

Олександр АЗАРХОВ, д-р мед. наук, проф.,
В'ячеслав ВОЛОШИН, д-р техн. наук, проф.
ДВНЗ «Призовський державний технічний університет», м. Маріуполь, Україна, email: voloshin@pstu.edu

НЕЙРОМЕРЕЖЕВА МЕТОДА ОЦІНКИ РИЗИКІВ У СИСТЕМАХ ІЗ НЕВИЗНАЧЕНИМИ ВХОДАМИ

Анотація. Робота присвячена питанням прогнозування ризиків в системах управління проектами, що впливають на безпеку життєдіяльності окремої людини і всього колективу. 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 створено, 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. Запропоновано формулу обліку біфуркаційних залежностей при їх використанні в нейронних мережах прямого поширення. Показана сфера застосування такої залежності в навчальних моделях нейронної мережі прямого поширення. 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. Такий підхід може дати можливість знайти рішення в обраній області для широкого кола подібних проблем.

Ключові слова: Ризик, прогнозування ризиків, подія, управління проектами, нейронна мережа, невизначеність, біфуркація.

Актуальність дослідження. В проект-менеджменті, як ні в якій іншій сфері прогнозування, важливу роль відіграє суб'єктивний людський фактор, який часто превалює над суто технічним або іншими об'єктивними факторами [1, 2, 3]. Тому ризики, пов'язані з управлінням проектами, як правило, з'являються суб'єктивно: або з вини замовника, або з вини виконавця і суттєво впливають на безпеку життєдіяльності як окремої людини так і колективу. 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.

Як один з варіантів вирішення цієї проблеми, а саме, використання глибоких нейронних мереж прямого поширення із попередньо заданими функціями активації [4, 5], 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 дослідження. Показати можливості нейронних мереж для моделювання систем з невизначеним станом параметрів, для прогнозування ризиків, пов'язаних з роботою в управлінні проектами.

Основні матеріали досліджень. З метою мінімізації втрат, пов'язаних з відсутністю врахування суб'єктивних факторів, пропонується використовувати в якості активаційної функції залежність біфуркаційного характеру (рис. 1), що виявляється у вигляді подвоєння облікового періоду через невизначеність інтервалу $0 \leq x \leq a (=1)$ для функції $f(x)$ в інтерпретації ReLU (рис. 1). Тут функція має мінімаксий характер, тобто $f(x) = \min \max(0, x)$. Функція ReLU з мінімаксий періодом раніше не розглядалася в літературі як не перспективна 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 можливу – функцію біфуркації типу

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

Вона легко прораховується в ReLU за наступним правилом (рис. 1)

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

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

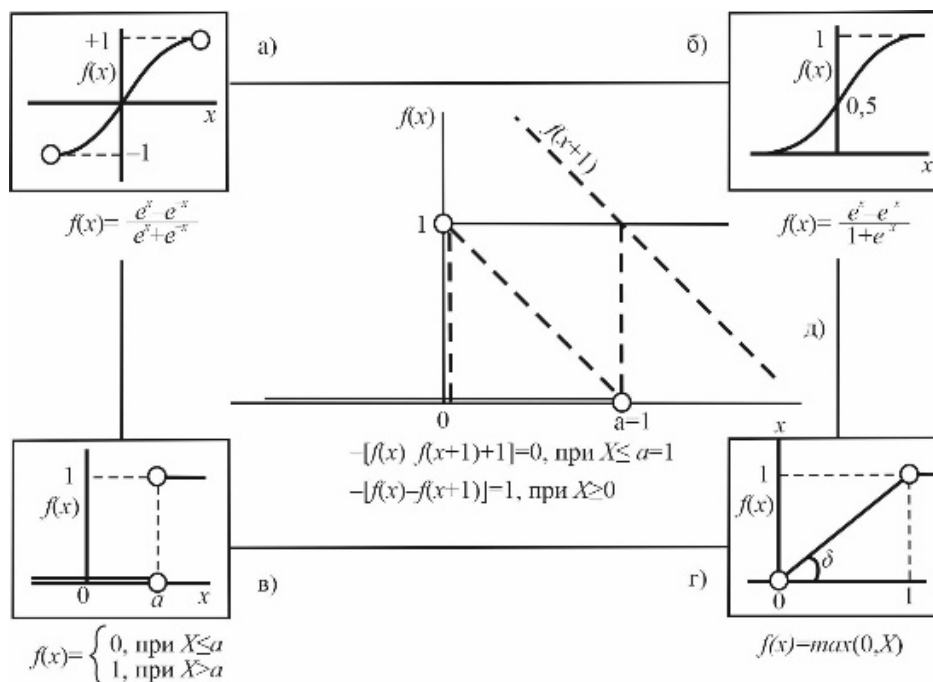


Рис. 1. Варіанти активаційної функції в нейронах мережі, спрямовані на вирішення проблеми мінімізації управління ризиками при виконанні проектних завдань від замовника:– функція гіперболічної дотичної (а); логістична функція (б); порогова функція активації (в); функція ReLU (Rectified Linear Unit) (г);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

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.п., 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.

Запропонована архітектура нейронної мережі прямого розповсюдження 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.

