

Розробка концепції системи керування роботом для штукатурних робіт на основі нейронної мережі

Дмитро Міщук¹, Андрій Бойченко²

Київський національний університет будівництва і архітектури,
Повітрофлотський проспект 31, Київ, Україна, 03680
¹mischuk.do@knuba.edu.ua, <https://orcid.org/0000-0002-8263-9400>
²andriy@i.ua, <https://orcid.org/0000-0000-0000-0000>

Received: 15.03.2019; Accepted: 20.05.2019
<https://doi.org/10.32347/gbdmm2019.93.0501>

Анотація. Приготування будівельного розчину, його подачу до місця робіт та нанесення на поверхню ефективно здійснювати за допомогою автоматизованих механічних систем в тандемі з розчинонасосами поєднаними зі штукатурними агрегатами за допомогою яких можна виконувати автоматичне встановлення контрольних маяків, попереднє ґрунтування поверхні, розбризкування цементного розчину та затирання. Технічна досконалість і конкурентна спроможність роботизованих штукатурних станцій в значній мірі залежить від прийнятих кінематичних моделей розроблюваного штукатурного робота та розробки на їх основі досконалих систем керування. Прості кінематичні схеми породжують прості конструктивні рішення, які досить швидко прототипуються та мають невисоку вартість, проте такі рішення, внаслідок своєї конструктивної недосконалості, зазвичай використовуються для обмежених виробничих процесів, мають малу точність та примітивну систему керування, що не дозволяє застосовувати їх для глибокої автоматизації у виробництві. Складні кінематичні схеми робіт дозволяють застосовувати їх, як універсальний засіб на багатьох стадіях будівельного виробництва, проте такі конструктивні рішення потребують створення досконалих складних систем керування.

Застосування нейронної мережі дозволяє спростити архітектуру системи керування, зробити її універсальною для виконання роботом різних технологічних процедур, проте вона потребує чіткого алгоритму опису математичної моделі роботи та його навчання.

В даному дослідженні запропоновано математичну модель нейронної мережі на основі сигмоїдальної функції активації для дволанкового маніпулятора.

Ключові слова: будівельний робот, система керування, нейронна мережа, сигмоїдальна функція, навчання роботів, градієнтний спуск.

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ

При розробці будівельного робота для штукатурних робіт важливим його елементом є досконала система керування за допомогою якої можна було б програмувати виконання різних технологічних процесів. Така система повинна враховувати конструктивні особливості кінематичної схеми робота та пов'язувати його з будівельним об'єктом. При цьому бажано щоб дана система керування була простою у виконанні, швидкодійною, точною та надійною.

В системах керування роботів за допомогою математичних моделей визначають зв'язки між сигналами керування на вході та переміщення робочого органу на виході. Побідний зв'язок встановлюється за допомогою кінематичних та динамічних функцій, що визначаються на основі оберненої задачі кінематики та динаміки, для розв'язку яких застосовують прямі аналітичні методи, матричні методи з побудовою оберненого Якобіана та евристичні методи із застосуванням навчання робота.

Матричні методи із побудовою оберненого Якобіана є одними з поширених способів розв'язку зворотної задачі кінематики та динаміки маніпулятора робота [1], які ефективно застосовуються в системах керування із засобами технічного зору [2]. Аналітичні методи пошуку функцій керування дають точні результати, проте потре-

ISSN 2312-6590. Mining, constructional, road and melioration machines, 93, 2019, 46-60

бують застосування складних математичних перетворень та алгоритмів. При цьому для роботів у яких кількість ступенів вільності більша двох, прямі аналітичні методи розв'язку задач кінематики та динаміки потребують значних розрахункових потужностей, тому часто застосовують наближені чисельні математичні підходи.

Застосовуючи евристичні методи для визначення функції керування робота при побудові траєкторій руху його робочого органу знаходять цільові конфігурації маніпулятора за допомогою грубого розв'язку зворотної задачі кінематики та будують шлях руху від початкової до цільової конфігурації, використовуючи швидкозростаючі випадкові дерева [3], [4].

Для побудови законів керування також застосовують задачі оптимізації [5] за допомогою яких визначають закони зміни узагальнених координат робота як функції часу і при цьому застосування подібних законів призводитиме до якісного покращення заданого параметра робота або маніпулятора, наприклад до покращення плавності руху або до зменшення витрат енергії.

Серед великого різноманіття методів визначення законів керування роботами та маніпуляторами залишається проблема їхнього ефективного застосування, яка пов'язана з тим, що всі розглянуті способи синтезу законів керування потребують даних про наперед відомі параметри кінематичної системи робота, траєкторії його руху та характеристики переміщуваного вантажу. В реальних умовах виробництва не всі ці дані можуть бути відомими, що значно ускладнює визначення законів керування роботом. Зокрема, під час виконання штукатурних робіт, роботи можуть виконувати вимірювання та нанесення розмітки на поверхню, яку збираються оздоблювати, встановлювати контрольні маяки, наносити ґрунтове покриття, наносити оздоблювальне покриття, вирівнювати покриття, шліфувати поверхні, готувати суміші. При цьому також потрібно враховувати, що поверхня на яку наноситься оздоблювальне покриття може мати різну проектну конфігурацію. Отже, все це в сукупності створює певні

складності при розробці системи керування для штукатурного робота.

