

**Коваленко В.О.,  
Журавель О.В.,  
Стрижак В.В.,  
Іглін С.П.,  
Стрижак М.Г.**  
Національний технічний  
університет «Харківський  
політехнічний інститут»,  
м. Харків, Україна,  
**E-mail:**  
[vsevolod.stryzhak@khpi.edu.ua](mailto:vsevolod.stryzhak@khpi.edu.ua)

## **ПРОГНОЗУВАННЯ ВАГИ МОСТОВИХ КРАНІВ МЕТОДАМИ АНАЛІЗУ ДАНИХ**

[https://doi. 10.5281/zenodo.15427620](https://doi.org/10.5281/zenodo.15427620)

УДК 621.86

*Коваленко В.О., Журавель О.В., Стрижак В.В., Іглін С.П., Стрижак М.Г.*  
**Прогнозування ваги мостових кранів методами аналізу даних.**

**Анотація.** Подано розрахунки ваги мостових кранів загального призначення. Числові дані щодо ваги наявних кранів наведено у вигляді таблиць і структуровано в залежності від вантажопідйомності і прольоту. Використано гіпотези математичної статистики, які дали змогу розподілити результати відповідно до нормального закону за умови однакової точності отриманих даних. На основі цих припущень застосовано метод найменших квадратів, що дозволило побудувати функцію двох змінних, яка визначає залежність ваги крана від прольоту та вантажопідйомності, об'єднуючи ці параметри. Отримано формулу, що дає можливість програмно обчислювати вагу кранів. За статистичними даними побудовано нейромережу, яка аналогічно до традиційних статистичних методів знаходить вагу мостових кранів. Виконано оцінку якості отриманого результату традиційними статистичними методами та за допомогою нейромережі. Виконано дослідження роботи статистичної моделі і нейромережі в області, що виходить за область визначення даних У статті обґрунтовано переваги запропонованого методу.

**Ключові слова:** нейронна мережа, мостовий кран, вага крану, автоматизація, розрахунок.

*Kovalenko V.O., Zhuravel' O.V., Stryzhak V.V., Ihlin S.P., Stryzhak M.H.* **Forecasting the weight of bridge cranes using data analysis methods.**

**Abstract.** The article presents a new method for solving the scientific and practical problem of automated calculation of the weight of general-purpose bridge cranes. Numerical data on the weight of existing cranes are given in the form of tables and structured depending on the load capacity and span. Hypotheses of mathematical statistics were used, which made it possible to distribute the results according to the normal law under the condition of the same accuracy of the obtained data. Based on these assumptions, the least squares method was applied, which made it possible to construct a function of two variables that determines the dependence of the crane weight on the span and load capacity, combining these parameters. A formula was obtained that makes it possible to programmatically calculate the weight of cranes. Based on statistical data, a neural network was built, which, similarly to traditional statistical methods, finds the weight of bridge cranes. The quality of the obtained

*result was assessed using traditional statistical methods and using a neural network. The work of the statistical model and neural network in the area beyond the data definition area was studied. The article substantiates the advantages of the proposed method.*

**Key words:** *neural network, bridge crane, crane weight, automation, calculation.*

### **Постановка проблеми**

Наукові школи в та за кордоном створили значний теоретичний фундамент для проектування механізмів вантажопідйомних машин, підтвердження їх міцності, стійкості, витривалості і інших показників безпечної роботи. Крім цього підприємствами напрацьовано великий масив даних фактичних конструкцій виготовлених і працюючих машин. Однак підходи до проектування нових машин в більшості випадків, як і раніше передбачають велику кількість ручної роботи. Традиційний розрахунок потужності приводу механізму пересування крану вимагає визначення опору статичного пересування крану. В свою чергу цей параметр залежить від конкретних показників – діаметра колеса, діаметра цапфи, коефіцієнта реборди, що може бути різним в залежності від типу струмопідводу, а також від форми поверхонь рейки та колеса (опір тертя). Тобто вже на цьому етапі нам необхідно прийняти велику кількість конструктивних рішень, що є дуже затратним. Для вирішення цієї проблеми пропонується змінити підхід, використовуючи математичні методи статистики. Це дозволить автоматизувати процес розрахунку і скоротить час проектування, що є актуальним на сьогоднішній день.

### **Аналіз останніх досліджень та публікацій**

Значення ваги кранів формується через велику кількість факторів, але найголовнішим чином визначається розрахунком на міцність, що докладно описано в ряді довідкової літератури та стандартів зокрема в роботах [1–3]. Актуальність теми також підтверджує і велика кількість опублікованих досліджень в галузі вивчення силових факторів та динаміки мостових кранів, що супроводжує їх роботу. Так в статті [4] вивчається вплив бокових сил на ходову частину мостового крана. Заміна аналітичних розрахунків чисельними також досліджується і для металоконструкцій мостових кранів, але для цього необхідно порівняти їх результати. Приклад такого дослідження виконано в роботі [5]. Чисельні розрахунки параметрів застосовуються все частіше, особливо при виборі електроприводів, що впливає з публікацій [6–10]. Питання вдосконалення розрахунку в частині визначення ваги мостових кранів залишається висвітленим недостатньо і потребує подальшого вивчення.

### **Формулювання мети досліджень**

Мета дослідження сформулювати функціональну залежність для визначення ваги мостового крану в залежності від вантажопідйомності і прольоту, що дозволить автоматизувати розрахунок.

