

- 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, наук, професор, voloshin@pstu.edu

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

bifurcation dependencies when using them in neural networks of direct propagation is proposed. The scope of application of such a dependence in the training models of the neural network of direct propagation is shown. This is shown on the example of a project management system, where both the contractor and the customer have a subjective factor. The possibilities of such models for analyzing possible risks both in the creation and in the implementation of projects are shown. At the same time, the risk of losing any factors from among those that lead to the emergence of risk-forming scenarios and events is excluded. This shows how easy it is to take into account the uncertainty in signal activation systems when training a neural network. Such an approach can make it possible to find solutions in a selected area for a wide range of similar problems. However, the requirement for network architecture can be problematic because of its individuality for each type of task. For the selected system, key scenarios have been identified, including subjective ones, which depend on the actual output functions allocated through the work of the trained perceptron. They reflect the risk system in such projects. And we do this in a generalized version, without specification for design systems. The proposed model of a direct propagation network can be extended and specified for a variety of tasks of this type, differing only in the meaning of input signals as logical statements. In this aspect, the material can be of a methodological nature and be applied not only in project management, but also in training systems.

Key words: risk, risk forecasting, event, project management, neural network, uncertainty, bifurcation.

Постановка проблеми. В проект-менеджменті, як ні в якій іншій сфері прогнозування, важливу роль відіграє суб'єктивний людський фактор, який часто превалює над суто технічним або іншим об'єктивним фактором [1-3]. Тому ризики, пов'язані з управлінням проектами, як правило, з'являються суб'єктивно: або з вини замовника, або з вини виконавця. В результаті ризик тих чи інших дій важко запрограмувати, він нестійкий і підлягає, мабуть, тільки експертній оцінці. Проблема полягає в тому, що фактори, характерні для систем управління проектами, що впливають на безпеку робіт, в тому числі і на етапах створення таких об'єктів, пов'язані з вирішенням завдань з невизначеністю вихідних даних. У теорії ризику такі проблеми ще не мають рішень.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Наскільки це актуально, показує досвід будівництва трьох енергоблоків АЕС «Олкілуото» (Фінляндія), в яких реальні ризики подальших аварій, якими прославилася ця станція, були допущені ще на стадії проектування. Серед причин, що викликали наступні аварії, в термінах, прийнятих в даній роботі, – недостатній досвід компанії Areva в проектуванні подібних об'єктів, недостатня підготовка персоналу, затяжні терміни виконання проекту через неточність і недостатність вхідних даних, подальші проблеми з виправленням проектних помилок, слабка комунікація з замовником STUK (Центр радіаційної безпеки Фінляндії – регулятор). В результаті до будівництва проект був готовий лише на чверть, було отримано не виправдане збільшення вартості замовлення в 3-3,5 рази. На стадії проектування регулятор виявив понад 700 порушень правил безпеки. Своєчасне управління ризиками на етапі управління проектами дозволило б заощадити уряду понад \$8 млрд [4].

Як один з варіантів вирішення цієї проблеми, а саме, використання глибоких нейронних мереж прямого поширення із попередньо заданими функціями активації [5-7], що здатні для аналізу ризиків в проект-менеджменті, з огляду на власну суб'єктивність, як правило, не призводить до результату через невизначеність вхідних сигналів та втрату з цієї причини працездатності окремих нейронів або їх зникнення в мережі, порушення роботи системи прогнозування загалом. Існуюча невизначеність не є характерною для механізмів роботи нейронів.

Мета роботи – показати можливості нейронних мереж для моделювання систем з невизначеним станом параметрів, для прогнозування ризиків, пов'язаних з роботою в управлінні проектами.