Одним зі шляхів спрощення розробки систем керування роботів є застосування нейронної архітектури в системі керування [6]. Нейронні мережі набули широкого використання у розв'язуванні задач кінематики при плануванні шляху при роботі зі складними кінематичними структурами. З їх допомогою будуються траєкторії в просторі конфігурацій за необхідними положеннями в робочому просторі. Нейронні системи можуть навчатися як на моделях, так і під час функціонування робота або маніпулятора.

АНАЛІЗ ВІДОМИХ РІШЕНЬ

Серед досліджень з нейронних мереж, які застосовують в роботах слід відмітити класичні системи з навчанням та зворотним поширенням помилки, коли на вхід подається вектор положень робочого органу маніпулятора, а на виході отримують вектор узагальнених координат. Такий вид класичних нейронних мереж має великий час навчання і велику помилку [7], тому пізніше були запропоновані паралельні нейронні мережі [8], серед яких вибирається найкраще рішення. Також для кожної узагальненої координати маніпулятора можна використовувати незалежні паралельні нейронні мережі [9].

Для покращення швидкості навчання та точності роботи нейронної мережі робота застосовують нестандартні алгоритми навчання, зокрема в праці [10] запропоновано використовувати метод електромагнетизму [11], а в роботі [12] запропоновано навчати нейронну мережу на невеликій зв'язаній ділянці робочого простору, записуючи ваги мережі в таблицю пошуку. Кількість таблиць дорівнює кількості ділянок, а вибір таблиці обумовлений поточним станом механічної системи та кінцевою точною переміщення.

Також поширення набули генетичні алгоритми, які доцільно використовувати для планування траєкторії переміщення робота або маніпулятора [13]. В роботі [14] порівнюються способи кодування згорток узага-

льнених координат при плануванні траєкторії переміщення маніпулятора. Результати дослідження показали, що при бінарному кодуванні траєкторії, наявна велика кількість розривів узагальнених координат, тоді як числове кодування дає гладку траєкторію. В генетичних алгоритмах часто застосовують схрещення різних алгоритмів після розв'язку яких в кінці вибирається один найкращий.

Отож з аналізу відомих робіт можна зробити висновок, що розробка системи керування робота на основі нейронної архітектури є актуальною задачею сучасного наукового дослідження в галузі робототехніки.

Прогресивною конструкцією робота-штукатур є та, яка містить шарнірно-зчленовану стрілу (Рис. 1). Основою такого робота є міні-шасі та маніпулятор з телескопічною штангою, яка в процесі роботи розпирається між підлогою та стелею. Маніпулятор встановлено на штанзі з можливістю пересування вздовж неї. Робочий орган може займати горизонтальне та вертикальне положення, що дозволяє виконувати обробку стін і стелі. Робочий орган облад-

нано змінним набором робочого інструмента. Подача команд та коригування програми робота здійснюються з пульта керування. Положення ланок маніпулятора контролюється датчиками положення. Для контролю якості поверхні використовуються пристрій контролю та акустичні датчики. В якості мобільної платформи для штукатурного робота можуть застосовуватися крокуючі, гусеничні, колісні або гібридні механізми пересування.

Система керування даного робота має складну будову, що обмежує застосування робота, оскільки для кожного нового виду роботи потрібно перепрограмувати систему керування, а це є найдорожчим процесом, який потребує також значного часу.

МЕТА РОБОТИ

Дослідити кінематичні параметри дволанкового маніпулятора на основі яких запропонувати методику синтезу простої системи керування будівельного робота з нейронною архітектурою.