### **Результати досліджень**

Найбільш точне визначення ваги крану відбувається на заключному етапі проектування, коли відома конструкція всіх його основних елементів. В свою чергу, на початковому етапі розробки крану також необхідно знати точне значення його ваги. Від цього буде залежати визначення його ціни і ціни проекту, а також дані ваги крану

необхідні для визначення ряду інших параметрів – потужності механізмів пересування, міцності підкранових шляхів.

На практиці на початкових етапах проектування користуються даними вже виконаних проектів. Складність полягає в тому, що параметри крану, який необхідно буде виготовити можуть не співпадати з параметрами вже виготовлених кранів. Тому, спираючись на виконані проекти потребується виконувати усереднення, що вимагає ручної роботи і прийняття відповідальних рішень. Вирішенням цієї проблеми і способом підвищити точність є застосування статистичного методу.

Вага крану головним чином залежить від таких факторів: група режиму роботи, проліт та вантажопідйомність.

Розподілимо крани в залежності від груп класифікації режиму роботи за ISO 4301 наступним чином : А1-А3 – легкі, А4-А5 – середні, А6-А8 – важкі.

Використовуючи дані виконаних проектів (будемо вважати їх експериментальними даними), для кожної з цих трьох груп запишемо в таблиці значення ваги кранів у відповідності до прольоту і вантажопідйомності. Експериментальні дані для різних груп режиму роботи приведені в таблиці 1.

Таблиця 1

Експериментальні дані щодо ваги мостових кранів в залежності від прольоту і вантажопідйомності для груп режиму роботи А6-А8

Проліт, м в/п, т	10	14	18	22	26	30
5	14,99	16,88	20,62	25,46	30,36	33,79
10	19,04	21,81	24,65	27,64	31,96	38,08
15	25,39	28,19	31,35	35,49	40,7	48,76
20	27,73	30,17	33,26	37,09	42,28	49,12
30	37,31	41,5	47,57	54,45	60,81	69,93
50	50,89	59,45	63,83	68,52	75,42	83,59

Проведемо дослідження нульової гіпотези про нормальний розподіл експериментальних даних. Для прикладу такого аналізу використаємо дані (табл. 1). Тут ми маємо 36 експериментальних точок, математичне очікування залишків становить  $m = 2,9606 \times 10^{-15}$ , а їхнє середньоквадратичне відхилення –  $s = 1,7327$ . На рис. 1 показано емпіричну функцію розподілу цих даних, нормовану за формулою  $x_i = (r_i - m_R) / s_R$ , та стандартну функцію нормального розподілу. Тут статистика Колмогорова становить 0,1101, що менше за критичне значення 0,2653. Отже, на рівні значущості  $\alpha = 0,01$  немає підстав відкидати нульову гіпотезу, і розподіл результатів експерименту можна вважати нормальним (рис. 1). Побудуємо для цих даних будувалася математична модель у вигляді полінома оптимального ступеня:

$$z = b_1 + b_2 \cdot x + b_3 \cdot y + b_4 \cdot x^2 + b_5 \cdot x \cdot y + b_6 \cdot y^2 + b_7 \cdot x^3 + b_8 \cdot x^2 \cdot y + b_9 \cdot x \cdot y^2 + b_{10} \cdot y^3 + \dots$$

де:  $x$  – проліт, м;  $y$  – вантажопідйомність, т.

Для всіх груп режимів роботи ми додавали до моделі доданки не по одному, а групами: лінійні, квадратичні тощо. У табл. 2 наведені вибіркові дисперсії для різних математичних моделей і різних груп режиму роботи та їхнє порівняння.

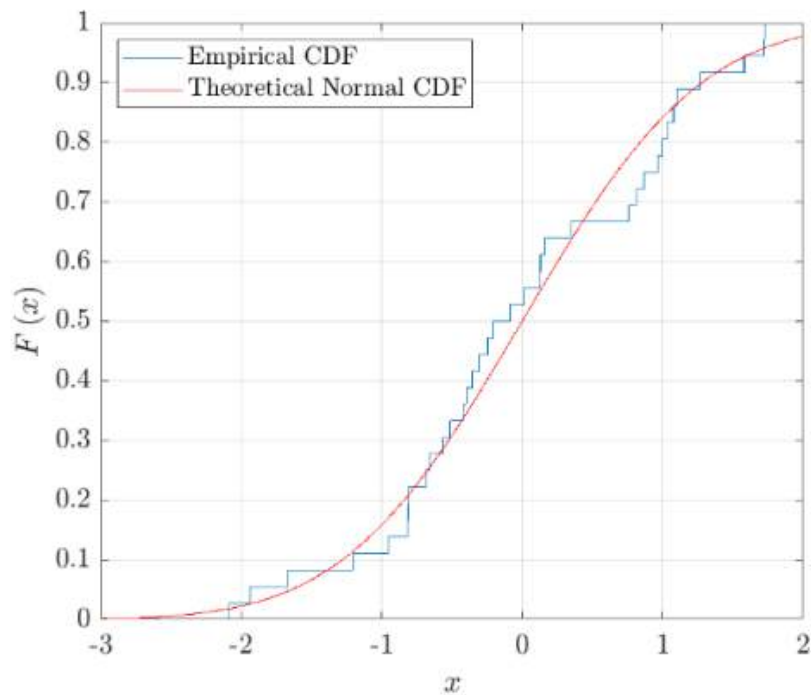


Рис. 1. Емпірична та теоретична стандартна нормальна кумулятивна функція розподілу для даних ваги крану.