Виклад основного матеріалу. З метою мінімізації втрат, пов'язаних з відсутністю врахування суб'єктивних факторів, пропонується використовувати в якості активаційної функції залежність біфуркаційного характеру (рис. 1, е), що виявляється у вигляді подвоєння облікового

періоду через невизначеність інтервалу $0 \leq x \leq a (= 1)$ для функції $f(x)$ в інтерпретації ReLU (див. рис. 1, г). Тут функція має мінімаксний характер, тобто $f(x) = \min \max(0, x)$. Функція ReLU з мінімаксним періодом раніше не розглядалася в літературі як неперспективна в нейронних мережах. Спробуємо застосувати саме її для аналізу ризиків в проект-менеджменті.

У завданнях подібного рівня пропонується використовувати в якості функції активації для всіх шарів активації, як можливо, функцію біфуркації типу

$$\begin{cases} -[f(x) - f(x + 1) + 1] = 0, \text{ якщо } x \leq a \\ -[f(x) - f(x + 1)] = 1, \text{ якщо } x \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

Вона легко прораховується в ReLU за наступним правилом

$$\begin{cases} y = -[-1 - (-1 + 1)] = +1, \text{ при } x = -1 \\ y = -[0 - (0 + 1)] = +1, \text{ при } x = 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} y = -[-1 - (-1 + 1) + 1] = 0, \text{ при } x = -1 \\ y = -[0 - (0 + 1) + 1] = 0, \text{ при } x = 0 \end{cases} \quad (3)$$

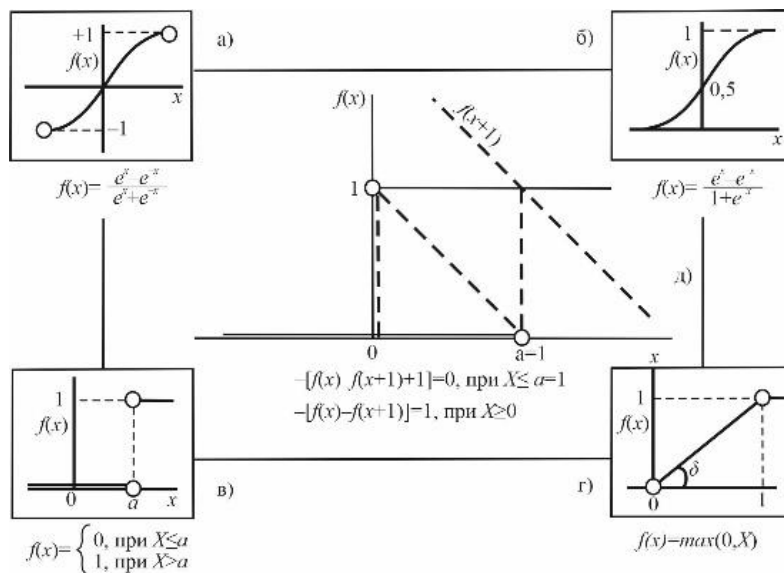


Рис. 1 – Варіанти активаційної функції в нейронах мережі, спрямовані на вирішення проблеми мінімізації управління ризиками при виконанні проектних завдань від замовника: а) – функція гіперболічної дотичної; б) – логістична функція; в) – порогова функція активації; г) – функція ReLU (Rectified Linear Unit); д) – функція активації з вмістом біфуркації

Подієвий ризик в проект-менеджменті включає в себе кілька загальноприйнятих образів, які відображають прогноз майбутнього результату – успішної здачі проекту замовнику. Найпоширеніші помилки в даному випадку, наприклад: затримка термінів реалізації проекту; перевитрата коштів на створення проекту; відомі помилки, які виявляються після закінчення проекту, на етапі його прив'язки і т. д., можуть бути легко виправлені в ході створення проекту або прийняті в якості непередбачених витрат на проектування.

Такі ризики іноді можуть бути формалізовані суто інтуїтивно зрозумілими способами, виходячи з досвіду самого керівника проекту, але це не виключає їх існування як невизначеності, так і їх негативного впливу на кінцевий результат. Тим більше, що приховані фактори ризику можуть спотворюватися з втратою контролю над ними.

