DOI: 10.32347/2412-9933.2025.62.134-140
УДК 004.8

Терентьєв Олександр Олександрович
Доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики, *https://orcid.org/0000-0001-6995-1419*
Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ
Соловей Богдан Анатолійович
Аспірант кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики, *https://orcid.org/0009-0008-0328-1123*
Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

МАШИННЕ НАВЧАННЯ БАЙЄСОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ З ГАММА-РОЗПОДІЛОМ ДЛЯ ОЦІНЮВАННЯ СТІЙКОСТІ МОНОРЕЙКОВОГО КРАНА

Анотація. *Предметом вивчення в статті є модель та метод навчання Байєсової нейронної мережі для прогнозування стійкості монорейкового крана за положенням стріли уздовж рейкового шляху з урахуванням можливих деформацій під дією навантажень. Метою є розробка моделі та методу навчання Байєсової нейронної мережі для прогнозування стійкості монорейкового крана. Для досягнення мети в дослідженні вирішено завдання: визначено математичну модель для прогнозування стійкості монорейкового крана за положенням стріли уздовж рейкового шляху з урахуванням можливих деформацій під дією навантажень за методом скінченних елементів; визначено модель Байєсової нейронної мережі та алгоритм навчання Байєсової нейронної мережі; проведено навчання та оцінювання ефективності запропонованої Байєсової нейронної мережі для прогнозування стійкості монорейкового крана. Для проведення дослідження були використані методи з теорій: байєсова теорія та байєсова статистика; штучні нейронні мережі та глибинне навчання; теорія чисельних методів; теорія марковських ланцюгів Монте-Карло. На основі проведеного аналізу математична модель стійкості монорейкового крана за положенням стріли уздовж рейкового шляху з урахуванням можливих деформацій під дією навантажень була отримана на основі методу скінченних елементів; базовим розподілом для моделі Байєсової нейронної мережі було обрано гамма-розподіл, апостеріорний розподіл було отримано за теоремою Байєса в логарифмічній формі; запропонований метод навчання передбачає оновлення матриць з ваговими коефіцієнтами за методом Метрополіса – Гастінгса, а доцільність оновлення мережі обчислюється на основі аналізу значення різниці апостеріорних розподілів для станів мережі до оновлення і після оновлення. Отримано наступні результати: навчання Байєсової нейронної мережі за запропонованим методом показує, що модель робить значні корекції в параметрах, що є ознакою ефективного навчання разом із значенням помилки, яке наближається до нуля. У висновках наукова новизна отриманих результатів полягає в наступному: запропоновано нову модель та метод навчання Байєсової нейронної мережі для прогнозування стійкості монорейкового крана за положенням стріли уздовж рейкового шляху з урахуванням можливих деформацій під дією навантажень.*

Ключові слова: Байєсова нейронна мережа; гамма-розподіл; метод скінченних елементів; алгоритм Метрополіса – Гастінгса; стійкість монорейкового крана

Вступ

У дослідженнях надійності та ризиків, пов'язаних з експлуатацією будівельних кранів, встановлено, що ризики формуються під впливом низки факторів, зокрема кліматичних умов, особливостей експлуатації та конструктивних характеристик. Для оцінки впливу цих факторів при прогнозуванні ризиків застосовуються методи теорії ймовірностей, які дають змогу враховувати невизначеності, властиві складним технічним системам [1; 2].

Однак використання класичних нейронних мереж в оцінці ризиків має істотні недоліки. Зокрема, ці моделі погано передають невизначеність та можуть призводити до створення ненадійних прогнозів аварійних ситуацій. Це значно обмежує їх застосування для аналізу ризиків, пов'язаних з експлуатацією будівельних кранів, особливо баштового типу.

Для вирішення цієї проблеми в роботі [3] була розглянута доцільність впровадження Байєсової нейронної мережі. Цей підхід ґрунтується на використанні байєсівської статистики, яка є однією з найбільш ефективних математичних методик для врахування невизначеності у процесі моделювання. Байєсові нейронні мережі дозволяють проводити більш точну оцінку ризиків завдяки інтеграції принципів імовірнісного підходу та аналізу невизначеностей, що особливо важливо для складних технічних систем, таких як будівельні крани [4].