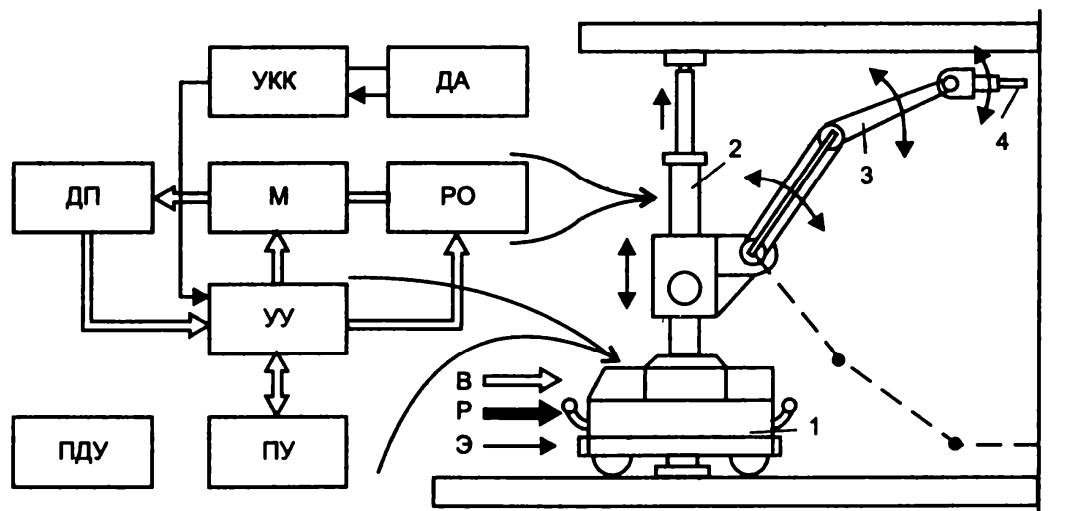


Рис. 1. Будівельний робот для штукатурних робіт із шарнірно-зчленованою стрілою: 1 – міні-шасі; 2 – телескопічна штанга; 3 – маніпулятор; 4 – робочий орган; М – маніпулятор; РО – робочий орган із соплом; УУ – пристрій керування; ДП – датчики положення; ДА – датчик акустичний; УКК – пристрій контролю якості поверхні; ПУ – пульт керування; ПДУ – пульт дистанційного керування; В – повітря; Р – розчин; Э – живлення

Fig. 1. Construction robot for plastering work with articulated-articulated boom: 1 – vehicle; 2 – telescopic bar; 3 – the manipulator; 4 – working body; М – manipulator; РО – working body with nozzle; УУ – control device; ДП – position sensors; ДА – acoustic sensor; УКК – is a surface quality control device; ПУ – the remote control; ПДУ – the remote control is a remote control; В – air; Р – aqua; Э – feeding

ОСНОВНІ РЕЗУЛЬТАТИ
ТЕОРЕТИЧНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

На початковій стадії дослідження було виконано кінематичний аналіз дволанкового маніпулятора [15] схема якого в площині зміни вильоту представлена на Рис. 2.

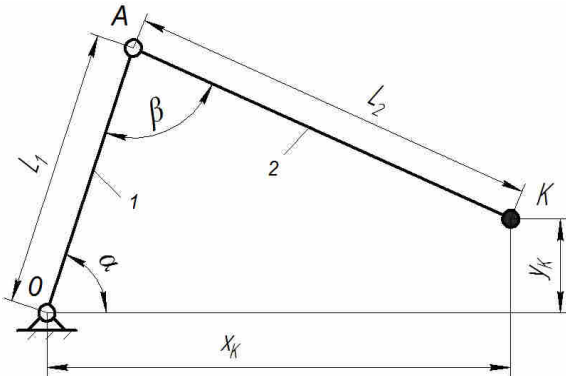


Рис. 2. Кінематична схема дволанкового маніпулятора в площині зміни вильоту

Fig. 2. Kinematic scheme of a two-arm manipulator in the plane of change of departure

Маніпулятор робота складається з підйомної ланки 1 та поворотної ланки 2. Приводи ланок маніпулятора знаходяться в шарнірах їх повороту, тобто для ланки 1 – в шарнірі O, а для ланки 2 – в шарнірі A. Оскільки на кінематику даного маніпулятора конструкція його приводів на впливає, тому на рисунку вони не зображені. Розглянута кінематична схема маніпулятора має два ступені вільності у вертикальній площині, які відповідають двом незалежним кутам повороту α та β .

Аналітичні залежності геометричного положення точки підвісу робочого органу для даного маніпулятора (точки) визначаються наступними залежностями:

$$x_K = L_1 \cos(\alpha) - L_2 \cos(\alpha + \beta), \quad (1)$$

$$y_K = L_1 \sin(\alpha) - L_2 \sin(\alpha + \beta), \quad (2)$$

де L_1 та L_2 – розміри ланок, м; α та β – кути повороту відповідних ланок.

Використовуючи пакет прикладної програми Mathematica 10 знайдено розв’язок зворотної задачі кінематики для даної сис-

теми та визначено кінематичні функції зміни кутів повороту ланок маніпулятора в залежності від переміщення точки K, які в подальшому використовуватимуться для порівняння з результатами моделювання нейронної мережі.

Для спрощення виконаємо моделювання кінематичної схеми в обмеженому робочому просторі даного маніпулятора, де зміна узагальнених координат кутів повороту змінюється в наступних межах: $0^\circ \leq \alpha \leq 90^\circ$; $10^\circ \leq \beta \leq 100^\circ$. В такому випадку, згідно роботи [15], зміна кутів повороту ланок маніпулятора визначатиметься наступними залежностями:

$$\alpha = \arccos \left(\frac{1}{2(L_1^2 x_K^2 + L_1^2 y_K^2)} \times (L_1^3 x_K - L_1 L_2^2 x_K + L_1 x_K^3 + L_1 x_K y_K^2 - (-L_1^6 y_K^2 + 2L_1^4 L_2^2 y_K^2 - L_1^2 L_4^4 y_K^2 + 2L_1^4 x_K^2 y_K^2 + 2L_1^2 L_2^2 x_K^2 y_K^2 - L_1^2 x_K^4 y_K^2 + 2L_1^4 y_K^4 + 2L_1^2 L_2^2 y_K^4 - 2L_1^2 x_K^2 y_K^4 - L_1^2 y_K^6)^{0,5} \right);$$

$$\beta = \arccos \left(\frac{L_1^2 + L_2^2 - x_K^2 - y_K^2}{2L_1 L_2} \right). \quad (4)$$

Аналізуючи рівняння (1) та (2) робимо висновок, що узагальнені координати повороту ланок маніпулятора є функціями координат положення захоплювача:

$$\begin{cases} \alpha = f_1(x_K, y_K); \\ \beta = f_2(x_K, y_K). \end{cases} \quad (5)$$

У такий спосіб система керування повинна реалізувати певний закон, який на вході має приймати координати переміщення робочого органу, а на виході видаватиме координати кутів повороту.