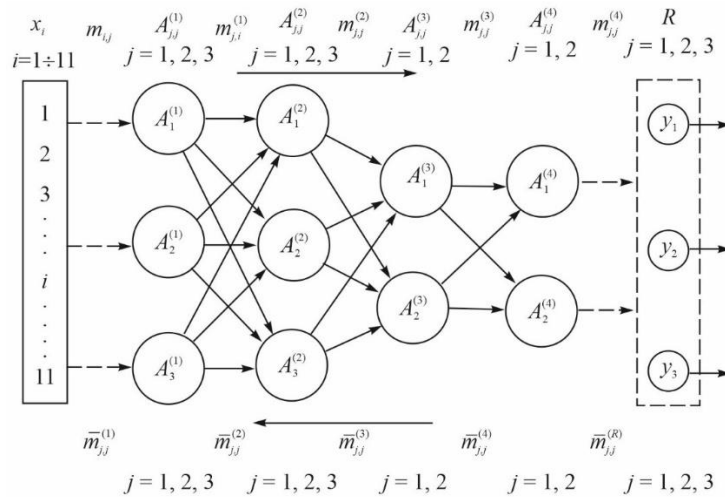


Рис. 2 – Неймережева архітектура для прогнозування ризиків в узагальненій системі проект-менеджменту

Запропонована архітектура нейронної мережі для прогнозування ризиків в системах проект-менеджменту передбачає наявність 10 нейронів внутрішніх шарів (рис. 2). Вхідних сигналів всього 11 (табл. 1). В якості функції виходу системи ми прийемо наступні зображення (коди ризику):

- y_1 - «ризик відсутності готового проекту»;
- y_2 - «ризик відстрочки підготовки проекту»;
- y_3 - "ризик невиконання вимог замовника",

які відображають певну послідовність подій, що призводять до провалу проекту в цілому, або реалізації проекту не в зазначені терміни, або відмови замовника прийняти готовий проект.

Архітектура передбачає послідовно чотири шари активації і, якщо перші два шари призначені для ширококугової фільтрації великої кількості вхідних сигналів і містять по три повно з'єднаних нейрони, то наступні два шари активації крок за кроком підтримують тільки виділені сигнали про образні події. Таким чином, модель дозволяє за умови локального навчання домогтися швидкого відображення кінцевого результату. Враховуючи, що модель містить три еквівалентні для аналізу виходи, важливим моментом такого аналізу є внутрішнє порівняння кожного з трьох результатів з подальшим виділенням того з них, який становить найбільш релевантний ризик для завдання.

Таблиця 1

Систематизація вхідних факторів, що впливають на формування ризиків при плануванні та реалізації проектів. Висловлювання та предикати

№№ п/п	Порядковий номер сигналу, i	Найменування твердження	Вхідний сигнал, (предикат x_i)
1. Фактори внутрішнього ризику			
1	1.1	Непередбачуване збільшення обсягів робіт над проектом	x_{11}
2	1.2	Низька продуктивність	x_{12}
3	1.3	Великі витрати на реалізацію проекту	x_{13}
4	1.4	Часовий дефіцит при створенні проекту	x_{14}
5	1.5	Брак ресурсів для реалізації проекту	x_{15}
6	1.6	Необґрунтовано відхилення від плану створення проекту	x_{16}
7	1.7	Зміни в робочих процесах під час створення проекту	x_{17}
8	1.8	Відсутність або брак конкретних умов для реалізації проекту	x_{18}

Продовження таблиці 1

№№ п/п	Порядковий номер сигналу, i	Найменування твердження	Вхідний сигнал, (предика- т x_i)
2.Фактори зовнішнього ризику			
9	2.1	Результат довільного впливу замовника проекту	x_{21}
10	2.2	Змінення вимог до проекту	x_{22}
11	2.3	Відсутність зовнішніх умов для роботи колективу	x_{23}

Кожне з цих тверджень може бути розгорнуто в свою систему більш конкретних причин, в залежності від того, яке завдання належить вирішити при прогнозуванні ризиків. Попередні дані (табл. 2) і порядок обчислення для навчання мережі представлені нижче.