Мета дослідження

Мета даного дослідження полягає в розробці моделі та методу навчання Байєсової нейронної мережі для прогнозування стійкості монорейкового крана за положенням стріли уздовж рейкового шляху з урахуванням можливих деформацій стріли під дією навантажень.

Об'єкт та задачі дослідження

Об'єктом дослідження є модель та метод навчання Байєсової нейронної мережі. Для досягнення мети дослідження буде розв'язано такі задачі:

1. Визначити математичну модель для прогнозування стійкості монорейкового крана за положенням стріли уздовж рейкового шляху з урахуванням можливих деформацій під дією навантажень за методом скінченних елементів.
2. Визначити модель Байєсової нейронної мережі, тобто апріорний та апостеріорний розподіли, функцію максимізації правдоподібності.
3. Визначити алгоритм навчання Байєсової нейронної мережі.
4. Провести навчання та оцінити ефективність запропонованої Байєсової нейронної мережі для прогнозування стійкості монорейкового крана.

Аналіз основних досліджень і публікацій

У дослідженні [5] була запропонована модель машинного навчання, яка прогнозує максимальне зміщення конструкції вежі баштового крана під дією виміряних даних швидкості вітру і генерує попередження у разі, якщо зміщення перевищує допустимі конструкцією обмеження. Модель була реалізована на основі нейронної мережі з радіально-базисною функцією (RBF) для виконання нелінійного просторового відображення нейронів вхідного шару у нове представлення в прихованому шарі. У висновках визначено, що модель побудована для параметра "швидкість вітру", і у подальших дослідженнях планується вдосконалити точність прогнозування та здатність моделі до узагальнення шляхом розширення набору вхідних параметрів.

У дослідженні [6] була запропонована модель на основі нейронної мережі для контролю промислових кранів, які транспортують об’єкти під водою. Враховуючи, що метою керування є транспортування корисного вантажу до бажаного цільового положення без розгойдування, і доведеного факту, що нейронні мережі можуть апроксимувати будь-яку задану функцію, автори моделі визначили вектори гідравлічних сил, які передаються як вхідні параметри для НМ, і апроксимуються радіально-базисною функцією (RBF) для представлення в прихованому шарі. Потім НМ оновлює ваги вектору гідравлічних сил за допомогою умови стійкості за Ляпуновим. У подальших дослідженнях автори планують проаналізувати розроблену модель у тривимірному просторі.

У дослідженні [7] була запропонована модель управління для параметрів: положення вантажу і кут повороту крана на основі ANFIS-контролера. ANFIS-контролер було запропоновано через те, що він не вимагає точної математичної моделі баштового крана, параметри якого змінюються залежно від динаміки крана, форми та ваги вантажу, при цьому для симуляції потрібна лише наближена модель баштового крана. Запропонований ANFIS-контролер поєднує можливості нечіткого контролера, заснованого на правилах, і здатність навчання нейронної функції належності нечітких множин.

У дослідженні [8] проведено статичний аналіз для отримання карти напружень та визначення небезпечних точок конструкції будівельного крана. Розроблено RBF-нейронну мережу для моделювання виникаючих напруг у визначених небезпечних точках конструкції, яка дозволяє швидко отримувати криву «час-напруження» для будь-якої точки конструкції.

На нашу думку, нейронні мережі з радіально-базисною функцією, запропоновані в роботах [5 – 8], можуть бути чутливими до вибору центрів і не гарантують оцінки невизначеності.

Розробка Байєсової нейронної мережі для прогнозування надійності баштового крана дасть змогу врахувати невизначеності чинників, які впливають на ризик аварії при експлуатації баштового крана, а саме:

– ініціалізацію матриці вагових коефіцієнтів певним апріорним розподілом, який відображає початкові припущення;

– навчання нейронної мережі через апостеріорний розподіл вагових коефіцієнтів.

Моделі та методи

У даній роботі будемо розглядати модель Байєсової нейронної мережі для прогнозування стійкості монорейкового крана з урахуванням можливих деформацій під дією навантажень.