Нейронна мережа являє собою сукупність великої кількості порівняно простих елементів – нейронів, топологія з’єднань яких залежить від типу мережі. Щоб створити нейронну мережу для вирішення конкретної задачі, потрібно вибрати, яким спо-

собом з'єднувати нейрони, і відповідно підібрати значення вагових параметрів на цих зв'язках. Для досліджень була прийнята архітектура нейронної мережі яка містить два прихованих шара (див. Рис. 3).

На Рис. 3. елементи нейронної мережі позначено наступним чином: x_k, y_k – вхідні сигнали; $\sigma_{11}, \dots, \sigma_{16}$ – нейрони першого ша-

ру, σ_{21} та σ_{22} – нейрони другого шару; α та β – вихідні сигнали мережі.

Спрощене функціонування кожного нейрона з мережі представляється так (Рис.4): нейрон через вхідні канали (дендрити) на вході отримує набір (вектор) вхідних сигналів x_i та оцінює сумарне алгебраїчне значення z по всім входам. Оскільки

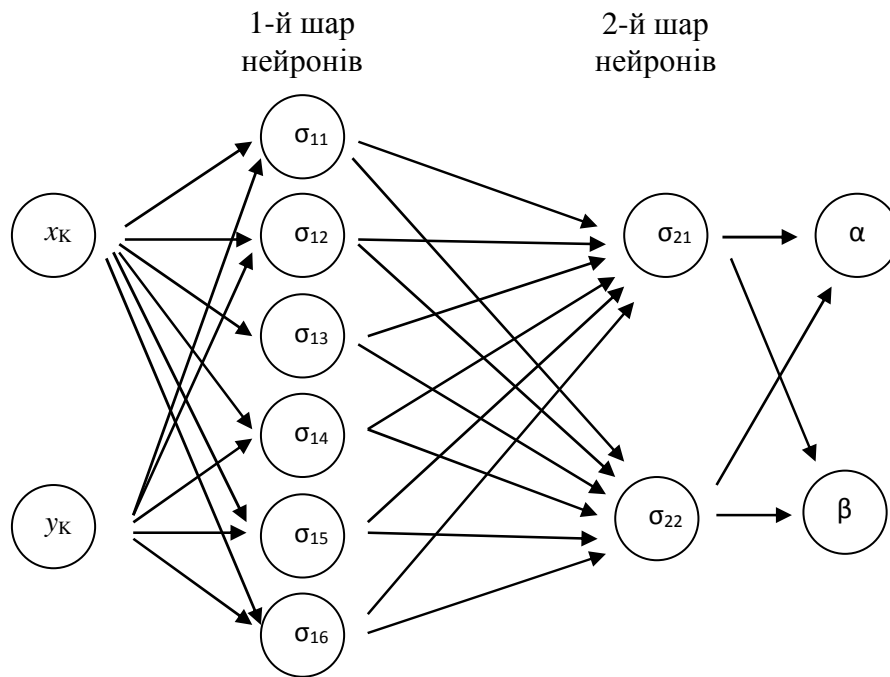


Рис. 3. Архітектура досліджуваної нейронної мережі системи керування робота

Fig. 3. The architecture of the investigated neural network control system robot

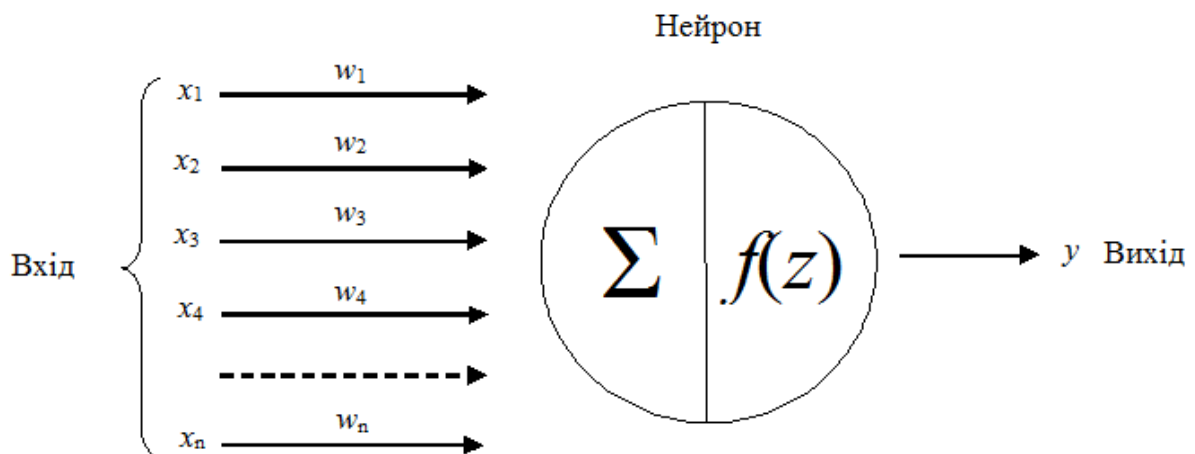


Рис. 4. Структурна схема штучного нейрона

Fig. 4. Structural diagram of an artificial neuron

входи нейрона нерівнозначні й кожен характеризується деяким ваговим коефіцієнтом w_i , що визначає важливість переданої ним інформації, тож нейрон не просто розраховує суму значень вхідних сигналів, а обчислює скалярний добуток вектору вхідних сигналів x_i і вектору вагових коефіцієнтів w_i . Для більшої точності системи до сумарного значення для всіх входів одного нейрона зазвичай додається параметр зміщення b . Обробивши зважену суму, кожний нейрон мережі формує вихідний сигнал, інтенсивність якого залежить від значення обчисленої зваженої суми скалярного множення сигналів зі входу. Якщо сума не перевищує деякого заданого порогу, то вихідний сигнал не формується, тобто нейрон «не спрацьовує». В математичному розумінні така дія визначається функцією активації нейрона $f(z)$.

Опис моделі роботи нейрона в загальному випадку буде подаватися рівнянням:

$$y_i = f(z_j) = f\left(\sum_{j=1}^n w_j x_j + b_i\right), \quad (6)$$

де f – функція активації на вхід якої подається аргумент зваженої суми $\sum_{j=1}^n w_j x_j + b_j$;

w_j – вектор вагових коефіцієнтів; n – кількість входів нейрона; x_j – вектор вхідних сигналів; b_i – параметр зміщення.

У загальному випадку вхідний сигнал та вагові коефіцієнти можуть приймати будь-які дійсні значення. Вихід з нейрона визначається видом функції активації та може бути як дійсним, так і цілим.

