

Medical and Biological Cybernetics

DOI: <https://doi.org/10.15407/kvt217.03.066>

ВОЛОШИН В. С., д-р.техн.наук,
професор каф. охорони праці та навколишнього середовища,
<https://orcid.org/0009-0005-6809-6779>, e-mail: vsvlshn52@gmail.com

АЗАРХОВ О. Ю., д-р.мед.наук,
професор каф. біомедичної інженерії,
<https://orcid.org/0000-0003-0062-0616>, e-mail: alexazarhov@gmail.com

Призовський державний технічний університет,
Юридична адреса: вул. Гоголя, 29, м. Дніпро; 49044, Україна

ДОСВІД ПРОГНОЗУВАННЯ РИЗИКІВ, ПОВ'ЯЗАНИХ З МЕХАНІЧНИМ ПОШКОДЖЕННЯМ КІСТКОВОЇ ТКАНИНИ ЛЮДИНИ З ВИКОРИСТАННЯМ РЕКУРЕНТНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Вступ. Існують нові, крім імовірнісних і статистичних, методи оцінки ризику, які вимагають власних методів аналізу і чисельної оцінки. Один з таких методів, визнаний в самих різних прикладних галузях, пов'язаний з використанням нейронних мереж прямого поширення. Такий підхід дає змогу розширити коло завдань, які вирішуються у сфері аналізу ризиків. Існує досить велика кількість систем, які вимагають оцінки з точки зору формування ризику, але які пов'язані з великою кількістю випадкових факторів, що належать до ризикоутворюючих подій системи та її станів. Такі системи складно змодельовати з допомогою відомих нейронних мереж. У рамках цієї роботи запропоновано застосовувати можливості глибоких рекурентних нейронних мереж зі зворотним зв'язком як стабілізуючі фактори з мінімізацією оперативної інформації, яку необхідно запам'ятати в процесі обчислення та експлуатації такої мережі. Таку модель щодо механічних ушкоджень кісткової тканини людини залежно від великої кількості випадкових або невизначених вхідних сигналів запропоновано використовувати в цій роботі.

Мета статті. Розробити методику використання глибоких рекурентних нейронних мереж і створити модель прогнозування подієвих ризиків, пов'язаних із впливом на систему вхідних сигналів з високим ступенем невизначеності або випадкових сигналів. Надати можливість для прогнозування таких ризиків на прикладах, пов'язаних з травмами кісткової системи людини для різних її умов і станів.

Результати. Розроблено методику використання рекурентних нейронних мереж для прогнозування ризиків, пов'язаних із порушенням цілісності кісткової системи людини.

© ВД «Академперіодика» НАН України, 2024. Стаття опублікована на умовах відкритого доступу за ліцензією CC BY-NC-ND (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>)

Створено модель рекурентної нейронної мережі для прогнозування випадкових подій, пов'язаних з порушенням цілісності кісткової системи людини. Подвійний розрахунок, спрямований на різноманітність результатів, є підтвердженням працездатності запропонованої моделі.

Показано, що залежно від об'єктів завдання, що ставиться при аналізі, його результатом є тривимірна матриця в координатах $(X_{ij} \wedge Y_p; T; \varphi)$. На кожному наступному кроці ітерації в матриці $(\varphi X_{ij} \wedge Y_p; T)$ шляхом відсікання тієї частини потенційних ризикоутворювальних подій, які, на думку нейронної мережі, менше передбачені для кожного вікового складу, на користь інших подій відфільтровуються реальні ризикоутворювальні події, які мають переважні значення для системи.

Висновки. На прикладі випадкових подій, які супроводжують механічні пошкодження кісткової тканини людини, показана здатність моделей, створених на базі *RNN* зі зворотними зв'язками, уникати невизначеності ризиків, що супроводять життя людини за чотирма означеними діапазонами життєвого часу і визначити найбільш дієві для кожного з них для сучасної людини.

Показана здатність функцій активації біфуркаційного характеру одного з синапсних шарів до якісного фільтрування випадкових сигналів в системах рекурентних нейронних мереж зі зворотними зв'язками *DT-RNN (Deep Transition RNN)*.

Формалізація цього процесу надає можливості щодо прогнозування випадкових ризиків для певних груп населення, як пріоритетних, і використовувати їх у профілактичній роботі медичних закладів першої групи допомоги.

Використання глибоких рекурентних нейронних мереж у формалізованому варіанті надає нові можливості для врахування груп випадкових, але реальних подій при аналізі подієвого ризику шляхом уточнення зворотного зв'язку, та на кожному наступному кроці їх ітерації отримувати більш точні дані для прогнозування такого ризику, уникаючи невизначеності стану системи.

Ключові слова: ризики, випадкові події, рекурентна нейронна мережа, кісткова система людини.

ВСТУП

Ризик — одне з найважливіших понять, яке супроводжує все існування людини, адже його зміст визначає необхідність безпеки або захисту людини від зовнішніх загроз його життю і здоров'ю. На думку П. Бернстайна [1] термін «ризик» вперше був визнаний у зв'язку з розвитком азартних ігор в XIII столітті, як можлива і несмілива альтернатива божественному приреченню як з боку прикладної економіки та навігації [2, 3], так і з боку математичної науки [4, 5]. Існує незліченна кількість тлумачень терміну «ризик», починаючи від праць Й. Шумпетера і Т. Бачкаї [6, 7] і закінчуючи нашими співвітчизниками В. Пампура [8] і А. Бабаніним [9]. Вимірюваність ризику, в спрощеному варіанті, найчастіше пов'язана з поняттям відсотка негативного результату або несприятливих подій до їх загального числа.

Імовірісно-статистичні методи оцінки ризику в різних сферах людської діяльності не завжди задовольняють аналітиків, про що свідчать численні аналітичні записки в різних галузях їх застосування. І причина цього не тільки в тому, що статистика ризиків ґрунтується на тому, що відбувалося в минулому, і такі кількісні імовірнісні ризики носять постфактумний характер, а й в обмежених можливостях прогнозування ризиків, особливо якщо вони мають змішаний характер і залежать від декількох ризикоутворювальних факторів [10, 11]. Багато аналітиків виходять з власного розуміння терміну «ризик» без прив'язки до його імовірнісного і статистичного

змісту. В окремих роботах пропонується використовувати поняття ризику, виходячи з подій, що його супроводжують, обґрунтовано вважаючи, що будь-який ризик пов'язано з подіями, які його викликають, і він може бути наявний або відсутній («так-ні») без додаткової градації ризику у вигляді відсотків або інших числових значень [10, 12–14]. На думку деяких авторів *ризик — це бінарне відображення суб'єктивного очікування події на межі невизначеності, в основі якого лежать термінові та ентропійні зміни в напрямку його конкретного стану* [15].

Такий зміст терміну «ризик» вимагає принципово нового математичного опису, який може ґрунтуватися на елементах математичної логіки або систем штучного інтелекту або варіант подієвого аналогізування [11, 12, 16].