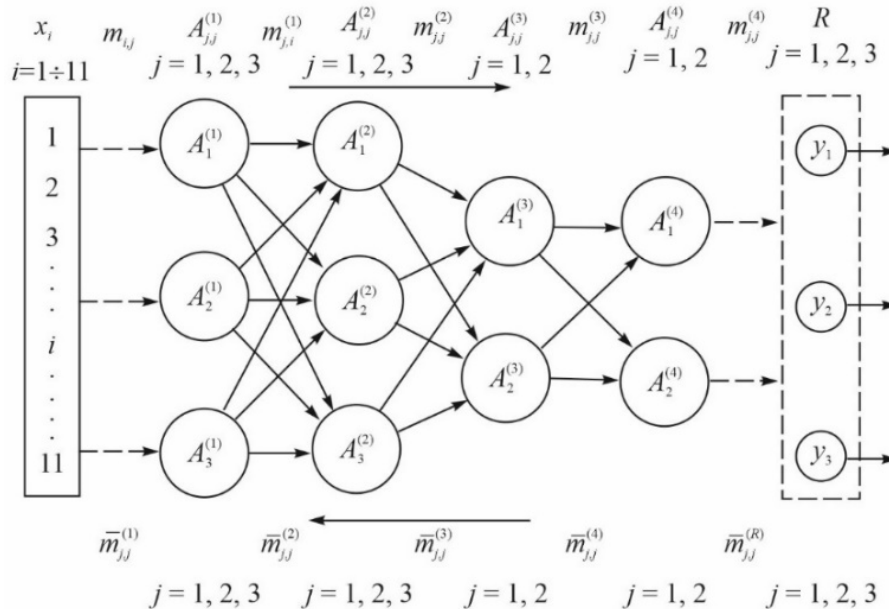


Рис. 2. Неймережева архітектура для прогнозування ризиків в узагальненій системі проект-менеджменту.

Таблиця 1

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

№№ 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}
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}

Попередні дані (табл. 2) і порядок обчислення для навчання мережі представлені нижче.

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 для роботи з глибокими нейронними мережами прямого поширення. Підсумкові вагові коефіцієнти для навчання нейронної мережі представлені в таб. 3.

Таблиця 2

Попередні дані для розрахунку нейронної мережі ризиків в системі управління проектами

Індикація вхідного сигналу і його початкового вагового коефіцієнта, $i=1...11$										
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 (правда)		Клас C^2 (неправдиво)
– 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								$N = 6$		
Порог активації								$h = 12$		
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								$\varepsilon = 0,05$		

Таблиця 3

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

j	Input1	Input2	Input3	Input4	Input5	Input6	Input7	Input8	Input9	Input10	Input11	Desired1
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 A^1						Синапс A^3						
$m_{11}^{(1)}$	$m_{12}^{(1)}$	$m_{13}^{(1)}$	$m_{21}^{(1)}$	$m_{22}^{(1)}$	$m_{23}^{(1)}$	$m_{31}^{(1)}$	$m_{32}^{(1)}$	$m_{33}^{(1)}$	$m_{11}^{(3)}$	$m_{12}^{(3)}$	$m_{21}^{(3)}$	$m_{22}^{(3)}$
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 A^2						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 A^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 A^4				Синапс A^2								
$\bar{m}_{11}^{(4)}$	$\bar{m}_{12}^{(4)}$	$\bar{m}_{21}^{(4)}$	$\bar{m}_{22}^{(4)}$	$\bar{m}_{11}^{(2)}$	$\bar{m}_{12}^{(2)}$	$\bar{m}_{13}^{(2)}$	$\bar{m}_{21}^{(2)}$	$\bar{m}_{22}^{(2)}$	$\bar{m}_{23}^{(2)}$	$\bar{m}_{31}^{(2)}$	$\bar{m}_{32}^{(2)}$	$\bar{m}_{33}^{(2)}$
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 A^1												
Desired (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	
$\Delta \pm, \%$	–	–2,1	0,0	–7,8	–85,0	–	+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} – «зміни вимоги до проекту»,

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

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» $m_{14}=24,4$. Співвідношення до початкового параметра y_2 – «ризик відстрочки підготовки проекту» в співвідношенні становить приблизно 1:1.

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 (див. таблицю 1), 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. 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.

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

Висновки

1. Найбільш актуальним в проект-менеджменті є ризик, пов'язаний із затримками в підготовці проекту – y_2 . Основними причинами, що призводять до такого результату, є: зміна пріоритетів, концепції проекту, кількості завдань (вартість участі $\alpha=0,43$), а також вимушені переробки окремих об'єктів в проекті ($\alpha=0,35$).

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

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

5. Такі фактори, як непередбачуване збільшення обсягів робіт над проектом; розумний відхід від плану створення проекту; відсутність або нестача конкретних умов для реалізації проекту; результат спонтанного впливу замовника проекту; зміна вимог до проекту, 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.

Література

1. Фідінг П.Дж. Як керувати проектами. Київ, Вид. Фабула, 2012. 240 с.
2. Руководство к своду знаний по управлению проектами. Руководство РМВОК. 6-е изд. Электронный вариант – [режим доступа]: https://n-knigi.com.ua/p1609714574-rukovodstvo-svodu-znaniy.html?source=merchant_center&gclid=Cj0KCQiAgOefBhDgARIsAMhqXA6ijrK5D4O0wh6CIp-b0VWIZuPqMG1ML8pQ_4BzftFL6g7fKRohzeoaAtJLEALw_wcB
3. Хігні Дж. Основи управління проектами. Київ: Вид. Фабула. 2020. – 272 с.
4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., Испр.: Пер. с англ. М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2006. 1104 с.
5. Zhernova P. Kernel fuzzy clustering of data streams based on the ensemble of neural networks / P. Zhernova, Y. Bodyanskiy // Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries. 2018. No. 4(6). P. 42–49.