Таблиця 2

Вибіркові дисперсії та їхнє порівняння для різних математичних моделей та різних груп режиму роботи

режим роботи	A6-A8
модель	
лінійна: $m=3; f=36-3=33$	$D_3=9.3593$
квадратична: $m=6; f=36-6=30$	$D_6=5.2323$
порівняння квадратичної моделі з лінійною: $F_{0.01}(30,33)=0.4246$	$D_6/D_3=0.5591;$ $0.5591>0.4246;$ але все одно приймаємо квадратичну модель
кубічна: $m=10; f=36-10=26$	$D_{10}=4.0417$
порівняння кубічної моделі з квадратичною: $F_{0.01}(26,30)=0.3996$	$D_{10}/D_6=0.7725;$ $0.7725>0.3996;$ але все одно приймаємо кубічну модель
4-го ступеня: $m=15; f=36-15=21$	$D_{14}=3.4154$
порівняння моделі 4-го ступеня з кубічною: $F_{0.01}(21,26)=0.3610$	$D_{14}/D_{10}=0.8450;$ $0.8450>0.3610;$ відкидаємо модель 4-го ступеня

Пояснимо заповнення табл. 2 на прикладі стовпчика A6-A8. Для спрощення обчислень ми додавали до моделі доданки не по одному, а групами: лінійні, квадратичні тощо. Для лінійної моделі ( $m=3$ ) вибіркова дисперсія  $D_3=9.3593$ , а для

квадратичної ( $m=6$ ):  $D_6=5.2323$ . Їхнє відношення  $D_6/D_3=0.5591$ , а квантиль  $F$ -розподілу Фішера для  $f_1=36-6=30$ ;  $f_2=36-3=33$  на рівні значущості  $\alpha=0.01$  дорівнює  $F_{0.01}(30,33)=0.4246$ . Оскільки  $0.5591>0.4246$ , то зменшення вибіркової дисперсії при врахуванні квадратичних доданків не є суттєвим, але все одно врахуємо квадратичні доданки.

Далі додаємо ще чотири кубічні доданки: це базисні функції  $x^3$ ,  $x^2y$ ,  $xy^2$  та  $y^3$ . Вибіркова дисперсія кубічної моделі  $D_{10}=4.0417$ , а її відношення до вибіркової дисперсії квадратичної моделі  $D_{10}/D_6=0.7725$ . Відповідний квантиль  $F$ -розподілу Фішера  $F_{0.01}(26,30)=0.3996$ . І тут  $0.7725>0.3996$ , але й кубічні доданки теж врахуємо.

Тепер додамо ще й п'ять доданків 4-го ступня:  $x^4$ ;  $x^3y$ ;  $x^2y^2$ ,  $xy^3$  та  $y^4$ . Для цієї моделі вибіркова дисперсія  $D_{14}=3.4154$ ; її відношення до вибіркової дисперсії кубічної моделі  $D_{14}/D_{10}=0.8450$ . Квантиль  $F_{0.01}(21,26)=0.3610$ . Тут теж  $0.8450>0.3610$ ; тобто зменшення вибіркової дисперсії є незначним. Робимо висновок, що врахування доданків вищого ступеня не додає точності розрахунку. Отже, доданки 4-го ступеня можна не враховувати, і обмежитися кубічною моделлю. Слід зазначити, що проведені експерименти для інших значень дали результати, які свідчать про обґрунтованість врахування доданків 3-го ступеня, а доданки 4-го ступеня у практично досяжних значеннях ваги крану завжди залишаються несуттєвими.

В таблиці 3 наведені розраховані параметри кубічної моделі та довірчі інтервали до них для кранів усіх груп режиму роботи.

Таблиця 3

Параметри кубічної моделі та довірчі інтервали для них

Параметр	Значення і довірчі інтервали
$b_1$	$0,660 \leq 10,927 \leq 21,193$
$b_2$	$-0,881 \leq 0,732 \leq 2,345$
$b_3$	$-0,898 \leq -0,494 \leq -0,091$
$b_4$	$-0,118 \leq -0,035 \leq 0,048$
$b_5$	$0,019 \leq 0,042 \leq 0,065$
$b_6$	$0,036 \leq 0,0488 \leq 0,0619$
$b_7$	$-0,0002 \leq 0,001 \leq 0,002$
$b_8$	$-0,0007 \leq -0,0002 \leq 0,0002$
$b_9$	$-0,0005 \leq -0,0003 \leq 0$
$b_{10}$	$-0,0007 \leq -0,0006 \leq -0,0004$

На рисунку 2 показані поверхні залежності ваги від прольоту та вантажопідйомності для різних груп режиму роботи кранів. Червоними зірочками показані експериментальні дані, а напівпрозорими поверхнями — верхні та нижні довірчі границі. З рисунків видно, що запропонована кубічна модель достатньо точно апроксимує експериментальні дані, і всі експериментальні точки потрапляють в довірчі границі.

Визначення ваги крану за допомогою нейронних мереж. У статистичних моделях ми самі задаємо (або обираємо з теоретичних міркувань) вигляд теоретичної залежності, а потім перевіряємо адекватність побудованої моделі за певними критеріями. Інший підхід використовується в штучних нейронних мережах.