Коефіцієнт вантажної стійкості монорейкового крана для 1-го положення, коли стріла направлена уздовж рейкового шляху (рис. 1) і кран навантажень, за умови рівності перекидаючого та поновлюючого моментів, обчислюється за виразом [9]:

$$\beta = \frac{G_{кр}(к-в)+G_{пр}(c+к)+G_т к}{G_{гр}(a-к)} \geq 1.4, \quad (1)$$

де a – відстань від осі повороту до центру вантажу (м); $G_{гр}$ – сила ваги вантажу, кН; $G_{кр}$=(0.7-0.8)$G_{гр}$ – сила ваги крана, кН; $G_{пр} = \frac{Gгр\cdot a}{2\cdot c} + \frac{Gкр\cdot b}{c}$ – сила ваги противага, кН; $G_т$=(0.15-0.18)$G_{гр}$ – сила ваги візка з механізмами; в=(0.2-0.3)a – відстань від осі повороту крана до його центру ваги (м); c=(0.4-0.5)a – відстань від осі повороту крана до його центру противаги (м)ж; к=0.4a – відстань від осі поворота крана до ходового колеса (м).

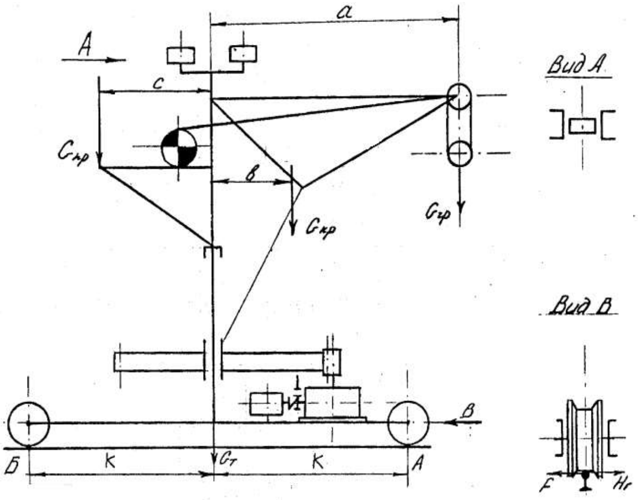

Рисунок 1 – Схема для розрахунку стійкості монорейкового крана

Формула (1) не враховує динамічні та вітрові навантаження. Для симуляції обчислення коефіцієнту вантажної стійкості крана (рис. 1), з урахуванням можливих деформацій (зсувів) центру ваги противаги крана, під дією нахилу або динамічних ефектів; можливого зміщення центру ваги вантажу; а також ефекту від вітрового навантаження або динамічних сил, які змінюють перекидний момент, застосуємо метод скінчених елементів. При цьому балку крана будемо розглядати як елемент із чотирма вузлами (по два вузли по краях), у кожному вузлі буде дві ступені свободи: вертикальне переміщення;кутове переміщення.

Відповідно до теорії методу скінчених елементів [10], вектор навантажень (F) для елемента з чотирма вузлами описується як:

$$F = \begin{bmatrix} F_1 \\ M_1 \\ F_2 \\ M_2 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

де F_1= $G_{кр}k$, F_2= $G_{гр}a$ – вертикальні сили у вузлах 1, 2; M_1=$G_{кр}ks$; M_2= $G_{гр}a$ – моменти у вузлах 1, 2; s – відстань від шарніра кріплення стріли до центру ваги вантажу (м).

Вектор-стовпець невідомих вузлових переміщень та поворотів вузлів визначається

$$u_f = K^{-1}F, \quad (2)$$

де K – матриця жорсткості, яка формується у глобальну матрицю з матриць жорсткостей ($к^e$) окремих елементів:

$$K = \sum_{e=1}^{4} k^e, \quad (3)$$

$$k^e = \frac{EI}{l_e^3}\begin{bmatrix} 12 & 6l_e & -12 & 6l_e \\ 6l_e & 4l_e^2 & -6l_e & 2l_e^2 \\ -12 & -6l_e & 12 & -6l_e \\ 6l_e & 2l_e^2 & -6l_e & 4l_e^2 \end{bmatrix}, \quad (4)$$

де E – модуль Юнга, Па; I — момент інерції поперечного перерізу, ($м^4$); l_e – довжина стріли крана (рис. 1) (м).

Коефіцієнт вантажної стійкості β крана (рис. 1), з урахуванням вузлових переміщень та поворотів вузлів u_f, визначається відношенням моментів утримування ($M_{ут}$) до моментів перекидання ($M_{пер}$)

$$\beta = {}^{Mут}/_{Mпер}, \quad (5)$$

де $M_{ут}$ = $G_{кр}$(к- u[;1])+ $G_{гр}$(a- u[;2]) – сума моментів від власної ваги крана та від групи вантажу з урахуванням деформацій балки; $M_{пер}$ =$G_{гр}$ (a-k- u[;3]) – момент від вантажу, який прагне перекинути кран, скоригований на переміщення.