Зокрема, як засоби оцінювання кількісних показників такого ризику пропонується створення та використання моделей на основі нейронних мереж, запрограмованих на задачу, яку розв'язують. Такі мережі дають змогу аналізувати ризики в тому сенсі, що запропоновано для досить великої групи систем [15], але вони не дають змогу оцінювання ризиків для систем з великою кількістю випадкових подій, вплив яких на формування ризику може бути досить високим.

На сьогодні вже існують роботи в сфері управління ризиками подій, засновані на використанні нейронних мереж різної конфігурації в сфері спортивної медицини [17], автомобільного [18, 19] і пасажирського залізничного транспорту [20], управління проектами [21], у фінансових проектах [22] тощо. Можливості нейронних мереж за умов їх професійного навчання стають все більш переважними в сфері управління ризиками і широко підтримуваними [14].

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ

Як об'єкт для ризикуотворення розглядається кісткова система людини, яка може піддаватися відомим способам механічної деформації або руйнування залежно від великої різноманітності варіантів випадкових супутніх подій. Такі системи характеризуються великою кількістю вхідних сигналів невизначеного характеру. Існує досвід використання нейронних мереж прямого призначення для вирішення задач прогнозування можливих ризиків у системах, які мають визначені вхідні сигнали та стійку конфігурацію моделей. Необхідно показати, за яких умов глибокі рекурентні нейронні мережі зі зворотним зв'язком можуть бути орієнтовані на системи, які залежать від певної кількості вхідних сигналів невизначеного або взагалі випадкового характеру та спроможні працювати з достатньо великими обсягами вихідної інформації невизначеного типу, реагуючи на неї чітко визначеними станами на виході системи у вигляді бінарних відображень «так-ні» певних ризиків, прогнозування яких є основним завданням дослідження.

Мета статті — розробити методику використання глибоких рекурентних нейронних мереж і створити модель прогнозування подієвих ризиків, пов'язаних з впливом на систему вхідних сигналів з високим ступенем невизначеності або випадкових сигналів. Надати можливості для прогнозування таких ризиків на прикладах, пов'язаних з механічними травмами кісткової системи людини для різних її умов і станів.

ОПИС ПРЕДМЕТА ДОСЛІДЖЕННЯ ДЛЯ ОЦІНЮВАННЯ РИЗИКУ ПОДІЇ

Одним із прикладів використання *RNN* для систем з великою кількістю незначених параметрів є кісткова система людини та ризику, пов'язані з її механічним пошкодженням. Якщо не заглиблюватися в детальну класифікацію видів ураження кісткової тканини в організмі людини, можна зупинитися на двох видах ризиків, які супроводжують такі пошкодження:

- розтягнення зв'язок суглобових тканин і кісткових суглобів R_1 ;
- численні види переломів кісток скелета R_2 .

Таке пошкодження кісткових тканин потребує прикладання до них певних видів механічних сил (Табл. 1).

Всього в організмі людини зосереджено понад 206 кісток, які ми розділили на шість умовних груп. Практично кожна з них може отримати деформації, наприклад, у вигляді тріщини, або при переломі, або при зміщенні в суглобі, або внаслідок увігнутої деформації. За типізацією зовнішніх подій, які можуть бути причиною механічних порушень кісткової тканини, стоїть величезна кількість випадкових факторів, які відповідають за різноманітність подій, які супроводжують людину як ризикоутворювальні.

Причин травмування кісток скелета людини безліч, а кількість подій, що супроводжують ці травми та їх стани, нескінченна. Тому ризики, пов'язані з травмами кісток, на перший погляд, можна віднести до нерозпізнаних. Найвні статистичні методи оцінювання таких ризиків як, наприклад, промислові, спортивні або побутові, працюють постфактум, засновані на статистиці випадків, які сталися в минулі періоди часу. Тому такі оцінки ризиків викликають певні критичні зауваження [7].

Таблиця 1. Типові причини і способи механічного пошкодження елементів кісткової системи людини

№№ п/п (k)	Узагальнені кісткові групи	Характер механічного впливу		Фізичне явище як причина порушення цілісності кісткової тканини людини	Супутні зовнішні типові події
		Вид	Функція		
k = 1	Кістки черепа	Удар, (X_1)	f_{12}	Контакт із перешкодою висотою h (інертне падіння). Контакт із тілом, яке має потенційну або кінетичну енергію. Людина, яка має кінетичну або потенційну енергію. Тертя, ковзання.	Падіння з висоти. Падіння перед перешкодою. Удар тіла, яке рухається. Втрата стабільності для всієї системи. Ковзання нижньої кінцівки.
k = 2	Верхній плечовий пояс і хребетний стовп				
k = 3	Грудна клітина	Тиск, (X_2)	f_{22}		
k = 4	Тазові кістки	Вигин, (X_3)	f_{32}	Виникнення моменту сил плечем l щодо довільної точки тіла людини (інерційний рух) в результаті тиску (удару). Защемлена консоль. Одностороння або двостороння защемлена кістка.	Втрата стабільності скелета. Інертний рух кісткової системи. Натискання на кістку з защемленими кінцями, Перекручення защемленої кінцівки.
k = 5	Верхні кінцівки	Кручення (X_4)	f_{42}		
k = 6	Нижні кінцівки				

Елементи кісткової структури людини будучи функційно і пружно взаємопов'язаними зазвичай водночас піддаються впливу декількох можливих ризиків, пов'язаних із механічним впливом різного типу. В результаті страждають найрізноманітніші групи кісток одночасно. Наприклад, при миттєвій втраті стійкості одночасно можуть постраждати не тільки кістки ніг, але і руки, суглоби в результаті опори під час падіння, тазові кістки в результаті крутильної деформації, і навіть елементи хребетного стовпа при торсії або ударі під час падіння. Або, наприклад, механічний прямий удар, нанесений по кістках черепа, може супроводжуватися інерційною деформацією шийних хребців тощо.

МЕТОДИКА ВИКОРИСТАННЯ ГЛИБОКИХ РЕКУРЕНТНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ РИЗИКІВ, ПОВ'ЯЗАНИХ З ПОРУШЕННЯМИ КІСТКОВОЇ СИСТЕМИ ЛЮДИНИ.

Запропонований підхід з використанням нейронних мереж зі зворотним зв'язком дає змогу сформулювати один цікавий метод, заснований на властивостях рекурентних мереж, як розрахунковий метод прогнозування ризиків подій.