Таблиця 2

Попередні дані для розрахунку нейронної мережі ризиків в системі управління проектами

Індикація вхідного сигналу i його початкового вагового коефіцієнта, $i = 1 \div 11$										
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	x_{15}	x_{16}	x_{17}	x_{18}	x_{21}	x_{22}	x_{23}
m_{11}	m_{12}	m_{13}	m_{14}	m_{15}	m_{16}	m_{17}	m_{18}	m_{21}	m_{22}	m_{23}
45,1	9,7	64,5	12,4	1,73	0,45	23,6	5,4	54,1	16,1	0,33
Нормативні показники										
Кількість вхідних сигналів								11		
Кількість вихідних функцій								3		
Кількість спостережень								256		
Логічний опис класу подій						Клас C^1 (истина)		Клас C^2 (ложь)		
- ризик відсутності готового проекту, y_1						C_1^1		C_1^2		
- ризик затягування з підготовкою проекту, y_2						C_2^1		C_2^2		
- ризик невиконання вимог замовника, y_3						C_3^1		C_3^2		
Кількість образів, що є заданими для кожного класу						$N = 6$				
Поріг активації						$h=12,0$				
Параметр зміщення лінії розділу						$b=0,7$				
Параметр очікуваного результату						$D=4$				
Крок збіжності алгоритму «back propagation»						$\lambda = 0,0001$				
Указана помилка пошуку в мережі						$\varepsilon=0,05$				

Надалі для реалізації моделі нейронної мережі прямого поширення для задачі прогнозування ризиків в проект-менеджменті ми будемо використовувати можливості відкритої бібліотеки програм з надбудовою Keras, інтерфейс якої, наприклад, на TensorFlow в модульному варіанті можна отримати за допомогою мови Python для роботи з глибокими нейронними мережами прямого поширення.

Підсумкові вагові коефіцієнти для навчання нейронної мережі представлені в таблиці 3. Графічне відображення моделі нейронної мережі в остаточному варіанті представлено на рис. 2. Для такої графової моделі $G(G^0, G')$ вершини графа є вхідними сигналами нейронної мережі $G^0 = \{x_i, y_i\} j = 11, 12, \dots, 18, 21, \dots, 23 i = 1, 2, 3$. Ребра графа відповідають уточненим ваговим коефіцієнтам $G' = \{\bar{m}_j\}$ в їх інтерпретації умовних символів (див. табл. 3). Таким чином, графотворююча модель містить лише послідовність вхідних сигналів і вихідних функцій системи, упускаючи її синапсу частину, яка відповідає за якість навчання і інформативність результатів.

Таблиця 3

Начальні та уточнені вагові коефіцієнти вхідних і внутрішніх сигналів для нейронної моделі запобігання ризикам в проект-менеджменті