Таким чином, математичну модель стійкості S монорельсового крана для 1-го положення визначимо виразом:

$$S = \begin{cases} 1, {}^{Mут}/_{Mпер} \geq 1.4 \\ 0, {}^{Mут}/_{Mпер} < 1.4 \end{cases}. \quad (6)$$

Модель нейронної мережі для прогнозування стійкості S, яка описується формулою (6), має розв'язувати задачу класифікації. Вона повинна визначати стан крана як стійкий (S = 1) або навпаки – нестійкий (S = 0) на основі заданих характеристик крана, моментів утримування ($M_{ут}$) та ($M_{пер}$).

Запропонуємо Байєсову нейронну мережу прямого поширення з двома нейронами (x_1, x_2) у вхідному шарі, одним прихованим шаром (з п'ятьма нейронами) та одним нейроном у вихідному шарі (рис. 2).

На рис. 1 W^1, W^2 – матриці вагових коефіцієнтів; b^1, b^2 – вектори зсуву.

Апріорний розподіл для опису невизначеностей, пов'язаних із ризиками аварії при експлуатації крана, які вимірюються коефіцієнтами, представляється гамма-розподілом [11].

Гамма-розподіл завжди повертає додатні значення. При великих значеннях параметрів α,β гамма-розподіл наближається до нормального розподілу; при малих значеннях α розподіл стає більш асиметричним, що дозволяє враховувати специфічні властивості вагових коефіцієнтів.

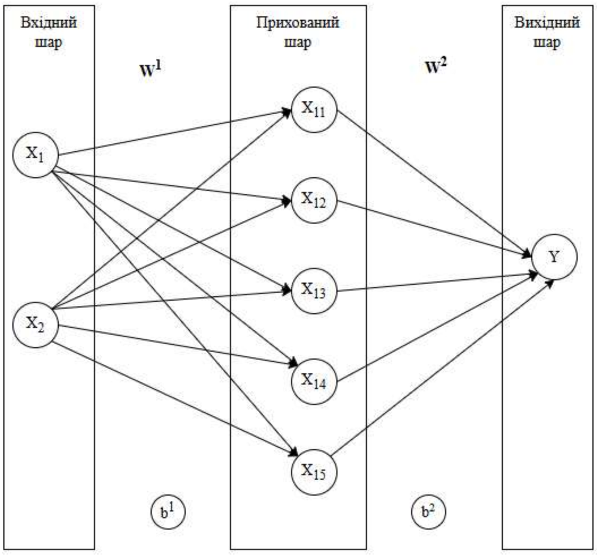

Рисунок 2 – Байєсова нейронна мережа прямого поширення

Оскільки гамма-розподіл має теоретичні зв'язки з експоненційним і нормальним розподілом, запропонуємо його як базовий розподіл для Байєсової нейронної мережі.

Тоді, апріорний розподіл для матриц W^1,W^2 приймаємо гамма-розподіл з параметрами α,β:

$$P(W^1) = \prod_{j,k} Gamma(W^1_{j\times k}\,|\alpha,\beta) \qquad (7)$$

$$P(W^2) = \prod_{j} Gamma(W^2_{j\times 1}\,|\alpha,\beta), \qquad (8)$$

де j, k – кількість нейронів у вхідному та прихованому шарі.

Апостеріорний розподіл для матриць W^1, W^2 за теоремою Байєса в логарифмічній формі:

$$logP(W^1,W^2|X,y) = logP(y|W^1,W^2,X) + \\ +logP(W^1) + logP(W^2). \qquad (9)$$

Перший доданок в формулі (9) визначає, наскільки поточні ваги пояснюють вихідні дані на основі логаріфмічної функції:

$$\mathrm{logP}(y|W^1,W^2X) = \\ = \sum_{i=1}^{N} \log\mathcal{N}(y_i|\mathrm{ReLU}(X_i)W^1W^2,\sigma^2), \qquad (10)$$

де N – кількість спостережень у наборі; ReLU – передавальна функція f(x)=max(0,x).

Другий і третій доданки у формулі (9) визначають обмеження на вагові коефіцієнти відповідно до гамма-розподілу.