Запропоновано метод φ -покрокової ітерації ризиків подій з використанням *RNN* в умовах інформаційної надмірності та випадковості вхідних сигналів. Він містить виявлення значущих ризиків на кожному $(\varphi - 1)$ -ому попередньому кроці розрахунку нейронної мережі, які є відображенням найбільш значущих вагових коефіцієнтів вхідних сигналів, які подаються як зворотний зв'язок на вхід мережі для наступного кроку ітерації вхідних сигналів, але в заданій раніше конфігурації шарів активації прихованих синапсів. На кожному наступному кроці ітерації виключаються ті вхідні сигнали, які не призвели до формування потенційного ризику на попередньому етапі, тобто ті, які отримали ознаки: $X_{\text{BX } i}^{\varphi-1}(0, 0)$; $X_{\text{BX } i}^{\varphi-1}(0, 1)$; $X_{\text{BX } i}^{\varphi-1}(1, 1)$. Таким чином покрокова ітерація ризиків дає можливість визначити на деякому кінцевому φ -кроці найбільш релевантний ризик події з атрибутом $X_{\text{BX } i}^{\varphi-1}(1, 0)$, пов'язаний з усією вихідною структурою вхідних сигналів.

Метод охоплює:

- вибір форми рекурентної нейронної мережі *RNN*;
- формування бази даних вхідних сигналів $X_{\text{BX } i}$ рекурентної мережі;
- формування бази даних можливих випадкових вхідних сигналів $Y_{\text{BX } p}$ у моделі;
- визначення кількості та структури прихованих нейронних шарів;
- визначення активаційної функції для кожного нейронного шару;
- встановлення вагових коефіцієнтів для кожного вхідного сигналу $m_{1i} X_{\text{BX } i}$ і $Y_{\text{BX } p}$;
- надання початкових нормативних показників для мережі;
- навчання мережі за програмами “*back propagation*” та уточнення вагових коефіцієнтів \dot{m}_{ji} для кожного j -шару;

— виявлення нерелевантних вхідних сигналів на етапі зворотного зв'язку в моделі RNN ;

— формування нового пакету вхідних сигналів $X_{\text{вх } i}^{\varphi}$ для моделі на φ -ому етапі рекурсії за правилом $X_{\text{вх } i}^{\varphi} = X_{\text{вх } i}^{\varphi-1} - [X_{\text{вх } i}^{\varphi}(0,0) + X_{\text{вх } i}^{\varphi}(0,1) + X_{\text{вх } i}^{\varphi}(1,1)]$ (враховані стани подієвих класів в моделі RNN див. нижче табл. 4);

— визначення максимального можливого значення вихідних сигналів на φ -ому етапі рекурсії.

У загальному випадку форма збереженого контенту в будь-якому RNN на кожному наступному ($n = 1, 1, N$) шарі синапсів $\#h(n) = \sum_{i=1}^{n-1} [m_{N_i}, h_{i-1}]$. Тут $h_0 = [0, 0, 0, \dots, 0_N]^T$ = дорівнює умовному початковому значенню індекса зворотного зв'язку в моделі; $R_i = m_{N_i} \cdot h_i$ — є узагальненим виходом в моделі RNN . Саме завдяки такій рекурсії нейрон здатен зберігати інформацію про попередні стани події. В основі роботи будь-якої мережі лежить створення моделі залежності поточного стану x_i^k для k -ої події від попередніх станів події x_{i-1}^k . Якщо імовірність i -ого стану для цієї події записується як $P(x_i^k | x_{i-1}, x_{i-2}, \dots)$, то прогнозоване значення стану для цієї події \tilde{x}_i RNN повинна обирати з максимальною імовірністю необхідного стану $\max(x_i^k | x_{i-1}, x_{i-2}, \dots) \rightarrow \tilde{x}_i$. Воно залежатиме від усіх попередніх станів ($x_{i-1}^k, x_{i-2}^k, \dots$), якими оперує така мережа. В загальному вигляді така RNN обслуговується за принципом:

$$P(x_i^k, x_{i-1}^k, x_{i-2}^k, \dots) = P(x_0^k) \cdot \prod_{i=1}^n (x_i^k | x_{i-1}^k), \quad (1)$$

а саме: нейронна мережа генерує статистику залежностей кожного наступного стану події від вектора її поточного стану на основі попередньої історії станів та навченої вибірки. І робиться це для всіх вхідних параметрів паралельно.

Архітектура глибоких односпрямованих RNN досить різноманітна, але в її основі завжди лежать зворотні зв'язки, які спрощують процедури навчання NN . Програмно такі структури можуть бути реалізовані в бібліотеці *keras* [23, 24], наприклад, як (*batch_size*, *тимчасові кроки*, *одиниці*), з послідовним описом:

— розміру вихідного пакета даних, під який коригуються вагові коефіцієнти;

— розміру послідовності виведення (нам зручно *inp_cond* і *inp_event*);

— кількості нейронів у кожному RNN -синапсі.

Побудована на таких даних модель рекурентної нейронної мережі може містити на своєму вході достатньо велику кількість випадкових і незначених сигналів, що вплине на кінцевий результат. Крім того, враховуючи, що носіями інформації в RNN є вагові коефіцієнти, кожний з яких підлягає уточненню в процесі «*back propogation*», в процесі експлуатації

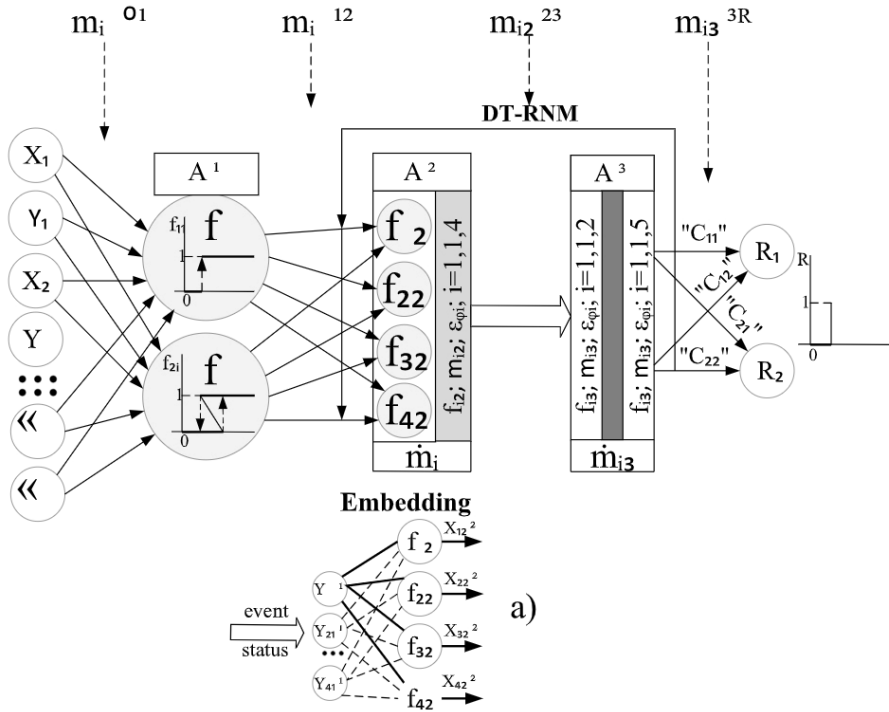


Рис. 1. Загальна мережева модель RNN для прогнозування ризиків для кісткової системи людини а) — модель Embedding-синапсу

таких мереж утримуються великі обсяги інформації, яка після навчання мережі стає непотрібною. Глибокі рекурентні нейронні мережі RNN в певних конфігураціях дають змогу враховувати такі особливості моделей для прогнозування ризиків, мінімізуючи оперативну інформацію в RNN.