Поведінка штучної нейронної мережі залежить від поведінки кожного окремого нейрона, а поведінка нейрона визначатиметься значенням вагових параметрів та функцією активації нейронів. В даному дослідженні в якості функції активації застосовано сигмоїдальну залежність:

$$f = \frac{1}{1 + e^{-z}}, \quad (7)$$

де z – зважена сума на вході нейрона.

Область значень для даної функції активації знаходиться в межах від 0 до 1. Сигмоїдальні функції мають більше схожого з реальними нейронами ніж лінійні, але будь-який з цих типів можна розглядати лише як наближення.

Для визначення параметрів нейронної мережі потрібно підібрати вагові коефіцієнти та параметри зміщення, які б задовольняли виконання залежностей (1) та (2). Отже рівняння (1) та (2) були застосовані для визначення набору даних на основі яких буде розроблюватися (навчатися) нейронна мережа.

В якості алгоритму навчання було обрано ітеративний градієнтний метод зворотного розповсюдження помилки, який використовується для мінімізації помилки роботи багат шарової нейронної мережі з отриманням результату на виході.

Основна ідея такого методу полягає в поширенні сигналів помилки від виходів мережі до її входів, в напрямку зворотному поширенню сигналів у звичайному режимі роботи.

У розглянутій мережі є множина входів x_k та u_k , які через нейрони першого та другого шару мережі передаються на виходи, внаслідок чого буде отримано вихідні значення α та β . Такі значення будуть відрізнятися від реальних значень на величину похибки.

Для того щоб мінімізувати похибку мережі, застосовують функцію витрат, наприклад функцію середньоквадратичної помилки:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (Y_i - y_i)^2, \quad (8)$$

де Y_i – відома величина вихідного сигналу (приймається з даних вибірки для навчання).

Вагові коефіцієнти мережі та параметри зміщення для заданої мережі формуватимуть вектор:

$$w = \begin{bmatrix} w_{11} \\ w_{12} \\ \dots \\ w_{21} \\ w_{22} \\ b_{11} \\ \dots \\ b_{22} \end{bmatrix}. \quad (9)$$

Далі визначається градієнт функції помилки за вказаним вектором (9):

$$\Delta F = \begin{bmatrix} \frac{\partial MSE}{\partial w_{11}} \\ \frac{\partial MSE}{\partial w_{12}} \\ \dots \\ \frac{\partial MSE}{\partial w_{21}} \\ \frac{\partial MSE}{\partial w_{22}} \\ \frac{\partial MSE}{\partial b_{11}} \\ \dots \\ \frac{\partial MSE}{\partial b_{22}} \end{bmatrix}. \quad (10)$$

Оскільки відомо, що градієнт показує переміщення в сторону найбільшого росту функції помилки, яку потрібно приводити до мінімального значення, тому на кожній наступній ітерації визначення вагових коефіцієнтів потрібно зменшувати значення попередньо налаштованих коефіцієнтів на величину градієнта попереднього кроку, тобто:

$$w_{i+1} = w_i - \mu \Delta F_i, \quad (11)$$

де μ – коефіцієнт швидкості навчання.