Для початкових значень матриць W^1,W^2, ініціалізованих відповідно до (7)–(8), для навчання мережі на кожній ітерації виконуватимемо такі кроки::

1. Обчислення оновлених значень матриць W^{*1}, W^{*2} з додаванням гаусівського шуму за методом Метрополіса – Гастінгса [12]:

$$W^{*1} = W^1 + \mathcal{N}(0,\sigma^2), \qquad (11)$$

$$W^{*2} = W^2 + \mathcal{N}(0,\sigma^2). \qquad (12)$$

2. Обчислюємо ймовірність з якою мережа прийме новий стан з оновленими значеннями матриць W^{*1},W^{*2} як різницю апостеріорних розподілів:

$$P^* = logP(W^1,W^2|X,y) - logP(W^{*1},W^{*2}|X,y) \qquad (13)$$

3. Якщо P* перевищує заданий поріг ймовірності для оновлення мережі, тоді оновлюємо матриці W^1,W^2 і повертаємо до кроку 1.

$$W^1 \leftarrow W^{*1}, \qquad (14)$$

$$W^2 \leftarrow W^{*2}. \qquad (15)$$

Підготовка та результати експерименту

Набір даних для навчання нейронної мережі отримаємо в результаті виконання 500 симуляцій з різними вихідними характеристиками крану (рис. 1). Перші 5 результатів отриманих даних для навчання мережі наведено в табл. 1, 2.

*Таблиця 1 – **Вихідні характиристики монорейкового крана***

№	l, *м*	E для сталей, *Па*	I, *м⁴*	$G_{кр}$, *кН*	$G_{гр}$, *кН*	a, *м*	k, *м*	s, *м*
1	9.88	2.22E+11	8.94E-05	46.09	110.86	6.09	1.02	
2	8.53	2.05E+11	6.75E-05	75.36	96.01	6.73	1.57	
3	11.15	2.10E+11	5.26E-05	83.35	96.33	6.99	1.2	
4	12.84	2.14E+11	1.49E-04	86.5	102.58	6.07	1.09	
5	10.36	2.04E+11	1.33E-04	55.1	67.26	6.35	1.62	

*Таблиця 2 – **Обчислені характеристи і коефіцієнт стійкості***

№	u_f, *м*				$M_{ут}$, *кН*	$M_{пер}$, *кН*	β
1	5.33E-06	-4.04E-05	-5.33E-06	9.31E-05	722.15	562.06	1.28
2	9.93E-06	3.43E-06	-9.93E-06	8.12E-05	764.46	495.41	1.54
3	1.18E-05	-3.66E-05	-1.18E-05	1.68E-04	773.37	557.75	1.39
4	3.43E-06	-2.55E-05	-3.43E-06	6.96E-05	716.95	510.85	1.40
5	3.06E-06	-8.14E-06	-3.06E-06	3.99E-05	516.36	318.14	1.62

Для повного згенерованого набору даних для тренування нейронної мережі на рис. 3 показано, що області, де коефіцієнт стійкості β приймає значення менше 1.4, відповідають значенням моменту перекидання, більшим за момент утримування.

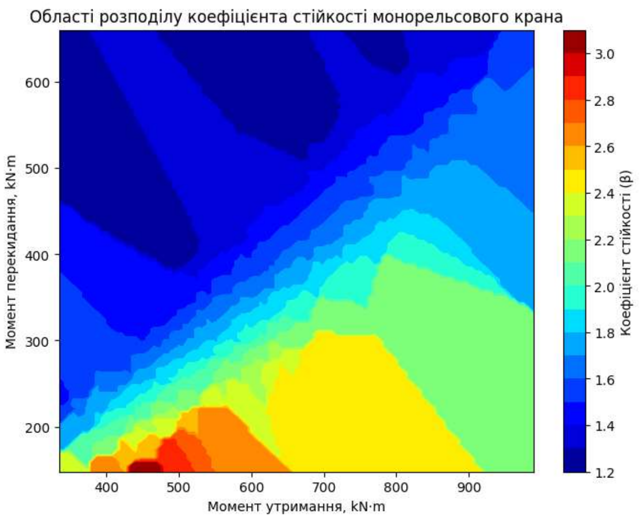

Рисунок 3 – Області розподілу коефіцієнта стійкості в наборі даних для навчання Баєсової нейронної мережі

В результаті навчання Баєсової нейронної мережі відповідно до запропонованого методу отримана крива помилки (рис. 4) свідчить про її стале зменшення в міру збільшення ітерацій, і значення помилки, близьке до нуля, досягнуте за приблизно 2000 ітерацій.