МОДЕЛЬ РЕКУРЕНТНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИПАДКОВИХ ПОДІЙ, ПОВ'ЯЗАНИХ З ПОРУШЕННЯМ ЦІЛІСНОСТІ КІСТКОВОЇ СИСТЕМИ ЛЮДИНИ

Модель RNN для такої системи подана на рис.1. Головною її відмінністю є стан вхідних сигналів двох типів: стабільних сигналів, які можуть бути надані як передбачувані події, і випадкових вхідних сигналів, передбачуваність яких дуже низька. Такі групи вхідних сигналів подаються на вхід першого з RNN-синапсів, який складається з двох нейронів. Функція активації першого з них f_{11} — це порогова функція (binary step function), а друга f_{12} — це функція біфуркації, призначена для фільтрації групи випадкових сигналів.

Вагові коефіцієнти вхідних сигналів в такій інтерпретації є сильно невідзначеними, тому найпростіше надати їм нормованих початкових значень, адаптованих під машинну інтерпретацію $m_{i0} = \{1, 0, 0001\}$. Особливо тому, що в процесі навчання *back propagation* уточнені значення цих коефіцієнтів також набудуть значення $\dot{m}_{i,j=0} = \{1, 0, 0001\}$, тільки в іншій послідовності.

Всього модель має три прихованих синапсних шари, перший з яких $A^{(1)}$ відповідає за систематизацію та фільтрацію випадкових сигналів Y_p завдяки використанню як активаційної функції, як можливої функцію біфуркації типу:

$$\begin{cases} -[f(x) - f(x+1) + 1] = 0, & \text{если } x \leq a \\ -[f(x) - f(x+1)] = 1, & \text{если } x > 0 \end{cases} \quad (2)$$

Така функція легко розраховується в ReLU [24] за загальним правилом:

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

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

Другий синапсний шар $A^{(2)}$ з функцією активації f_{i_2} ($i = 1, 1, 4$) і ваговими коефіцієнтами $m_{i_2}^{(23)}$ є відповідальним за розподіл сигналів між чотирма способами впливу на систему — ударом, тиском, вигином і крученням. Узагальнену функцію активації для таких нейронів приймемо як гіперболічний тангенс $f_{i,j=2}(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$. А третій з при-

хованих синапсних шарів $A^{(3)}$ в моделі, призначений для структуризації сигналів, які було виділено на цьому етапі, за принципом «істина-не істина» щодо тих подій, які можна було кваліфікувати як ризикоутворювальні або ні. Функцією активації такого прихованого нейронного шару, зручною для програмування мережі, є *ReLU (Rectified Linear Unit)*. Для другого і третього синапсів сформувався подвійний зворотний зв'язок за принципом *DT-RNN (Deep Transition RNN)* (Рис. 2)), який передбачає корекцію стабільних вхідних сигналів $X_{i_1}^{(1)}$ і фіксованих випадкових сигналів $Y_{p_1}^{(1)}$ в моделі *RNN*. Їх уточнені вагові коефіцієнти на кожній φ -ій ітерації відповідно до процедури зворотного зв'язку *DT-RNN* дорівнюють $\dot{m}_{i_1}^{(12)}$.

Конфігурація зворотного зв'язку *DT-RNN* на елементах *LSTM*, що стикаються, дає змогу відсікати сигнал поточного синапсу $A^{(2)}$, для якого уточнені вагові коефіцієнти $\dot{m}_{i_2}^{(23)}$ майже не мають значення і є значущими для наступного синапсу $A^{(3)}$ тільки тоді, коли вони оцінюються разом з їх попередніми станами і проявляються як функції $\dot{m}_{i_3}^{(3R)} = ReLU(\dot{m}_{i_2}^{(23)}(\tanh(\dot{m}_{i_1}^{(12)})))$ без урахування першого вхідного шару з невизначеними ваговими коефіцієнтами $\dot{m}_{i_0}^{(01)}$ і для кожного вхідного сигналу $X_{\text{вх } i\varphi}$ після $\varphi = 4$ -го кроку ітерацій на $A^{(3)}$ синапсису.

На початку роботи мережі з випадковими входами в ролі прихованого синапсного шару $A^{(1)}$ використовується *Embedding*-шар, завдяки якому

здійснюється вербальне перетворення текстового змісту Y_i -ої випадкової події (*event*) або її стану (*status*) на вектор певного розміру, призначення якого відображає його контекст мовою подання (Рис. 1, а). Такий шар забезпечує зв'язок між машинною і людською мовами сприйняття випадкових об'єктів аналізу. Він легко програмується в бібліотеці *keras*. Розмірності та геометричні співвідношення векторів вхідних даних — це кількість можливих подій (i) та їх станів, закладених в кожному з прихованих (j) синапсів моделі, які ми опишемо з допомогою метрик косинусної подібності $similarity(i, j) = \frac{i \cdot j}{|i| \cdot |j|}$. Вихідні дані є наслідком ризикуотворювальних

подій, що призводять до негативних результатів — одного із зазначених видів травм. Як приклад сукупності випадкових подій, які супроводжують травми кісток, візьмемо таке (Табл. 2):

