосовуємо правила синхронної зміни достовірності одних параметрів за рахунок інших.

Прийmemo інтегральну функцію активації як

$$E := \frac{\sum_{i,j=1}^{N,2} m_{ij} e_{ij}}{\sum_{i=1}^N m_i} \quad (3)$$

такий, щоб кожне

$$e_{ij} := \text{if } e > h_i \text{ then if } E < 1, \text{ then } E \text{ else } 1 \text{ else } 0 .$$

$e_{ij}$  – функція збудження нейронів по  $i = 1, 1, N$  входам і по  $j = 1, 1, 2$  виходам. Значення вагових коефіцієнтів нейронів вхідного шару у зазначеному ансамблі патерну прийmemo згідно з умовами нашого завдання (табл. 2). Рівні порогових значень збудження нейронів відповідно до умов вирішуваної задачі для вихідних нейроновогрубних в межах 10%, а для нейронів зі зворотними зв'язками, відповідно до даних (рис. 4).

Скористаємося відомими нам алгоритмами програм *SPRS* і *APRS* за належністю, з подальшим коригуванням вагових коефіцієнтів за програмами, подібними *ASAWC*, позначеним у роботі [8]. Зворотний зв'язок враховуватиметься підсумовуванням (відніманням) вагового коефіцієнта кожного аналізованого вхідного сигналу. Результати розрахунку вагових коефіцієнтів для зворотних зв'язків представлені в табл. 3 і табл. 4.

Найбільший вплив на спрацьовування системи і по першому виходу, і по другому має вхідний сигнал  $x_{15}$  – «накопичення статичної електрики»: як по позитивному, так по негативному зворотному зв'язку. Наприклад, поставимо вихідною умовою

Таблиця 2

Значення вагових коефіцієнтів для патернів із зворотними зв'язками (див. рис. 4)

№	Найменування коефіцієнта	Ознаки впливу коефіцієнта (патерни)	Значення коефіцієнта
1	$m_1^{(R_1)}$	+1.1, +1.2, +1.4, -1.5, +1.6, +2.4	+0,167
2	$m_2^{(R_1)}$	-1.2, +1.5, -2.4	+0,333
3	$m_1^{(R_2)}$	+1.5, -1.6, +2.4	+0,333
4	$m_2^{(R_2)}$	-1.5, -2.4	+0,5



Таблиця 3

Результати розрахунку фрагментарної моделі трисинапсного нейрона із зворотними зв'язками по виходу  $R_1$  для енергетичної складової вагових коефіцієнтів зворотних зв'язків у діапазоні  $E = 0,04 \div 0,97$

№№ з/п	Вхід. сигнал	Цикли зворотнього зв'язку								$R_1$	
		I		II		III		IV			
		$m_1^{(R_1)}$	$m_2^{(R_1)}$	$m_1^{(R_1)}$	$m_2^{(R_1)}$	$m_1^{(R_1)}$	$m_2^{(R_1)}$	$m_1^{(R_1)}$	$m_2^{(R_1)}$	$C_1^1$	$C_2^1$
1	$x_{11}$	+0,5	-	+0,167	-	+0,167	-	+0,167	-	+1	-
2	$x_{12}$	+0,5	-0,5	+0,33	-0,5	+0,33	-0,5	+0,167	-0,33	+1	-1
3	$x_{14}$	+0,5	-	+0,33	-	+0,167	-	+0,167	-	-1	-
4	$x_{15}$	+0,5	-0,33	+0,167	-0,33	0,167	-0,33	+0,167	-0,33	+1	-1
5	$x_{16}$	+0,5	-	+0,33	-	+0,25	-	+0,167	-	-1	-
6	$x_{23}$	0	0	0	0	0	0	0	0	-	-
7	$x_{24}$	+0,33	-0,33	+0,167	-0,33	+0,167	-0,33	+0,167	-0,33	+1	-1

Таблиця 4

Результати розрахунку фрагментарної моделі трисинапсного нейрона із зворотними зв'язками по виходу  $R_2$  для енергетичної складової вагових коефіцієнтів зворотних зв'язків у діапазоні  $E = 0,04 \div 0,97$

№№ з/п	Вхід. Сигнал	Цикли зворотнього зв'язку								$R_2$	
		I		II		III		IV			
		$m_1^{(R_2)}$	$m_2^{(R_2)}$	$m_1^{(R_2)}$	$m_2^{(R_2)}$	$m_1^{(R_2)}$	$m_2^{(R_2)}$	$m_1^{(R_2)}$	$m_2^{(R_2)}$	$C_1^2$	$C_2^2$
1	$x_{11}$	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
2	$x_{12}$	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
3	$x_{14}$	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
4	$x_{15}$	+0,5	-0,5	+0,5	-0,33	+0,33	-0,5	+0,33	-0,33	+1	-1
5	$x_{16}$	-0,33	-	-0,33	-	-0,33	-	-0,33	-	+1	-
6	$x_{23}$	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	-
7	$x_{24}$	+0,5	+0,5	+0,5	+0,33	+0,33	+0,33	0,167	0,33	+1	-1