<i>j</i>	Input1	Input2	Input3	Input4	Input5	Input6	Input7	Input8	Input9	Input10	Input11	De-sired1
0	45,1	9,7	64,5	12,4	1,73	0,45	23,6	5,4	54,1	16,1	0,33	0
16	0,005	9,5	64,5	11,5	0,95	0,00025	24,4	0,0003	0,0015	0,0005	0,25	«1»
Пряме розповсюдження												
Синапс A¹									Синапс A³			
$m_{11}^{(1)}$	$m_{12}^{(1)}$	$m_{13}^{(1)}$	$m_{21}^{(1)}$	$m_{22}^{(1)}$	$m_{23}^{(1)}$	$m_{31}^{(1)}$	$m_{32}^{(1)}$	$m_{33}^{(1)}$	$m_{11}^{(3)}$	$m_{12}^{(3)}$	$m_{21}^{(3)}$	$m_{22}^{(3)}$
6,54	2,11	0,49	7,71	4,32	1,01	0,79	0,34	7,55	0,64	5,41	2,45	1,19
Синапс A²						Сумматор R						
$m_{11}^{(2)}$	$m_{12}^{(2)}$	$m_{21}^{(2)}$	$m_{22}^{(2)}$	$m_{31}^{(2)}$	$m_{32}^{(2)}$	$m_{11}^{(R)}$	$m_{12}^{(R)}$	$m_{13}^{(R)}$	$m_{21}^{(R)}$	$m_{22}^{(R)}$	$m_{23}^{(R)}$	
1,75	3,04	2,71	0,54	0,77	4,01	28,5	33,11	41,6	25,0	0,007	12,1	
Навчання мережі (корегування коефіцієнтів)												
Сумматор R						Синапс 3						
$\bar{m}_{11}^{(R)}$	$\bar{m}_{12}^{(R)}$	$\bar{m}_{21}^{(R)}$	$\bar{m}_{22}^{(R)}$	$\bar{m}_{31}^{(R)}$	$\bar{m}_{32}^{(R)}$	$\bar{m}_{11}^{(3)}$	$\bar{m}_{12}^{(3)}$	$\bar{m}_{13}^{(3)}$	$\bar{m}_{21}^{(3)}$	$\bar{m}_{22}^{(3)}$	$\bar{m}_{23}^{(3)}$	
28,5	33,11	41,6	25,0	0,77	12,1	21,32	0,09	13,14	9,75	0,88	1,11	
Синапс A⁴				Синапс A²								
$\bar{m}_{11}^{(4)}$	$\bar{m}_{12}^{(4)}$	$\bar{m}_{21}^{(4)}$	$\bar{m}_{22}^{(4)}$	$\bar{m}_{11}^{(2)}$	$\bar{m}_{12}^{(2)}$	$\bar{m}_{13}^{(2)}$	$\bar{m}_{21}^{(2)}$	$\bar{m}_{22}^{(2)}$	$\bar{m}_{23}^{(2)}$	$\bar{m}_{31}^{(2)}$	$\bar{m}_{32}^{(2)}$	$\bar{m}_{33}^{(2)}$
0,34	0,77	1,13	2,02	34,11	0,25	31,74	2,55	22,77	4,57	4,82	2,21	0,29
Синапс A¹												
De-sired(x)	\bar{m}_{11}	\bar{m}_{12}	\bar{m}_{13}	\bar{m}_{14}	\bar{m}_{15}	\bar{m}_{16}	\bar{m}_{17}	\bar{m}_{18}	\bar{m}_{21}	\bar{m}_{22}	\bar{m}_{23}	
«1»	-	9,5	64,5	11,5	0,95	-	24,4	-	-	-	0,25	
±Δ, %	-	-2,1	0,0	-7,8	-185,0	-	+3,3	-	-	-	-32,0	

Точність навчання для такої мережі не перевищує 2%. Це пов'язано з невизначеностями в деяких вхідних сигналах. При цьому мережа практично не реагує на зміну вагових коефіцієнтів для таких сигналів, а їх розмірність прагне до нуля і після 14-15-го ступеня навчання, як правило, не визначається. Слід розуміти, що такі висловлювання і відповідні їм предикати в даному випадку це:

- x_{11} – «Непередбачуване збільшення обсягів робіт над проектом»;
- x_{16} – «Необґрунтований відхід від плану створення проекту»;
- x_{18} – «Відсутність чи недолік конкретних умов для реалізації проекту»;
- x_{21} – «Результат впливу замовника проекту»;
- x_{22} – «Змінити вимоги до проекту»,

не дозволяють проект-менеджменту об'єктивно прогнозувати ризики в таких системах.

Використання такої нейронної мережі дозволяє розглядати як мінімум шість з одинадцяти заявлених в системі вхідних сигналів як реальний вплив на формування ризиків в системі управління проектами. П'ять інших вхідних сигналів показали невизначеність свого впливу на можливі ризики в системі.