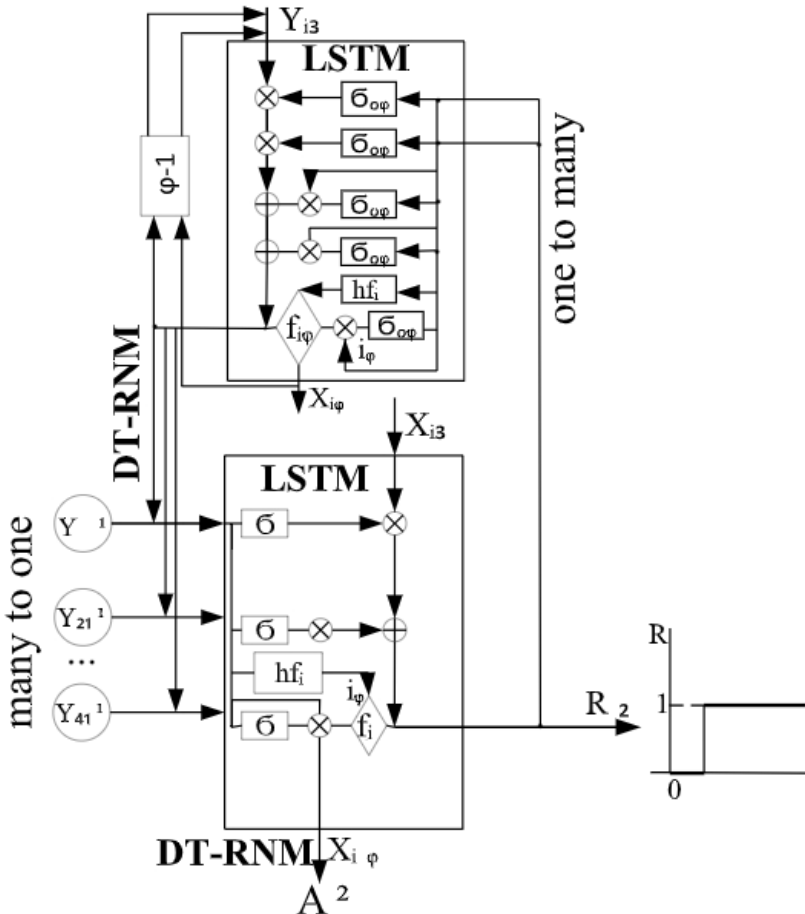


Рис. 2. Фрагмент моделі RNN зі зворотним зв'язком Deep Transition-RNN для кінцевого синапсу з доступом до прогнозованих ризиків R_1 та R_2

Таблиця 2. Вибірка випадкових подій, пов'язаних з механічним пошкодженням кісткової тканини людини

№№ п/п	Найменування випадкової події	Код вхідного сигналу, Y_p	$m_{i0}^{(01)}$
1	Події, пов'язані з перетином горизонтальної перешкоди.	Y_1	1
2	Події, пов'язані з різким зниженням коефіцієнта тертя до поверхні перетину.	Y_2	1
3	Події, пов'язані з падінням твердих предметів на людину з висоти.	Y_3	1
4	Події, що пов'язані з нерівностями на поверхні перетину.	Y_4	1
5	Події, пов'язані з защемленням кісткової тканини між двома жорсткими поверхнями.	Y_5	1
6	Події, пов'язані з тривалою дією зусилля на кістку, защемлену з двох боків.	Y_6	1
7	Події, пов'язані з консольним засобом підйому ваги кінцівками людини.	Y_7	1

Таблиця 3. Облік станів класів подій в моделі *RNM* для аналізу ризиків подій у системі

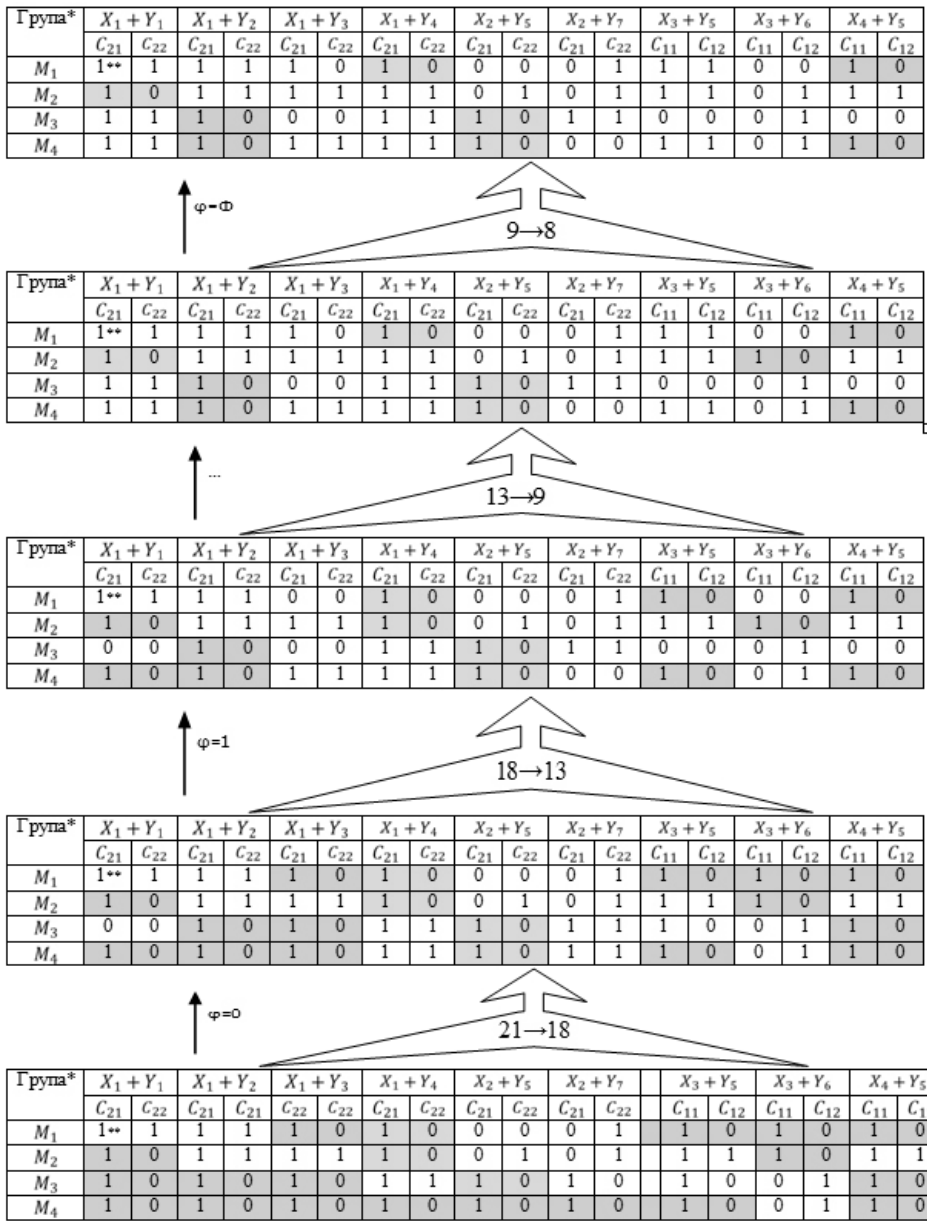
№№ п/п	Клас подій		Визнання зображення подій
	« C_1 » (істина)	« C_2 » (ні)	
1	1	1	Умов для підтвердження події немає
2	1	0	Умови для підтвердження подій існують
3	0	1	Умов для підтвердження події немає
4	0	0	Умов для підтвердження події немає

РЕЗУЛЬТАТИ АНАЛІЗУ РИЗИКОУТВОРЮВАЛЬНИХ ПОДІЙ, ПОВ'ЯЗАНИХ ІЗ ПОРУШЕННЯМ ЦІЛІСНОСТІ КІСТКОВОЇ СИСТЕМИ ЛЮДИНИ

На рис. 3 подано умовну матрицю подій, які можуть відбуватися в розглянутій системі на кожному φ -ому кроці ітерації. З кожним кроком ітерації в моделі *RNM* потенційні ризики зникають як нетипові для окремих вікових категорій. Підсумкові результати прогнозування реальних ризиків для людини, пов'язані з механічним впливом на кісткову систему, подано в (Табл. 4).