Через те що в якості функції активації було прийнято сигмоїдальну функцію (7), похідна такої функції буде:

$$\frac{\partial f}{\partial z} = \frac{e^{-z}}{(1+e^{-z})^2} = f^2 e^{-z}. \quad (12)$$

Проте, в рівняннях нейронної мережі параметр z також є функцією, а отже при визначенні похідної по коефіцієнтам мережі необхідно враховувати таку складність функції та знаходити похідну від сигмоїдальної функції (7), як від складної:

$$\frac{\partial f_i}{\partial w_i} = \frac{\partial f}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial w_i}. \quad (13)$$

Для нейронної мережі на Рис. 3 маємо наступну систему рівнянь для визначення кутів повороту маніпулятора:

$$\alpha = w_{1\sigma 21} \sigma_{21} + w_{1\sigma 22} \sigma_{22}; \quad (14)$$

$$\beta = w_{2\sigma 21} \sigma_{21} + w_{2\sigma 22} \sigma_{22}, \quad (15)$$

де σ_{21} та σ_{22} – активаційні функції нейронів другого шару; $w_{1\sigma 21} \dots w_{2\sigma 22}$ – вагові коефіцієнти функцій активації для другого шару.

Виходи функцій активації другого шару залежать від вхідних сигналів, які вони отримують з попереднього шару, а тому:

$$\sigma_{21} = \frac{1}{1+e^{-z_1}}; \quad (16)$$

$$\sigma_{22} = \frac{1}{1+e^{-z_2}}, \quad (17)$$

де z_1 та z_2 – аргументи функцій активації, які подаються на входи нейронів другого шару.

Для описаної схеми на Рис. 3 матимемо:

$$z_1 = w_{1\sigma 11} \sigma_{11} + w_{1\sigma 12} \sigma_{12} + w_{1\sigma 13} \sigma_{13} + w_{1\sigma 14} \sigma_{14} + w_{1\sigma 15} \sigma_{15} + w_{1\sigma 16} \sigma_{16} + b_{11}; \quad (18)$$

$$z_2 = w_{2\sigma 11} \sigma_{11} + w_{2\sigma 12} \sigma_{12} + w_{2\sigma 13} \sigma_{13} + w_{2\sigma 14} \sigma_{14} + w_{2\sigma 15} \sigma_{15} + w_{2\sigma 16} \sigma_{16} + b_{12}, \quad (19)$$

де $\sigma_{11}, \sigma_{12}, \dots, \sigma_{16}$ – функції активації першого шару; $w_{1\sigma 11}, \dots, w_{2\sigma 16}$ – вагові коефіцієнти функцій активації для першого шару; b_{11} та b_{12} – коефіцієнти зміщення для першого шару.

Виходи функцій активацій першого шару також залежать від вхідних сигналів, зокрема від параметрів x_K та y_K :

$$\sigma_{11} = \frac{1}{1 + e^{-z_{01}}}, \quad (20)$$

$$\sigma_{12} = \frac{1}{1 + e^{-z_{02}}}, \quad (21)$$

$$\sigma_{13} = \frac{1}{1 + e^{-z_{03}}}, \quad (22)$$

$$\sigma_{14} = \frac{1}{1 + e^{-z_{04}}}, \quad (23)$$

$$\sigma_{15} = \frac{1}{1 + e^{-z_{05}}}, \quad (24)$$

$$\sigma_{16} = \frac{1}{1 + e^{-z_{06}}}, \quad (25)$$

де

$$z_{01} = w_{01xk} x_K + w_{01yk} y_K;$$

$$z_{02} = w_{02xk} x_K + w_{02yk} y_K;$$

$$z_{03} = w_{03xk} x_K + w_{03yk} y_K;$$

$$z_{04} = w_{04xk} x_K + w_{04yk} y_K;$$

$$z_{05} = w_{05xk} x_K + w_{05yk} y_K;$$

$$z_{06} = w_{06xk} x_K + w_{06yk} y_K.$$

Щоб визначити градієнти за розглянутими ваговими коефіцієнтами, спочатку береться нейрон останнього рівня та визначається похідна для потрібної ваги. Так як w_j впливає на вихід мережі лише як частина суми входу до нейрона, тому:

$$\frac{\partial \alpha}{\partial w_{01xk}} = w_{1\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 11} \sigma_{11}^2 e^{-z_{01}} x_K +$$

$$+ w_{1\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 11} \sigma_{11}^2 e^{-z_{01}} x_K;$$

$$\frac{\partial \alpha}{\partial w_{02xk}} = w_{1\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 12} \sigma_{12}^2 e^{-z_{02}} x_K +$$

$$+ w_{1\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 12} \sigma_{12}^2 e^{-z_{02}} x_K;$$