Нейронна мережа — це програма, створена за принципами роботи головного мозку людини чи тварини. Така мережа опрацьовує поданий на її вхід набір даних, але

при цьому не вимагає завдання конкретної теоретичної залежності. Вона сама під час навчання аналізує дані, шукає в них закономірності та підбирає найкращу, на її погляд, математичну модель. Аналітичний вигляд цієї моделі може бути дуже складним, і навіть не виражатися готовим аналітичним виразом, а бути якимось алгоритмом (чорною скринькою). Але за цією моделлю можна прогнозувати поведінку досліджуваного об'єкту при довільному вході.

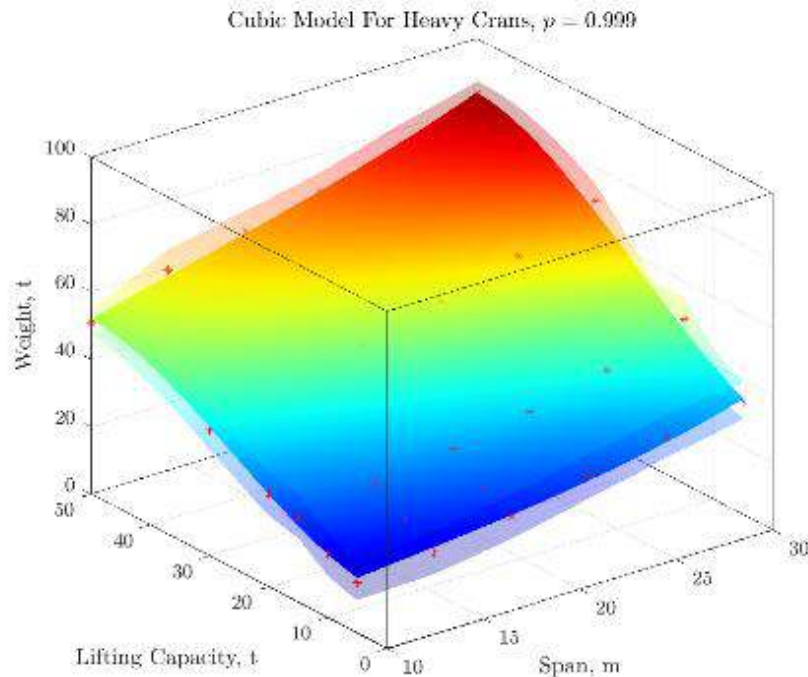


Рис. 2. Результат розрахунку маси крану в залежності від прольоту і вантажопідйомності на основі отриманої функціональної залежності для кранів режимів роботи: А6-А8.

Розглянемо можливості застосування нейронних мереж для нашої задачі визначення маси крану. Маємо значення функції двох змінних  $z=f(x,y)$  в окремих точках з можливими похибками. Ставиться завдання як найточніше спрогнозувати поведінку цієї функції в проміжних точках. Для цієї задачі можна використати, зокрема, глибокі нейромережі з прямим зв'язком (DFFNN — Deep Feed Forward Neural Network), які використовуються в задачах розпізнавання та прогнозування. Такі мережі можуть бути представлені у вигляді ациклічного орграфу (орієнтованого графу без орієнтованих циклів): вони отримують інформацію на вході, обробляють її та подають на вихід. Вхідні нейрони — це початкові вершини орграфу (з них тільки виходять дуги), вихідні — кінцеві (в них тільки входять дуги). Всі інші вершини (нейрони) утворюють приховані шари нейронної мережі. З теорії орграфів відомо, що вершини ациклічного орграфу частково упорядковуються: орграф DFFNN можна зобразити таким чином, що вхідні нейрони будуть зображені на одній вертикальній прямій ліворуч, вихідні — на одній вертикальній прямій праворуч, а приховані шари — посередині на одній або кількох вертикальних лініях, і всі дуги будуть прямувати зліва направо.

DFFNN легко програмується, для них є готові рішення в сучасних математичних пакетах. У таких мережах кожен вхідний нейрон поєднується з кожним нейроном першого прихованого шару, у свою чергу кожний нейрон першого

прихованого шару поєднується з кожним нейроном другого прихованого шару, і т. д. аж до вихідного шару. В роботі [1] надані рекомендації з вибору кількості прихованих шарів. Для простих даних достатньо 1-2 шари, для складніших — від 3 до 5. Щоб виявити, як в нашому випадку кількість прихованих шарів впливає на точність був проведений наступний чисельний експеримент. Кількість прихованих шарів варіювалася від 1 до 15, і для кожного значення було проведено по 20 розрахунків. Залежність середньої по цих 20 розрахунках точності від кількості прихованих шарів наведена на рис. 3.