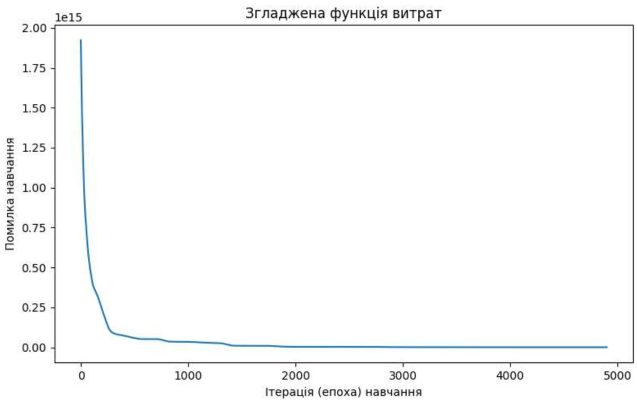

Рисунок 4 – Крива помилки навчання Баєсової нейронної мережі

Отримана динаміка зміни різниці апостеріорних розподілів (13) (рис. 5) для станів мережі до оновлення і після оновлення свідчить, що за запропонованим методом навчання модель робить великі корекції в значеннях параметрів на перших ітераціях і починає стабілізуватися приблизно коли кількість ітерацій досягає 2000, тобто апостеріорний розподіл параметрів стає визначений з урахуванням помилки навчання, яка наближається до нуля.

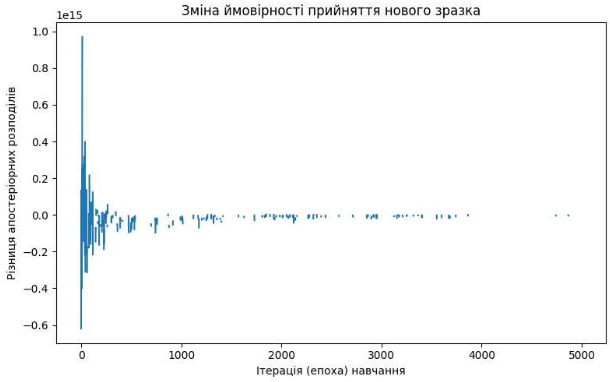

Рисунок 5 – Динаміка зміни різниці апостеріорних розподілів для станів мережі до оновлення і після оновлення

Висновки

У даній роботі запропонована модель та метод навчання Баєсової нейронної мережі для прогнозування стійкості монорейкового крана для 1-го положення з урахуванням можливих деформацій стріли під дією навантажень.

В результаті проведеного аналізу базовим розподілом для моделі Баєсової нейронної мережі було обрано гамма-розподіл, апостеріорний розподіл було отримано за теоремою Баєса в логарифмічній формі. Запропонований метод навчання передбачає оновлення матриць з ваговими коефіцієнтами за методом Метрополіса – Гастінгса, а доцільність оновлення мережі обчислюється на основі аналізу значення різниці апостеріорних розподілів для станів мережі до оновлення і після оновлення.

Навчання Баєсової нейронної мережі за запропонованим методом показує, що модель робить значні корекції в параметрах, що є ознакою ефективного навчання разом із значенням помилки, яке наближається до нуля. Таким чином, отримані результати дозволяють запропонувати розроблену модель Баєсової нейронної мережі.

Подальша робота буде спрямована на розширення моделі для прогнозування стійкості монорейкового крана за положенням стріли поперек рейкового шляху та монорейкового крана в розвантаженому стані. Також планується глибший аналіз невизначеності прогнозів Баєсової нейронної мережі і створення довірчих інтервалів для результатів.