$$\frac{\partial \alpha}{\partial w_{03xk}} = w_{1\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 13} \sigma_{13}^2 e^{-z_{03}} x_K +$$

$$+ w_{1\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 13} \sigma_{13}^2 e^{-z_{03}} x_K;$$

$$\frac{\partial \alpha}{\partial w_{04xk}} = w_{1\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 14} \sigma_{14}^2 e^{-z_{04}} x_K +$$

$$+ w_{1\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 14} \sigma_{14}^2 e^{-z_{04}} x_K;$$

$$\frac{\partial \alpha}{\partial w_{05xk}} = w_{1\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 15} \sigma_{15}^2 e^{-z_{05}} x_K +$$

$$+ w_{1\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 15} \sigma_{15}^2 e^{-z_{05}} x_K;$$

$$\frac{\partial \alpha}{\partial w_{06xk}} = w_{1\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 16} \sigma_{16}^2 e^{-z_{06}} x_K +$$

$$+ w_{1\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 16} \sigma_{16}^2 e^{-z_{06}} x_K;$$

$$\frac{\partial \beta}{\partial w_{01xk}} = w_{2\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 11} \sigma_{11}^2 e^{-z_{01}} x_K +$$

$$+ w_{2\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 11} \sigma_{11}^2 e^{-z_{01}} x_K;$$

$$\frac{\partial \beta}{\partial w_{02xk}} = w_{2\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 12} \sigma_{12}^2 e^{-z_{02}} x_K +$$

$$+ w_{2\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 12} \sigma_{12}^2 e^{-z_{02}} x_K;$$

$$\frac{\partial \beta}{\partial w_{03xk}} = w_{2\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 13} \sigma_{13}^2 e^{-z_{03}} x_K +$$

$$+ w_{2\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 13} \sigma_{13}^2 e^{-z_{03}} x_K;$$

$$\frac{\partial \beta}{\partial w_{04xk}} = w_{2\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 14} \sigma_{14}^2 e^{-z_{04}} x_K +$$

$$+ w_{2\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 14} \sigma_{14}^2 e^{-z_{04}} x_K;$$

$$\frac{\partial \beta}{\partial w_{05xk}} = w_{2\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 15} \sigma_{15}^2 e^{-z_{05}} x_K +$$

$$+ w_{2\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 15} \sigma_{15}^2 e^{-z_{05}} x_K;$$

$$\frac{\partial \beta}{\partial w_{06xk}} = w_{2\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 16} \sigma_{16}^2 e^{-z_{06}} x_K +$$

$$+ w_{2\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 16} \sigma_{16}^2 e^{-z_{06}} x_K;$$

$$\frac{\partial \alpha}{\partial w_{01yk}} = w_{1\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 11} \sigma_{11}^2 e^{-z_{01}} y_K +$$

$$+ w_{1\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 11} \sigma_{11}^2 e^{-z_{01}} y_K;$$

$$\frac{\partial \alpha}{\partial w_{02yk}} = w_{1\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 12} \sigma_{12}^2 e^{-z_{02}} y_K +$$

$$+ w_{1\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 12} \sigma_{12}^2 e^{-z_{02}} y_K;$$

$$\frac{\partial \alpha}{\partial w_{03yk}} = w_{1\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 13} \sigma_{13}^2 e^{-z_{03}} y_K +$$