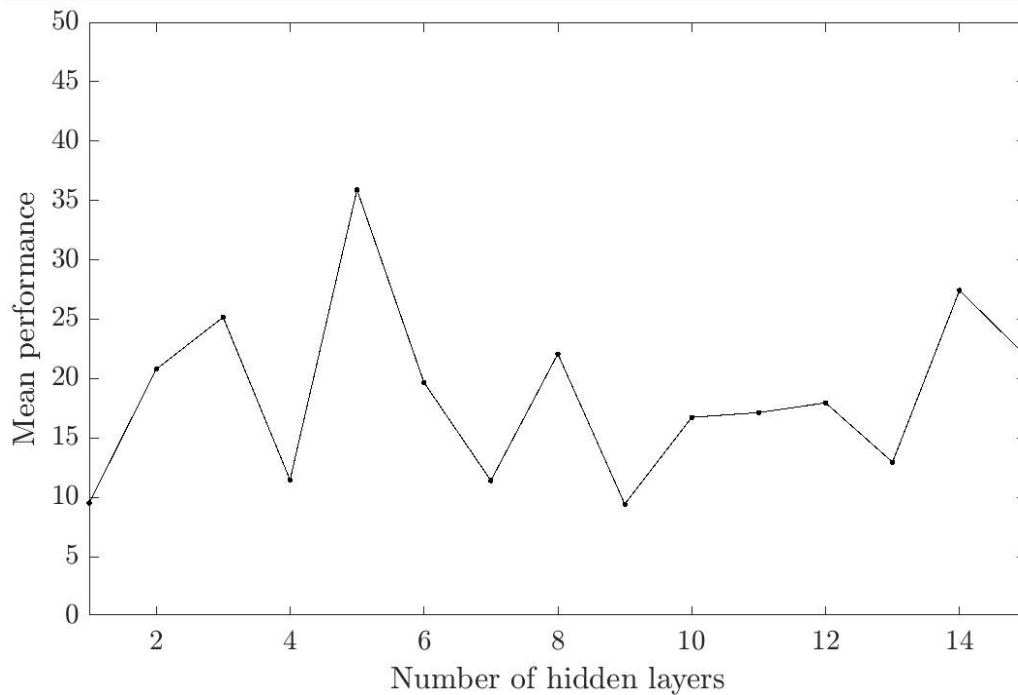


Рис. 3. Залежність середньої точності від кількості прихованих шарів.

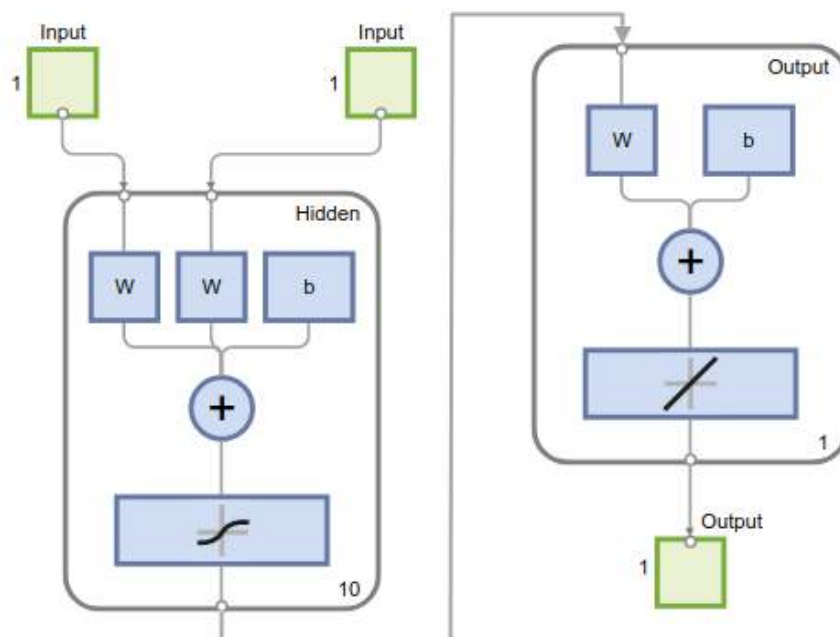


Рис. 4. Структура нейронної мережі для розрахунку ваги мостових кранів.

Як впливає з рис. 3, точність змінюється абсолютно непередбачуваним чином. Тому для подальших розрахунків згідно з рекомендаціями [1] була обрана мережа з 4 прихованими шарами. При цьому треба використовувати мережу з двома входами ( $x, y$ ) та одним виходом ( $z$ ). Структура цієї мережі показана на рис. 4.

Є різні види навчання нейронних мереж: контрольоване, неконтрольоване, з підкріпленням тощо. У нашому випадку, коли відомі значення функції  $z=f(x, y)$  в окремих точках, використано саме контрольоване навчання. Контрольними точками є як раз відомі значення функції. Мережа навчається на цих даних, а потім видає результати в потрібних проміжних точках. При контрольованому навчанні використовується алгоритм градієнтного спуску.

Градієнтний спуск є одним з основних алгоритмів оптимізації в області машинного навчання та статистики. Його мета полягає у знаходженні мінімуму функції втрат шляхом ітеративного коригування параметрів моделі на основі обчислених градієнтів.

Функція втрат є критерієм для оцінки якості моделі шляхом вимірювання відхилення між прогнозованими значеннями та фактичними значеннями у навчальному наборі даних. Вона є невід'ємною частиною навчання моделей машинного навчання, оскільки дозволяє кількісно оцінювати ефективність моделі.

Процедура градієнтного спуску включає обчислення градієнту функції втрат відносно параметрів моделі, що дозволяє оцінити напрямок найбільшого зменшення функції. Параметри моделі оновлюються за допомогою цього градієнту з визначеним кроком навчання, що забезпечує поступове наближення до мінімуму функції втрат.

Оскільки розроблена нейронна мережа виконує задачу регресії, передбачаючи чисельні значення, у якості функції втрат була використана середньоквадратична похибка.