У наступному дослідженні вихідну модель рекурентної нейронної мережі може бути уточнено, наприклад, шляхом включення подій, пов'язаних зі специфікою механічної дії на конкретні групи кісток відповідно до їх класифікації (Табл. 1). Такі доповнення вимагають не тільки уточнення конфігурації нейронної мережі, але і додаткового навчання *back propagation*, розрахованого на різну конфігурацію і число станів системи та уточнення вагових коефіцієнтів кожного прихованого шару синапсів згідно з додатковою інформацією.

Основним висновком, який випливає з таких досліджень, є глибока індивідуальність реальних ризиків, пов'язаних з порушенням цілісності кісткової системи людини, яка визначається набором вхідних сигналів для *RNN* і можливістю навчання *back propagation* нейронної мережі, коли в ній вбудовані основні і випадкові події, що супроводжують людину.



* — Вікові групи в дослідженні: M_1 — вік до 20 років; M_2 — вік від 21 до 40 років; M_3 — вік від 41 до 60 років; M_4 — вік від 61 до 80 років.
 ** — облікові стани C_{pq} класів подій у моделі RNN згідно з табл. 3.

Рис. 3. Фрагменти розрахункових даних про потенційні ризики, пов'язані з механічним впливом на кісткову систему у різних груп населення

Таблиця 4. Підсумкові дані для прогнозування переважних ризиків травмування кісткової системи людини за віковими категоріями

Вікова категорія, років	Переважні ризики від сукупних подій
$M_1 (0 \div 20)$	$X_1 + Y_4; X_4 + Y_5$ Перелом кісток від удару при подоланні нерівностей на поверхні перетину, а також вивих суглобів від скручування в разі їх защемлення.
$M_2 (21 \div 40)$	$X_1 + Y_1$ Перелом кісток, пов'язаний з ударом під час подолання горизонтальних перешкод.
$M_3 (41 \div 60)$	$X_1 + Y_2; X_2 + Y_5$ Перелом кістки, пов'язаний з ударом об горизонтальну поверхню при ковзанні тіла, а також в результаті тиску на кістку в разі її защемлення.
$M_4 (61 \div 80)$	$X_1 + Y_2; X_2 + Y_5; X_4 + Y_5$. Перелом кістки, пов'язаний з ударом об горизонтальну поверхню в разі ковзання тіла, а також в результаті тиску на в разі її защемлення. Вивих суглобів в результаті скручування кісток в разі їх защемлення.

Таблиця 5. Вхідні сигнали для моделі *RNN* з урахуванням класифікації кісткових груп в організмі людини

№№	Марка, X_{ki}	Позначення вхідного сигналу
1	X_{11}	Події, пов'язані з травмами кісток черепа
2	X_{12}	Події, пов'язані з травмами хребта
3	X_{13}	Події, пов'язані з травмами грудної клітини
4	X_{14}	Події пов'язані з травмами газових кісток
5	X_{15}	Події, пов'язані з травмами верхніх кінцівок
6	X_{16}	Події, пов'язані з травмами нижніх кінцівок
7	X_{21}	Події, пов'язані з нанесенням удару
8	X_{22}	Події, пов'язані з рівномірним тиском на кістку
9	X_{23}	Події, пов'язані зі згинанням кісток
10	X_{24}	Події, пов'язані зі скручуванням кісток

Розглянемо варіант, за якого на вхід подаються сигнали про стан різних груп кісткової системи. Змінимо позначення вхідних сигналів з урахуванням класифікації, поданої в табл. 1 так: табл. 5. Вибірка випадкових подій, Y_p пов'язаних з механічними ушкодженнями кісткової тканини людини, подана в табл. 1, 2.

Опускаючи обчислювальні процедури та їх оперативний аналіз, покажемо результати аналізу ризиків механічних пошкоджень, пов'язаних з окремими групами кісток, які найбільш адаптовані до запропонованих умов.

У запропонованому випадку модель *RNN* надала в цілому 24 комбінації подій, які співвідносять ризикоутворювальні події з потенційним ризиком. Ми відібрали лише 14 з них, щоб продемонструвати можливості нейронної мережі такої конфігурації. Прийmemo наступні позначення, пов'язані з групами порівнянних ризикоутворювальних подій, які надає нам для попереднього обліку мережа *RNN*:

$$\begin{array}{lll}
 H_1 = X_{11} + X_{21} + Y_1; & H_6 = X_{14} + X_{21} + Y_2; & H_{11} = X_{16} + X_{21} + Y_1; \\
 H_2 = X_{11} + X_{21} + Y_2; & H_7 = X_{14} + X_{21} + Y_4; & H_{12} = X_{16} + X_{21} + Y_2; \\
 H_3 = X_{11} + X_{21} + Y_3; & H_8 = X_{14} + X_{21} + Y_4; & H_{13} = X_{16} + X_{24} + Y_5; \\
 H_4 = X_{12} + X_{24} + Y_2; & H_9 = X_{15} + X_{21} + Y_1; & H_{14} = X_{16} + X_{24} + Y_2; \\
 H_5 = X_{13} + X_{21} + Y_2; & H_{10} = X_{15} + X_{21} + Y_2; &
 \end{array}$$

До таких груп належать далеко не всі види подій, пов'язаних з механічним впливом на кістковий скелет людини. Мережа здатна знайти для подальшого аналізу більше 10 таких груп, наприклад:

$$\begin{array}{l}
 X_{15} + X_{21} + Y_3; X_{16} + X_{21} + Y_3; X_{15} + X_{22} + Y_6; X_{16} + X_{22} + Y_6; X_{15} + X_{23} + Y_6; \\
 X_{15} + X_{23} + Y_7; X_{16} + X_{21} + Y_3; X_{12} + X_{23} + Y_4; X_{12} + X_{23} + Y_2,
 \end{array}$$

які точніше характеризують інші ризики, пов'язані з травмами верхніх і нижніх кінцівок, або, наприклад, ризики травми хребта — $X_{12} + X_{23} + Y_4$; та $X_{12} + X_{23} + Y_2$ і багатьох інших.

В цілому розглянута нейронна мережа після свого нового навчання *back propagation* і корекції вагових коефіцієнтів в прихованих синапсах виконує чотири φ -кроки ітерації, в результаті яких, згідно зі стандартним алгоритмом уточнення ваг і відкидання найменш активних з них, ми приходимо до вирішення задачі. На рисунку 4 фактично зображена тривимірна матриця в координатах $(X_{ij} \wedge Y_p; T; \varphi)$. На кожному наступному кроці ітерації в матриці $(\varphi X_{ij} \wedge Y_p; T)$ відсікається та частина потенційних ризикоутворювальних подій, які, на думку нейронної мережі, менш передбачені для кожного вікового складу на користь інших подій.