З шести, що залишилися в процесі навчання, істотні зміни ступеня впливу на систему отримали входи, закодовані як $x_{12}, x_{13}, x_{14}, x_{17}$, а саме:

x_{12} – «низька продуктивність» $m_{12} = 9,5$. Ставлення до вихідного параметра y_2 – «ризик затримки з підготовкою проекту» в співвідношенні приблизно 1:1;

x_{13} – «великі витрати на реалізацію проекту» $m_{13} = 64,5$. Ставлення до вихідного параметра y_2 – «ризик відстрочки підготовки проекту» в співвідношенні 1:1;

x_{14} – «тимчасовий дефіцит при створенні проекту» $m_{14} = 11,5$. Відношення до вихідного параметра y_3 – «ризик невиконання вимог замовника» в співвідношенні приблизно 1:1;

x_{17} – «зміни робочих процесів при створенні проекту» $m_{17} = 24,4$. Співвідношення до початкового параметра y_2 – «ризик відстрочки підготовки проекту» в співвідношенні становить приблизно 1:1.

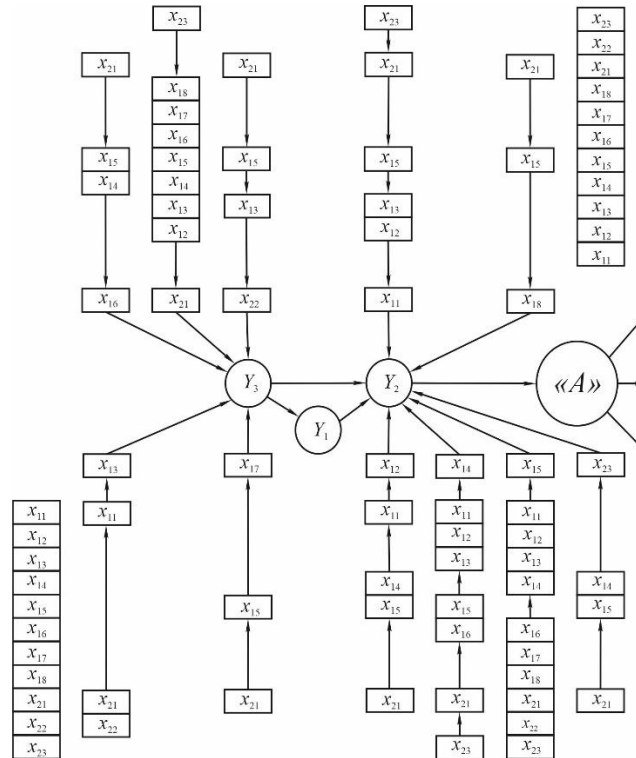


Рис. 3 – Графоутворююче відображення моделі нейронної мережі для прогнозування ризиків в проект-менеджменті (вагові коефіцієнти представлені в табл. 3)

Два інших предикати після навчання істотно змінили свої вагові коефіцієнти, що свідчить про зміну їх інформаційної складової в системі.

У свою чергу, наприклад, параметр x_{15} розпадається в співвідношенні критерію впливу α для наступних факторів:

- низька якість вихідної документації (рівень участі $\alpha = 0,28$);
- незаплановані прогули членів команди. Дезорганізація праці ($\alpha = 0,07$);
- відсутність надійних орієнтирів ($\alpha = 0,25$);
- помилковість інженерних та інших технічних рішень ($\alpha = 0,13$);
- відсутність знань про проект. Низька доступність даних ($\alpha = 0,20$);
- недостатня компетентність окремих членів колективу ($\alpha = 0,07$).