Список літератури

1. Linka, K., Holzapfel, G. A. and Kuhl, E. Discovering uncertainty: Bayesian constitutive artificial neural networks. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2025, vol. 433, p. 117517. DOI: 10.1016/j.cma.2024.117517.
2. Elmousalami, H., Elshaboury, N., Ibrahim, A. H., & Elyamany, A. H. Bayesian optimized ensemble learning system for predicting conceptual cost and construction duration of irrigation improvement systems. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 2025, vol. 29 (3), p. 100014. DOI: https://doi.org/10.1016/j.kscej.2024.100014.
3. Терентьєв, О. О., & Соловей, Б. А. Байєсова нейронна мережа для зменшення аварійності експлуатації будівельного баштового крана. *Управління розвитком складних систем*, 2024, (57), с. 96–101. DOI: 10.32347/2412-9933.2024.57.96-101.
4. Xu, X. and Wang, J. Comparative Analysis of Physics-Guided Bayesian Neural Networks for Uncertainty Quantification in Dynamic Systems. *Forecasting*, 2025, vol. 7 (1), p. 9.
5. Li, Q., Fan, W., Huang, M., Jin, H., Zhang, J., & Ma, J. Machine learning-based prediction of dynamic responses of a tower crane under strong coastal winds. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, vol. 11 (4), p. 803. DOI: 10.3390/jmse11040803.
6. Kim, G.H., Pham, P.T., Ngo, Q.H. and Nguyen, Q.C. Neural network-based robust anti-sway control of an industrial crane subjected to hoisting dynamics and uncertain hydrodynamic forces. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2021, vol. 19 (5), pp. 1953–1961.
7. Al-Tuhaifi, S. B. and Al-Aubidy, K. M. Neuro-fuzzy-based anti-swing control of automatic tower crane. *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 2023, 21 (4), pp. 891–900. DOI: 10.12928/TELKOMNIKA.v21i4.24044.
8. ZUO, Y., Zhao, F., Yang, K. and Yang, R. Fatigue Life Assessment of Tower Crane Based on Neural Network to Obtain Stress Spectrum. 2021. DOI: 10.21203/rs.3.rs-1074638/v1.
9. Волянюк, В. О., Горбатюк, Є. В. *Розрахунок механізмів вантажопідіймальних машин*: навч. посіб. Київ: КНУБА, 2021. 136 с. ISBN 978-966-627-233-4.
10. Lipiec, S., Zvirko, O., Dzioba, I., & Venhryniuk, O. Application of the numerical simulation method for the strength analysis of long-term portal crane components. *Advances in Science and Technology. Research Journal*, 2025, 19 (4). DOI: 10.12913/22998624/200055.
11. Іванов, Є. М., Іваненко, О. І., Щербак, О. В., & Любимов, Ю. Ю. Розробка рекомендацій щодо оптимізації геометрії баштових кранів. 2022. DOI: 10.30977/BUL.2219-5548.2022.99.0.26.
12. Kaji, T., & Ročková, V. Metropolis–Hastings via classification. *Journal of the American Statistical Association*, 2023, 118 (544), pp. 2533–2547.

Стаття надійшла до редколегії 15.05.2025

Terentyev Oleksandr
DSc (Eng.), Professor, Head of the Department of Information Technology for Design and Applied Mathematics,
https://orcid.org/0000-0001-6995-1419
Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv
Solovei Bohdan
PhD student of the Department of Information Technology for Design and Applied Mathematics,
https://orcid.org/0009-0008-0328-1123
Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv

MACHINE LEARNING OF A BAYESIAN NEURAL NETWORK WITH GAMMA DISTRIBUTION FOR STABILITY ASSESSMENT OF A MONORAIL CRANE

Abstract. *The subject of study in this article is a model and method for training a Bayesian neural network to predict the stability of a monorail crane based on the boom's position along the rail track, considering possible deformations under load. The goal is to develop a model and method for training a Bayesian neural network to predict the stability of a monorail crane. To achieve this goal, the following tasks were solved in the study: a mathematical model for predicting the stability of a monorail crane based on the boom's position along the rail track, considering possible deformations under load using the finite element method, was defined; a Bayesian neural network model and a Bayesian neural network training algorithm were defined; and the effectiveness of the proposed Bayesian neural network for predicting the stability of a monorail crane was trained and evaluated. To conduct the study, methods from the following theories were used: Bayesian theory and Bayesian statistics; artificial neural networks and deep learning; theory of numerical methods; and theory of Markov chains Monte Carlo. Based on the analysis, a mathematical model of the stability of a monorail crane by the boom's position along the rail track, considering possible deformations under load, was obtained using the finite element method. The gamma distribution was chosen as the basic distribution for the Bayesian neural network model, and the posterior distribution was obtained according to Bayes' theorem in logarithmic form. The proposed training method involves updating matrices with weight coefficients using the Metropolis –*

Hastings method, and the feasibility of updating the network is calculated based on the analysis of the difference in posterior distributions for the network states before and after the update. The following results were obtained: training the Bayesian neural network using the proposed method shows that the model makes significant corrections in the parameters, which is a sign of effective training, along with the error value approaching zero. In the conclusions, the scientific novelty of the results obtained is as follows: a new model and method for training the Bayesian neural network are proposed for predicting the stability of a monorail crane based on the boom's position along the rail track, considering possible deformations under load.