Вкотре ми стикаємося з ситуацією, коли найбільш небезпечні ризики пов'язані з декількома подіями, в тому числі і випадковими, настання яких дуже ситуативне, а їх роль в послідовності подій, що призводять до реального ризику, досить велика.

Не виключаючи варіантів інших травматичних подій, нейронна мережа видає переважні ризики, пов'язані з пересуваннями людини по слизьких поверхнях, причому практично незалежно від віку (див. табл. 6). У кожній з «дорослих» груп населення найбільш реальними є три види ризиків, які пов'язані між собою причинно-наслідковими зв'язками, і, можливо, це свідчить про те, що такі ризики стають більш реальними за значно більшої кількості вхідних випадкових подій ніж те, що показано в цьому рішенні. Такі структуровані рішення можуть з'являтися в мережі *RNN* можуть з'являтися в мережі *RNN* на рівні її високої складності і взаємопов'язаності їх причинно-наслідкових якостей. Не виключено, що одні й ті самі події пов'язані з різними станами самої системи, що, безумовно, додає кількість вхідних сигналів, а якщо врахувати випадковість деяких з них, то завдання стає ще складнішим, але більш конкретним.

Попутно слід зазначити, що якщо ввести в розглянуту модель *RNN* сигнали про механічне пошкодження кожної з окремих кісток у відповідних групах, то ми отримаємо ще більш глибокий спеціальний варіант моделі *RNN*, обчислювальні процедури в якій, проте, будуть аналогічні розглянутим, відрізняючись лише високою складністю обчислень на етапі мережевого навчання.

Таблиця 6. Підсумкові дані для прогнозування переважних ризиків травмування кісткової системи людини за віковими категоріями

Вікова категорія, років	Переважні ризики від сукупних подій
$M_1 (0 \div 20)$	Травми рук H_{10} або ніг H_{14} внаслідок падінь на слизьких поверхнях;
$M_2 (21 \div 40)$	Ударні травми рук H_9 або ніг H_{11} в разі подолання горизонтальних перешкод, а також травми ніг H_{13} в разі їх защемлення;
$M_3 (41 \div 60)$	Черепні травматичні ушкодження від удару H_2 , травми хребта H_4 , а також ніг H_{12} , пов'язані з падінням на слизьку поверхню;
$M_4 (61 \div 80)$	Ударні травми тазового поясу, пов'язані з падінням на слизьку поверхню H_6 або з рухом по нерівній поверхні H_7 , а також ударні травми верхніх кінцівок H_{10} в разі ковзання.

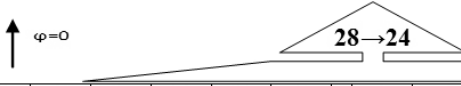
T	H_1		H_2		H_3		H_4		H_5		H_6		H_7		H_8		H_9		H_{10}		H_{11}		H_{12}		H_{13}		H_{14}		
	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{11}	C_{12}	C_{11}	C_{12}		
M_2	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	1	0	1	1	1	0	0
M_3	0	0	1	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	1	0	0
M_4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	1	1	0	1	1	0	1	0	1	0	0



T	H_1		H_2		H_3		H_4		H_5		H_6		H_7		H_8		H_9		H_{10}		H_{11}		H_{12}		H_{13}		H_{14}	
	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{11}	C_{12}	C_{11}	C_{12}	
M_1	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	1	0	1	1	1	1	1	0
M_2	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1	1	1	1	0	0
M_3	0	0	1	0	1	1	1	0	0	0	1	0	1	1	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	0
M_4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	0	1	0	1	1	0	1	1	1	1	0	0	1	1



T	H_1		H_2		H_3		H_4		H_5		H_6		H_7		H_8		H_9		H_{10}		H_{11}		H_{12}		H_{13}		H_{14}	
	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{11}	C_{12}	C_{11}	C_{12}	
M_1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	1	0	1	1	1	1	1	0
M_2	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	1	1	1	0	1
M_3	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1	0	1	1	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	1	1	0
M_4	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	0	1	0	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	0



T	H_1		H_2		H_3		H_4		H_5		H_6		H_7		H_8		H_9		H_{10}		H_{11}		H_{12}		H_{13}		H_{14}	
	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{22}	C_{21}	C_{11}	C_{12}	C_{11}	C_{12}	
M_1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	1	0	1	1	1	1	0
M_2	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	1	1	1	0	1
M_3	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	1	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1
M_4	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0	1	0	0	1	0	1	1	0	1	0	1	0	0	1	1	0

Рис. 4. Фрагменти розрахункових даних про потенційні ризики, пов'язані з механічним впливом на кісткову систему людини для різних груп населення

ВИСНОВКИ

На прикладі випадкових подій, які супроводжують механічні пошкодження кісткової тканини людини, показана здатність моделей, створених на базі *RNN* із зворотними зв'язками, уникати невизначеності ризиків, які супроводять життя людини, за чотирма означеними діапазонами життєвого часу і визначати найбільш дієві для кожного з них для людини.

Показана здатність біфуркаційних функцій активації одного з синапсних шарів до якісного фільтрування випадкових сигналів в системах рекурентних нейронних мереж із зворотними зв'язками *DT-RNN (Deep Transition RNN)*.

Таким чином, використання глибоких рекурентних нейронних мереж у формалізованому варіанті надає нові можливості для врахування груп випадкових але реальних подій при аналізі подієвого ризику шляхом уточнення зворотного зв'язку, та на кожному наступному кроці їх ітерації отримувати більш точні дані для прогнозування такого ризику, уникаючи невизначеності стану системи. Формалізація цього процесу надає можливості щодо прогнозування випадкових ризиків для певних груп населення як пріоритетні і використовувати їх у профілактичній роботі медичних закладів першої групи допомоги.