$m_1^{(R_1)} = m_1^{(R_2)} = m_2^{(R_2)} = \pm 0,5$ . При цьому оцінку будь-якого ризику з двох можливих (див. рис. 4), зв'яжемо не тільки з цим сигналом, але і з іншим аналогічним впливом на систему –  $x_{24}$  – «зовнішній вплив на систему». Він є не цілком конкретним, але на думку нейронної мережі у такому виконанні – значущим. Привласним йому ту ж послідовність змінних вагових коефіцієнтів зворотного зв'язку також  $m_1^{(R_1)} = m_2^{(R_1)} = \pm 0,333$ , а значенням  $m_1^{(R_2)} = m_2^{(R_2)} = 0,5$ . При цьому поточні значення коефіцієнтів зворотного зв'язку для інших сигналів  $x_{11}$ ,  $x_{12}$ ,  $x_{14}$ ,  $x_{16}$  і  $x_{23}$  приймемо рівними нулю ( $m_1^{(R_1)} = m_2^{(R_1)} = m_1^{(R_2)} = m_2^{(R_2)} = 0$ ). Цим ми відкидаємо можливість впливу інших сигналів на картину поведінки нейронів із зворотними зв'язками. Така умовність дещо спотворюватиме результат, проте надасть можливість оцінити динаміку процесу.

Отже, розв'язання задачі для таких умов показує, що навіть за першого посилення на позитивний зворотний зв'язок за параметром  $x_{15}$  – «фактор накопичення електростатичних зарядів у системі перевезення легкозаймистої рідини» система видає готове

рішення по першому виходу  $R_1$  у вигляді реального ризику за образом « $C_1^1 \cong +1$ » і далі позитивний зворотний зв'язок тільки посилює це призначення. При цьому ваговий коефіцієнт  $m_1^{(R_1)} \rightarrow +0,167$ , як і було заплановано. І на другому виході система показує готове рішення у вигляді « $C_2^2 \cong +1$ ». Це означає, що  $x_{15}$  реально призводить до аварійної ситуації як під час транспортування, і під час зливу рідини. І за декількох циклах зворотного зв'язку ситуація не змінюється.

За вхідним параметром  $x_{12}$  – «температура нагріву цистерни з бензином» модель з позитивним зворотним зв'язком показує позитивну реакцію за параметром «ризик», а саме « $C_1^1 \cong +1$ » тільки у вузькому діапазоні розміру коефіцієнта зворотного зв'язку  $m_1^{(R_1)} \rightarrow 0,167$ . Аналогічним чином система поводитиметься щодо параметра  $x_{11}$  – «відношення температури спалаху бензину до температури навколишнього повітря». У цьому випадку позитивний зворотний зв'язок дає результат при кінцевому значенні  $m_1^{(R_1)} \cong 0,167$ . Тільки в тому випадку, якщо автотранспорт перебуває в дорозі, цей параметр може «працювати».

Ситуація із параметром  $x_{24}$  – «зовнішні фактори, що впливають» не зовсім однозначна. Як показують розрахунки для нього існує область « $C_1^2 \cong +1$ », при якій ваговий коефіцієнт зворотного зв'язку знаходиться в межах  $0 < m_2^{(R_1)} \leq 0.333$ , що означає реальний ризик від такого фактора. Але при  $0,333 < m_2^{(R_1)} < 0,5$  система відповідає лише на образ « $C_2^2 \cong -1$ », тобто, вона не реагує на небезпеку за цим вхідним сигналом, за умови існування негативного зворотного зв'язку. При цьому  $NS$  із зворотним зв'язком взагалі не реагує на параметр  $x_{23}$  – «зміна кліматичних умов при транспортуванні бензину».

**Головні висновки.** Використання моделі нейронної мережі із зворотними зв'язками дещо змінює картину уявлення про ризики у системах транспортування бензину. За будь-яких умов головну небезпеку становлять електростатичні заряди, що накопичуються при транспортуванні бензину при його перевезенні, які особливо виявляються під час зливу рідини за місцем призначення. Ситуація посилюється за наявності зовнішніх впливів, наприклад, механічних та ін. на сам бензовоз, у результаті чого ризик вибуху за деяких інших супроводжуючих умовах неминучий.

### Література

1. Волошин В. С. Contemporary semantics and the sense of the term «risk». *Вісник Приазовського державного технічного університету. Сер. Технічні науки*. 2021. Вип. 43. С. 169–179.
2. Волошин В. С. Models of event risks from the point of view of system's entropy. *Вісник Приазовського державного технічного університету. Сер. Технічні науки*. 2021. Вип. 43. С. 153–160.
3. Волошин В. С., Кленін О. В. Специфіка оцінки ризиків в проект-менеджменті. *Вісник Приазовського державного технічного університету. Сер. Технічні науки зб. наук. праць*. 2023. Вип. 45. С. 88–97.
4. Волошин В.С., Бутенко Е. О. Нейронна мережева модель для оцінки ризиків подій. *Екологічна безпека: проблеми і шляхи вирішення: 2023 рік* : матеріали XIX міжнар. конф., 20 вер. 2023 р. Харків, 2023. С. 130–139.
5. Волошин В. С. Данилова Т. Г. Інструментарій для опису та управління подієвими ризиками. *Вісник Приазовського державного технічного університету. Сер.* 2023. Вип 45. С. 146–154.
6. Kosko B. Bi-directional associative memories: *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*. 1987. Vol. 18, № 1. P. 49–60.
7. Kosko B. (1987b). Competitive adaptive bi-directional associative memories: In *Proceedings of the IEEE First International Conference on Neural Networks*. 1987. Vol. 2, P. 759–66.
8. Abadi M., Agarwal A., Barham P., Brevdo E. TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Distributed Systems. Preliminary White Paper. 2015. URL: <https://static.googleusercontent.com/media/research.google.com/en//pubs/archive/45166.pdf>
9. 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. P. 815–926.