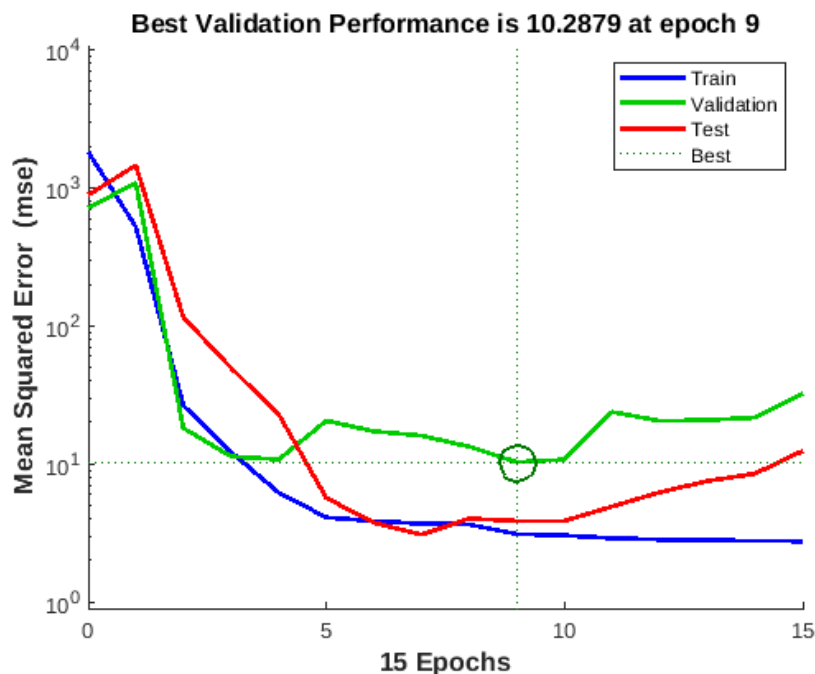


Рис. 5.

Під час навчання моделей, повний набір даних прийнято ділити на тренувальний, валідаційний та тестувальний набори. Тренувальний набір використовується для навчання моделі, валідаційний набір слугує для налаштування

гіпер-параметрів (таких як згадана вище кількість прихованих шарів), а тестувальний набір дозволяє оцінити остаточну ефективність моделі на невідомих даних.

Графіки зміни функції втрат протягом тренування для кожного з цих наборів можуть бути використані для виявлення явищ недо- чи перенавчання моделі. У випадку недонавчання, функція втрат буде залишатися високою як на тренувальному, так і на валідаційному наборах, що свідчить, зокрема, про недостатню спроможність моделі адаптуватися до тренувальних даних. Перенавчання ж проявляється в значному розходженні функцій втрат на тренувальному і валідаційному наборах, де модель демонструє дуже низькі втрати на тренувальних даних, але високі на валідаційних, що вказує на те, що модель занадто точно адаптована до специфічних ознак тренувального набору і не здатна узагальнювати нові дані. Для вирішення проблеми навчання можна як тим чи іншим чином збільшити розмір тренувального набору даних, так і використати менш складну модель.

Аналізуючи зміни значень функції втрат під час навчання нейронної мережі, ми спостерігаємо її поступове зниження, а також відсутність великого відриву тренувального набору даних від інших. Це свідчить про гарний баланс кількості даних та складності моделі і відсутність проблем недо- та перенавчання.

При тренуванні за допомогою градієнтного спуску також важливо звертати увагу на абсолютні значення обрахованих градієнтів, щоб уникнути феноменів “зникнення” та “вибуху” градієнтів. Зникнення градієнтів виникає, коли градієнти в нейронній мережі стають дуже малими, що призводить до повільного або взагалі відсутнього навчання. У свою чергу, вибух градієнтів відбувається, коли градієнти стають надзвичайно великими, що може спричинити нестабільність навчання і великі коливання ваг. Обидві проблеми ускладнюють ефективне навчання глибоких нейронних мереж.

На графіку зміни абсолютних значень градієнту протягом тренування коливання залишаються в межах норми, тому не можна виділити вираженість жодного з цих феноменів і їх негативний вплив на тренування. Також можна відмітити наближення значення градієнта до 0 на тій же епосі тренування, де було зафіксоване найменше значення функції втрат, що говорить про досягнення принаймні локального мінімуму функції на цій епосі.

На рис. 6 представлена поверхня, що відображає результат розрахунку маси крану від прольоту і вантажопідйомності виконаний за допомогою нейромережі.

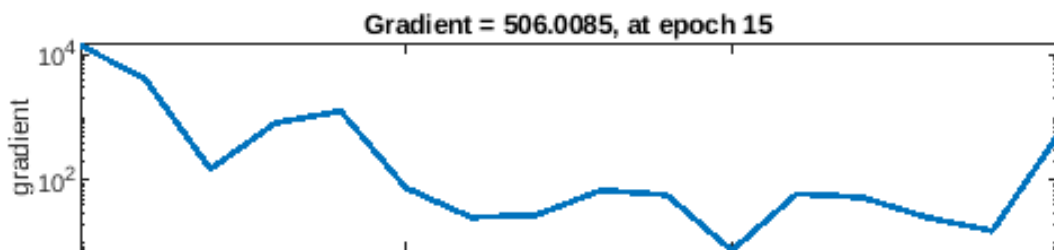


Рис. 6.

Похибка мережі на цих даних (сума квадратів відхилень даних мережі від заданих) складає  $\sim 3.37285$ . Для порівняння: похибка повної кубічної моделі  $\sim 105.0847$ .