Найбільш стабільним виявилось значення вагового коефіцієнту для вхідного параметра (3), а саме x_{13} – «Високі витрати на реалізацію проекту», для якого уточнене значення дорівнює $\bar{m}_3 = m_{13} = 64,5$. Цей вхідний сигнал має наступну інтерпретацію:

- зміна пріоритетів, концепції проекту, кількості завдань ($\alpha = 0,43$);
- переробка окремих об'єктів проекту ($\alpha = 0,35$);
- примусове збільшення фахівців в колективі ($\alpha = 0,05$);
- помилковість інженерних та інших технічних рішень, які, будучи запрограмованими на початковому етапі, призводять до остаточних втрат ($\alpha = 0,17$).

У процесі навчання нейронної мережі показано, що найбільш реалістичним в прогнозуванні є ризик y_2 – «ризик затягування підготовки проекту», точність якого при тестуванні становила майже 2/3 від одиниці (табл. 4). Це дуже близько до 67% точності, заявленої в аналітиці. З огляду на те, що на вході в систему є сигнали з високим ступенем невизначеності, це дуже якісний результат на даному етапі навчання мережі.

Таблиця 4

Таблиця ітерацій в системі навчання і тестування моделі на заявленому рівні точності
(Accuracy: 0,67)

№№ п/п	Крок навчання	Порядок вихідного сигналу			Фактична точність на етапі навчання та тестування	
		«0»	«1»	«2»	навчання, %	тестування, %
1	0	1.	0.	0.	11,98	24,55
2	1	1.	0.	0.	22,65	33,11
3	2	1.	0.	0.	28,01	41,62
4	3	1.	0.	0.	19,88	24,13
Ранг вихідної події		y ₁ - «ризик відсутності готового проєкту»			28,01	41,62
5	4	0.	0.	1.	51,88	44,95
6	5	0.	0.	1.	44,92	11,08
7	6	0.	0.	1.	33,11	42,36
8	7	0.	0.	1.	59,32	55,19
9	8	0.	0.	1.	33,45	52,69
Ранг вихідної події		y ₃ - «ризик невиконання вимог замовника»			59,32	55,19
10	9	0.	1.	0.	34,57	48,21
11	10	0.	1.	0.	62,09	66,11
12	11	0.	1.	0.	66,74	59,09
13	12	0.	1.	0.	66,11	64,56
Ранг вихідної події		y ₂ – «ризик відтермінування підготовки проєкту»			66,11	64,56

Висновки

Якщо зібрати воедино всі результати, отримані від застосування моделі нейронної мережі прямого поширення для прогнозування ризиків в проєкт-менеджменті, то можна отримати кілька висновків, які, вочевидь, допоможуть керівникам проєктів уникнути суб'єктивних помилок, які приводять до можливих ризиків і проблемних подій в процесі реалізації проєкту. З упевненістю близько 66% і при заданій точності навчання нейромережевої моделі оцінки ризиків в проєкт-менеджменті в якості основного результату може бути показано наступне:

1. Найбільш актуальним в проєкт-менеджменті є ризик, пов'язаний із затримками в підготовці проєкту – y₂. Основними причинами, що призводять до такого результату, є: зміна пріоритетів, концепції проєкту, кількості завдань (вартість участі $\alpha = 0,43$), а також вимушені переробки окремих об'єктів в проєкті ($\alpha = 0,35$).

2. Як результат нестачі ресурсів для здійснення проєкту, існує ризик невиконання завдання проєкту в повному обсязі, недотримання термінів і низької якості проєкту.

3. З виникаючих причин відхилення від планових показників існує реальний ризик невиконання вимог замовника.

4. Якщо не створені умови для виконання робіт, це в рівній мірі тягне за собою виникнення ризиків, пов'язаних з:

- відсутністю готового проєкту в строк (низька вартість ризику);
- тимчасова затримка завершення проєкту (висока вартість ризику);
- невиконання вимог замовника (висока вартість ризику).