REFERENCES

1. Bernstein P. *Against the Gods: Taming Risk*. Moscow: Olimp-Business, 2000, pp. 189 p.
2. Shevelev A.E. *Risks in Accounting: A Textbook*. KNORUS, 2007, 280 p.
3. Neumann J., Morgenstern O. *Game Theory and Economic Behavior*. Translated from English.; Ed. and with additions by N.N. Vorobyov. M.: Nauka, 1970, 707 p.
4. Semenkova T.G. *Publication of Smith's Works in Prerevolutionary Russia and in Soviet Times*. Adam Smith and Modern Political Economy. Ed. by N.A. Tsagolov. M., 1979.
5. Kenett R. *Towards a grand unified theory of risk*. Operational Risk, London, Infroma Business Publishing, 2000, pp. 61-69.
6. Schumpeter J. *Theory of Economic Development. A Study of Entrepreneurial Profit, Capital, Credit, Interest, and the Business Cycle*. M.: Progress, 1982, 455 p.);
7. *Business Risk and Methods of Its Measurement*. Translated from Hungarian by Bachkai T., Messena D., Miko D. et al. M.: Economica, 1979, 184 p.
8. Pampuro V. I. *Optimal Safety Management of Environmentally Hazardous Facilities*. Kyiv: Nauk. Dumka, 2012, 599 p.
9. Babanin A. F. *Introduction to the General Theory of the Universe. Conceptual apparatus and physical foundations of the universe*. Moscow: Editorial URSS. 2004, 171 p.
10. Demin V. F. Scientific and methodological aspects of risk assessment. *Atomic energy*. Vol. 86, issue 1, 1999, pp. 46–63. <https://doi.org/10.1007/BF02672934>
11. Kahneman D., Slovik P., Tversky A. *Decision making under uncertainty. Rules and biases*. Translated from English. - Kh.: Publishing house of the Institute of Applied Psychology "Humanitarian Center", 2005, 632 p.
12. Pampuro V. I. *Methodological Limitations of the Event Tree Method*. Additional NAS of Ukraine. 2008, № 12, pp.161–165.
13. Pampuro V.I. *Structural information theory of system reliability*. Kyiv: Nauk. Dumka. 1992, 324 p.
14. Ananyeva Y. V. *Stress testing as a tool for financial risk management in the banking sector*. Collection of scientific papers of the State Tax University. № 1, 2021, pp. 6–19.
15. Voloshyn V. S. *Contemporary semantics and the sense of the term «risk»*. *Bulletin of the Pridniprovska State Technical University. Ser. Technical Sciences* V. 43, 2021, pp. 169–171. <https://doi.org/10.32782/2225-6733.43.2021.21>

16. Hopfield J.J., Tank D.W. "Neural" computation of decisions in optimization problems. *Biol. Cybern.* 1985, Vol. 52, pp.141–152. <https://doi.org/10.1007/BF00339943>
17. Voloshyn V.S., Azarkhov O.Y. Subjective and Medical Component of Risk in the Structure of Rope Jumping. *Modern technologies of biomedical engineering. III International scientific and technical conference*, Odessa, 2024, pp. 180–186.
18. Voloshin V. S., Danilova T. G. On the Method of Describing and Managing Event Risks. *XIX International Conference "Environmental Safety: Problems and Solutions"*. 2023, Kharkiv, pp.139-147.
19. Voloshyn V.S., Danylova T.G. Instrumentarium for description and management of event risks. *Visnyk PSTU. Technical Sciences*. Mariupol. № 45, 2023, pp. 78–85. <https://doi.org/10.31498/2225-6733.45.2022.276240>
20. Voloshyn V. S., Butenko E. O. Neural network model for event risk assessment. *XIX International Conference "Environmental Safety: Problems and Solutions"*, 2023, Kharkiv, pp.130–139.
21. Voloshyn V. S., Klenin O. V. Specifics of risk assessment in project management. *Bulletin of the Priazovsky State Technical University. Ser. Technical Sciences, Coll. Sciences. Works.* 2023, Issue. 45, pp. 88–97. <https://doi.org/10.31498/2225-6733.45.2022.276241>
22. Voloshyn V., Belopolsky N., Bessonova S. Risk at Crypto-Currency Flow at International Financial Markets. *International Journal of Engineering and Technology*. 7(4,8), 2018, pp. 566–569 <https://doi.org/10.14419/ijet.v7i4.8.27307>
23. Giully A., Pal S. Keras Library – Deep Learning Tool = Deep Learning with Keras. DMK Press, 2017, 294 p.
24. <https://www.ukraine.com.ua/blog/programming/keras-ustanovka-i-nastrojka/>

Received 11.06.2024

Voloshyn V.S., DSc. (Engineering),

Professor of the Department of Labor Protection and Environment

<https://orcid.org/0009-0005-6809-6779>, e-mail: vsvlshn52@gmail.com

Azarkhov O.Yu., DSc. (Medicine),

Professor of the Biomedical Engineering Department

<https://orcid.org/0000-0003-0062-0616>, e-mail: alexazarhov@gmail.com

Priazovsky State Technical University of the Ministry

of Education and Science of Ukraine,

29, Gogolya str., Dnipro; 49000, Ukraine

EXPERIENCE IN PREDICTING THE RISKS ASSOCIATED WITH MECHANICAL DAMAGE TO HUMAN BONE TISSUE USING RECURRENT NEURAL NETWORKS

Introduction. *There are new, in addition to probabilistic and statistical, methods of risk assessment, which require their own methods of analysis and numerical estimation. One of these methods, recognized in a variety of application fields, is associated with the use of direct propagation neural networks. This approach makes it possible to expand the range of tasks that are solved in the field of risk analysis. There are quite a number of systems that require assessment in terms of risk formation, but which are associated with a large number of random factors related to the risk-forming events of the system and its states. Such systems are difficult to model with the help of well-known neural networks. Within the framework of the work, it is proposed to use the capabilities of deep recurrent neural networks with feedback as stabilizing factors with minimization of operational information that needs to be remembered in the process of calculating and operating such a network. Such a model for mechanical damage to human bone tissue depending on a large number of random or indeterminate input signals is proposed to be used in this work.*

The purpose of the paper is to develop a technique for the use of deep recurrent neural networks and to create a model for predicting event risks associated with the impact of input

signals with a high degree of uncertainty or random signals on the system. To provide opportunities for predicting such risks using examples related to injuries of the human skeletal system for its various conditions and conditions.

Results. A technique for using recurrent neural networks to predict the risks associated with the violation of the integrity of the human skeletal system was developed.

A model of a recurrent neural network was created to predict random events associated with a violation of the integrity of the human skeletal system. Double calculation, aimed at a variety of results, is a confirmation of the performance of the proposed model.

It is shown that, depending on the scope of the task set in the analysis, its result is a three-dimensional matrix in coordinates $(X_{ij} \wedge Y_p; T; \varphi)$. At each subsequent step of the iteration in the matrix $(\varphi X_{ij} \wedge Y_p; T)$, by cutting off that part of the potential risk-generating events that, in the opinion of the neural network, are less predicted for each age composition, in favor of other events, real risk-forming events are filtered out, which have predominant values for the system.

Conclusions. On the example of random events that accompany mechanical damage to human bone tissue, the ability of models created on the basis of RNN with feedbacks to avoid the uncertainty of risks accompanying human life in four specified ranges of life time and to determine the most effective ones for each of them for a modern person is shown.

The ability of activation functions of the bifurcation nature of one of the synapse layers to qualitatively filter random signals in systems of recurrent neural networks with DT-RNN (Deep Transition RNN) feedbacks is shown.

The use of deep recurrent neural networks in the formalized version provides new opportunities for taking into account groups of random but real events in the analysis of event risk by clarifying the feedback, and at each subsequent step of their iteration to obtain more accurate data to predict such risk, avoiding the uncertainty of the system state. The formalization of this process provides opportunities to predict random risks for certain groups of the population as a priority, and to use them in the preventive work of medical institutions of the first group of care.

Keywords: risks, random events, recurrent neural network, human skeletal system.