Слід зауважити, що штучна нейронна мережа працює приблизно так, як і мозок людини: при кожному запуску дає різні результати. Але майже завжди її похибка приблизно в 10-15 разів менша за похибку повної кубічної моделі.

Сфера застосування отриманих функціональних залежностей. Оскільки ми отримали функціональні залежності на основі даних, які охоплюють відносно вузький проміжок можливих значень прольоту і вантажопідйомності, доцільно дослідити поведінку отриманих функцій для розширених діапазонів, тобто можливість екстраполяції результатів. На рис. 8 представлені графіки розрахунку маси кранів режимів роботи А6-А8 за допомогою поліному 3 ступеня (а) і за допомогою неймережі (б).

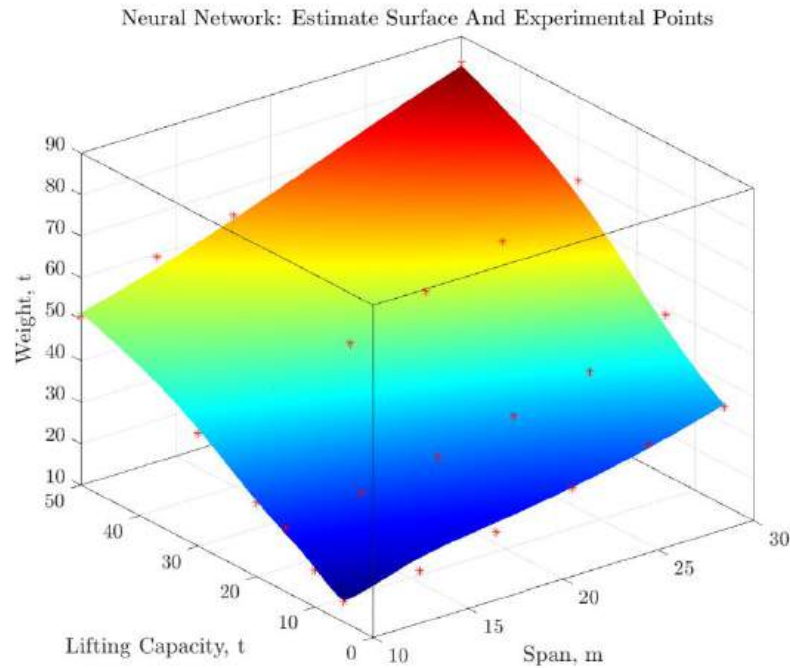
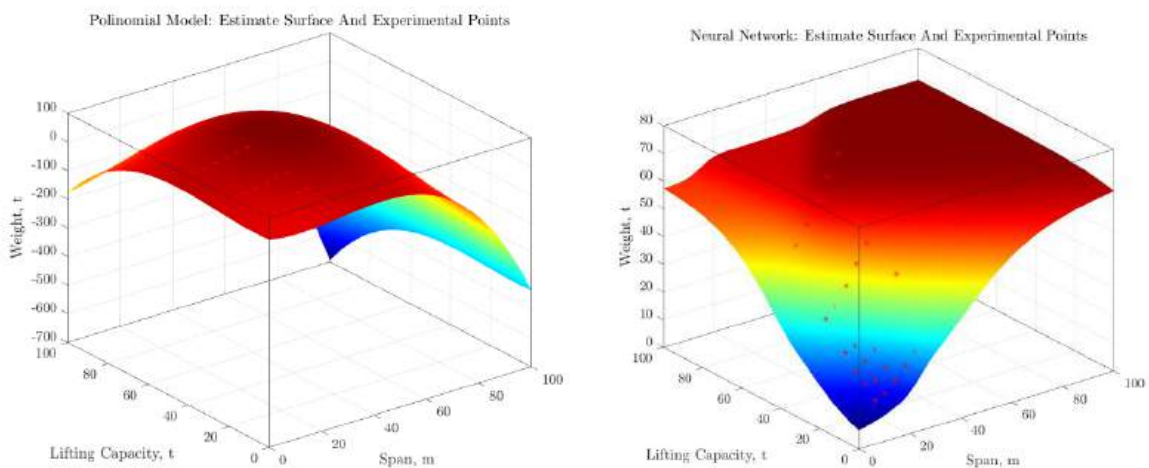


Рис. 7. Результат розрахунку маси крану в залежності від прольоту і вантажопідйомності за допомогою неймережі для кранів режимів роботи А6-А8.



а

б

Рис. 8. Порівняння результатів розрахунку маси крану групи режимів роботи А6-А8 в залежності від прольоту і вантажопідйомності на основі функціональної залежності і за допомогою неймережі: а – розрахунок на основі функціональної залежності; б – розрахунок за допомогою неймережі.

З графіків на рис. 8 можна зробити висновок, що знайдена функціональна залежність добре апроксимує експериментальні дані в тому діапазоні, де вони відомі. Але за межами діапазону функція починає швидко спадати і давати хибні результати. Трохи кращий характер зміни значень ваги кранів за межами діапазону експериментальних даних спостерігається при обчисленні за допомогою нейромережі. Однак в обох випадках, можна зробити висновок що обидва ці методи погано придатні для екстраполяції. Тому для розширення діапазону розрахунку необхідно визначити функціональну залежність і виконувати навчання нейромережі на більшій кількості експериментальних даних.