5. Такі фактори, як

- непередбачуване збільшення обсягів робіт над проєктом;
- розумний відхід від плану створення проєкту;
- відсутність або нестача конкретних умов для реалізації проєкту;
- результат спонтанного впливу замовника проєкту;
- зміна вимог до проєкту,

як правило, враховуються як мінімально значущі в моделях нейронних мереж і окремо від такого завдання вимагають інших механізмів аналізу. Але при цьому мінімальне значення виступає в якості форми обліку таких сигналів.

Перелік використаних джерел:

1. Фідінг П.Дж. Як керувати проектами / П.Дж. Фідінг. – К. : Фабула, 2012. – 240 с.
2. Руководство к своду знаний по управлению проектами. Руководство PMBOK. – 6-е изд. – 2018. – 726 с.
3. Хігні Дж. Основи управління проектами / Дж. Хігні. – К. : Фабула, 2020. – 272 с.
4. Finland cancels Olkiluoto 4 nuclear reactor - is the EPR finished? [Electronic resource]. – Mode of access: <https://theecologist.org/2015/may/15/finland-cancels-olkiluoto-4-nuclear-reactor-epr-finished>.
5. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – 2-е изд., испр. – М. : ООО «И.Д. Вильямс», 2006. – 1104 с.
6. Жернова П.Є. Ядерна нечітка кластеризація потоків даних на основі ансамблю нейронних мереж / П.Є. Жернова, Є.В. Бодянський // Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості. – 2018. – № 4(6). – С. 42-49. – Режим доступу: <https://doi.org/10.30837/2522-9818.2018.6.042>.
7. Розробка методу класифікації режимів роботи авіаційного двигуна ТВ3-117 на основі нейромережових технологій / Ю.М. Шмельов, С.І. Владов, О.Ф. Кришан, С.Д. Гвоздзік, Л.І. Чижова // Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості. – 2018. – № 4(6). – С. 93-102. – Режим доступу: <https://doi.org/10.30837/2522-9818.2018.6.093>.

References:

1. Feeding P.J. *Iak keruvati proektami* [How to manage projects]. Kyiv, Fabula Publ., 2012. 240 p. (Ukr.)
2. *Rukovodstvo k svodu znaniy po upravleniiu proektami. Rukovodstvo PMBOK* [Guide to the body of knowledge on project management. PMBOK Guide]. 2018. 726 p. (Rus.)
3. Khigni Dzh. *Osnovi upravlinnia proektami* [Basics of project management]. Kyiv, Fabula Publ., 2020. 272 p. (Ukr.)
4. Finland cancels Olkiluoto 4 nuclear reactor - is the EPR finished? Available at: www.theecologist.org/2015/may/15/finland-cancels-olkiluoto-4-nuclear-reactor-epr-finished (accessed 15 June 2022).
5. Khaikin S. *Neironnye seti: polnyi kurs* [Neural networks: full course]. Moscow, ООО «I.D. Vil'iams» Publ., 2006. 1104 p. (Rus.)
6. Zhernova P., Bodyanskiy Y. *Iaderna nechitka klasterizatsiia potokiv danikh na osnovi ansambliu neironnikh merezh* [Kernel fuzzy clustering of data streams based on the ensemble of neural networks]. *Suchasnii stan naukovikh doslidzhen' ta tekhnologii v promislovosti – Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries*, 2018, № 4(6), pp. 42-49. doi: 10.30837/2522-9818.2018.6.042.
7. Shmelov Y., Vladov S., Kryshan O., Gvozdik S., Chyzhova L. *Rozrobka metodu klasifikatsii rezhimiv roboti aviatsiinogo dviguna TV3-117 na osnovi neiromerezhevikh tekhnologii* [Research of classification method of TV3-117 engine rating operations based on neural network technologies]. *Suchasnii stan naukovikh doslidzhen' ta tekhnologii v promislovosti – Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries*, 2018, № 4(6), pp. 93-102. doi: 10.30837/2522-9818.2018.6.093.

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

Стаття надійшла 21.09.2021