Keywords: Bayesian neural network; gamma distribution; finite element method; Metropolis-Hastings algorithm; stability of monorail crane

References

1. Linka, K., Holzapfel, G.A., & Kuhl, E. (2025). Discovering uncertainty: Bayesian constitutive artificial neural networks. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, *433*, 117517. https://doi.org/10.1016/j.cma.2024.117517.
2. Elmousalami, H., Elshaboury, N., Ibrahim, A. H., & Elyamany, A. H. (2025). Bayesian optimized ensemble learning system for predicting conceptual cost and construction duration of irrigation improvement systems. *KSCE Journal of Civil Engineering*, *29* (3), 100014. https://doi.org/10.1016/j.kscej.2024.100014.
3. Terentyev, O. O., & Solovey, B. A. (2024). Bayesian neural network for reducing the accident rate of building tower crane operation. *Management of Complex Systems Development*, *(57)*, 96–101. https://doi.org/10.32347/2412-9933.2024.57.96-101.
4. Xu, X., & Wang, J. (2025). Comparative analysis of physics-guided Bayesian neural networks for uncertainty quantification in dynamic systems. *Forecasting*, *7*(1), 9.
5. Li, Q., Fan, W., Huang, M., Jin, H., Zhang, J., & Ma, J. (2023). Machine learning-based prediction of dynamic responses of a tower crane under strong coastal winds. *Journal of Marine Science and Engineering*, *11*(4), 803. https://doi.org/10.3390/jmse11040803
6. Kim, G.H., Pham, P.T., Ngo, Q.H., & Nguyen, Q.C. (2021). Neural network-based robust anti-sway control of an industrial crane subjected to hoisting dynamics and uncertain hydrodynamic forces. *International Journal of Control, Automation and Systems*, *19*(5), 1953–1961.
7. Al-Tuhaifi, S.B., & Al-Aubidy, K.M. (2023). Neuro-fuzzy-based anti-swing control of automatic tower crane. *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, *21*(4), 891–900. https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v21i4.24044
8. Zuo, Y., Zhao, F., Yang, K., & Yang, R. (2021). *Fatigue life assessment of tower crane based on neural network to obtain stress spectrum*. https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-1074638/v1
9. Volyaniuk, V. O., & Horbatiuk, Ye. V. (2021). *Calculation of lifting mechanisms*: Textbook. Kyiv: KNUBA.
10. Lipiec, S., Zvirko, O., Dzioba, I., & Venhryniuk, O. (2025). Application of the numerical simulation method for the strength analysis of long-term portal crane components. *Advances in Science and Technology. Research Journal*, *19* (4). https://doi.org/10.12913/22998624/200055
11. Ivanov, Ye. M., Ivanenko, O. I., Shcherbak, O. V., & Liubymov, Yu. Yu. (2022). *Development of recommendations for optimizing the geometry of tower cranes*. https://doi.org/10.30977/BUL.2219-5548.2022.99.0.26
12. Kaji, T., & Ročková, V. (2023). Metropolis – Hastings via classification. *Journal of the American Statistical Association*, *118*(544), 2533–2547.

Посилання на публікацію

APA Terentyev O., & Solovei B. (2025). Machine learning of a Bayesian neural network with gamma distribution for stability assessment of a monorail crane. *Management of Development of Complex Systems*, 62, 134–140, dx.doi.org\10.32347/2412-9933.2025.62.134-140.

ДСТУ Терентьєв О. О., Соловей Б. А. Машинне навчання Байєсової нейронної мережі з гамма-розподілом для оцінювання стійкості монорейкового крана. *Управління розвитком складних систем.* Київ, 2025. № 62. С. 134 – 140, dx.doi.org\10.32347/2412-9933.2025.62.134-140.