### Висновки

В статті розв'язана задача визначення ваги мостового крану на основі статистичних даних за допомогою функціональних залежностей. Встановлено, що розрахунок параметрів за традиційною методикою вимагає відчутних працевитрат і є ускладненим на певних етапах проектування. Запропонована концепція розрахунку ваги мостових кранів із застосуванням методів математичної статистики на основі існуючої теоретичної бази й бази фактичних значень параметрів раніше виготовлених і успішно працюючих кранів.

### Список використаних джерел

1. Scheffler M. Grundlagen der Fördertechnik — Elemente und Triebwerke. Vieweg Verlag. 1994.
2. EN 13001-1 Cranes - General design - Part 1: General principles and requirements.
3. EN 13001-2 Crane safety - General design - Part 2: Load actions.
4. Zelić, Atila & Zuber, Ninoslav & Šostakov, Rastislav. Experimental determination of lateral forces caused by bridge crane skewing during travelling. *Eksplatacija i Niezawodnosc - Maintenance and Reliability*. 2017. Vol. 20. P. 90-99. doi: 10.17531/ein.2018.1.12.
5. Denis Molnár, Miroslav Blatnický, Ján Dižo. Comparison of Analytical and Numerical Approach in Bridge Crane Solution. *Manufacturing Technology*. April 2022, Vol. 22, No. 2 DOI: 10.21062/mft.2022.018.
6. Kozłowski, M., & Czerepicki, A. Quick electrical drive selection method for bus retrofitting. *Sustainability (Switzerland)*, 2023. 15(13). <https://doi.org/10.3390/su151310484>.
7. Husain, I., Ozpineci, B., Islam, M. S., Gurpinar, E., Su, G. J., Yu, W., Chowdhury, S., Xue, L., Rahman, D., & Sahu, R. Electric drive technology trends, challenges, and opportunities for future electric vehicles. *Proceedings of the IEEE*, 2021. 109(6). <https://doi.org/10.1109/JPROC.2020.3046112>.
8. Suryavanshi, S., Dr. Pravin M. Ghanegaonkar, Dr. Ganesh K. Jadhav, & Sagar R Wankhede. comparative performance assessment of sizing of electric motor through analytical approach for electric vehicle application. *ARAI Journal of Mobility Technology*, 2023. 3(4). <https://doi.org/10.37285/ajmt.3.4.7>.
9. Akl, M. M., Ahmed, A. A., & Rashad, E. E. M. A wide component sizing and performance assessment of electric drivetrains for electric vehicles. 2019 21st International Middle East Power Systems Conference, MEPCON 2019 - Proceedings. <https://doi.org/10.1109/MEPCON47431.2019.9008195>.
10. Belhadi, Y., Kraa, O., Saadi, R., Bahri, M., & Telli, K. Sizing of fuel cell/supercapacitor hybrid system based on frequency splitting of required energy. *EEA - Electrotehnica, Electronica, Automatica*, 2023. 71(4). <https://doi.org/10.46904/eea.23.71.4.1108005>.

## References

1. Scheffler M. (1994). Grundlagen der Fördertechnik — Elemente und Triebwerke. Vieweg Verlag.
2. EN 13001-1 Cranes - General design - Part 1: General principles and requirements.
3. EN 13001-2 Crane safety - General design - Part 2: Load actions.
4. Zelić, Atila & Zuber, Ninoslav & Šostakov, Rastislav. (2017). Experimental determination of lateral forces caused by bridge crane skewing during travelling. *Eksploatacja i Niezawodność - Maintenance and Reliability*. Vol. 20. P. 90-99. doi: 10.17531/ein.2018.1.12.
5. Denis Molnár, Miroslav Blatnický, Ján Dižo (2022). Comparison of analytical and numerical approach in bridge crane solution. *manufacturing technology*. April 2022, Vol. 22, No. 2 DOI: 10.21062/mft.2022.018.
6. Kozłowski, M., & Czerepicki, A. (2023). Quick electrical drive selection method for bus retrofitting. *Sustainability (Switzerland)*, 15(13). <https://doi.org/10.3390/su151310484>.
7. Husain, I., Ozpineci, B., Islam, M. S., Gurpinar, E., Su, G. J., Yu, W., Chowdhury, S., Xue, L., Rahman, D., & Sahu, R. (2021). Electric drive technology trends, challenges, and opportunities for future electric vehicles. *Proceedings of the IEEE*, 109(6). <https://doi.org/10.1109/JPROC.2020.3046112>.
8. Suryavanshi, S., Dr. Pravin M. Ghanegaonkar, Dr. Ganesh K. Jadhav, & Sagar R Wankhede. (2023). Comparative performance assessment of sizing of electric motor through analytical approach for electric vehicle application. *ARAI Journal of Mobility Technology*, 3(4). <https://doi.org/10.37285/ajmt.3.4.7>.
9. Akl, M. M., Ahmed, A. A., & Rashad, E. E. M. (2019). A wide component sizing and performance assessment of electric drivetrains for electric vehicles. 2019 21st International Middle East Power Systems Conference, MEPCON 2019 - Proceedings. <https://doi.org/10.1109/MEPCON47431.2019.9008195>.
10. Belhadi, Y., Kraa, O., Saadi, R., Bahri, M., & Telli, K. (2023). Sizing of Fuel Cell/Supercapacitor Hybrid System based on Frequency Splitting of required Energy. *EEA - Electrotehnica, Electronica, Automatica*, 71(4). <https://doi.org/10.46904/eea.23.71.4.1108005>.