$$+ w_{1\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 13} \sigma_{13}^2 e^{-z_{03}} y_K;$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \alpha}{\partial w_{04yk}} &= w_{1\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 14} \sigma_{14}^2 e^{-z_{04}} y_K + \\ &+ w_{1\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 14} \sigma_{14}^2 e^{-z_{04}} y_K; \\ \frac{\partial \alpha}{\partial w_{05yk}} &= w_{1\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 15} \sigma_{15}^2 e^{-z_{05}} y_K + \\ &+ w_{1\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 15} \sigma_{15}^2 e^{-z_{05}} y_K; \\ \frac{\partial \alpha}{\partial w_{06yk}} &= w_{1\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 16} \sigma_{16}^2 e^{-z_{06}} y_K + \\ &+ w_{1\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 16} \sigma_{16}^2 e^{-z_{06}} y_K; \\ \frac{\partial \beta}{\partial w_{01yk}} &= w_{2\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 11} \sigma_{11}^2 e^{-z_{01}} y_K + \\ &+ w_{2\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 11} \sigma_{11}^2 e^{-z_{01}} y_K; \\ \frac{\partial \beta}{\partial w_{02yk}} &= w_{2\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 12} \sigma_{12}^2 e^{-z_{02}} y_K + \\ &+ w_{2\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 12} \sigma_{12}^2 e^{-z_{02}} y_K; \\ \frac{\partial \beta}{\partial w_{03yk}} &= w_{2\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 13} \sigma_{13}^2 e^{-z_{03}} y_K + \\ &+ w_{2\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 13} \sigma_{13}^2 e^{-z_{03}} y_K; \\ \frac{\partial \beta}{\partial w_{04yk}} &= w_{2\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 14} \sigma_{14}^2 e^{-z_{04}} y_K + \\ &+ w_{2\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 14} \sigma_{14}^2 e^{-z_{04}} y_K; \\ \frac{\partial \beta}{\partial w_{05yk}} &= w_{2\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 15} \sigma_{15}^2 e^{-z_{05}} y_K + \\ &+ w_{2\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 15} \sigma_{15}^2 e^{-z_{05}} y_K; \\ \frac{\partial \beta}{\partial w_{06yk}} &= w_{2\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot w_{1\sigma 16} \sigma_{16}^2 e^{-z_{06}} y_K + \\ &+ w_{2\sigma 22} \sigma_{22}^2 e^{-z_2} \cdot w_{2\sigma 16} \sigma_{16}^2 e^{-z_{06}} y_K; \\ \frac{\partial \alpha}{\partial w_{1\sigma 11}} &= w_{1\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot \sigma_{11}; \\ \frac{\partial \alpha}{\partial w_{1\sigma 12}} &= w_{1\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot \sigma_{12}; \\ \frac{\partial \alpha}{\partial w_{1\sigma 13}} &= w_{1\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot \sigma_{13}; \\ \frac{\partial \alpha}{\partial w_{1\sigma 14}} &= w_{1\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot \sigma_{14}; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \alpha}{\partial w_{1\sigma 15}} &= w_{1\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot \sigma_{15}; \\ \frac{\partial \alpha}{\partial w_{1\sigma 16}} &= w_{1\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot \sigma_{16}; \\ \frac{\partial \beta}{\partial w_{1\sigma 11}} &= w_{2\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot \sigma_{11}; \\ \frac{\partial \beta}{\partial w_{1\sigma 12}} &= w_{2\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot \sigma_{12}; \\ \frac{\partial \beta}{\partial w_{1\sigma 13}} &= w_{2\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot \sigma_{13}; \\ \frac{\partial \beta}{\partial w_{1\sigma 14}} &= w_{2\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot \sigma_{14}; \\ \frac{\partial \beta}{\partial w_{1\sigma 15}} &= w_{2\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot \sigma_{15}; \\ \frac{\partial \beta}{\partial w_{1\sigma 16}} &= w_{2\sigma 21} \sigma_{21}^2 e^{-z_1} \cdot \sigma_{16}. \end{aligned}$$

Аналогічним чином було визначено всі похідні для всіх вагових коефіцієнтів.

На Рис. 5 зображено блок-схему розрахунку методом градієнтного спуску.

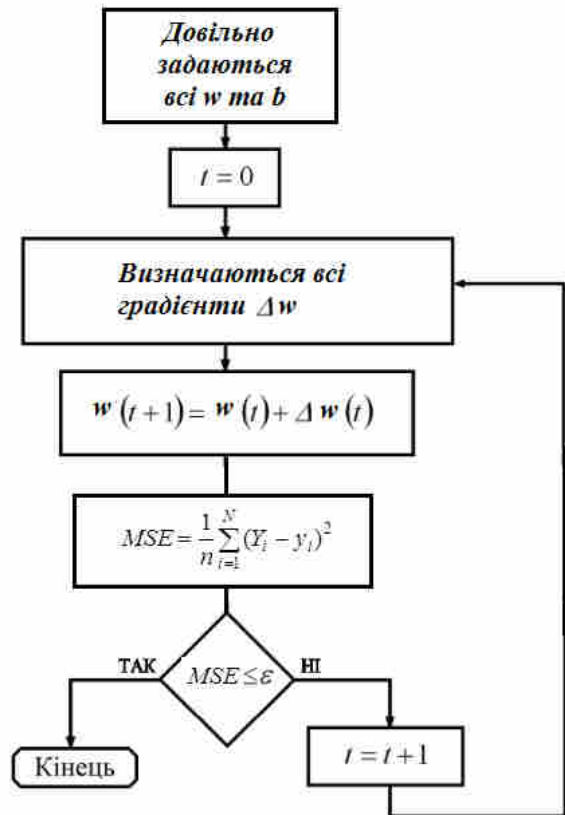


Рис. 5. Блок-схема розрахунку за алгоритмом градієнтного спуску

Fig. 5. Block diagram of the calculation of the gradient descent algorithm

В Табл. 1 для дволанкового маніпулятора з параметрами $L_1 = 3$ м та $L_2 = 2$ м представлено вибірку даних визначених на основі рівнянь (1) та (2) при рівномірній зміні кутів повороту ланок.

На Рис. 6 показано результат моделювання роботи нейронної мережі для розглянутого маніпулятора при різних кількостях ітерацій прорахунку вагових коефіцієнтів моделі методом градієнтного спуску. Як видно з графіків на Рис. 6, результати моделювання починають набувати задовільний характер – тобто середньоквадратичне відхилення приймає мінімальне значення лише при кількості ітерацій прорахунку більше 4000.

За результатами попереднього теоретичного дослідження можна зробити висновок, що для даної моделі необхідно додатково розробити ряд критеріїв за якими уточнюватимуться функції градієнтів.

Також необхідно в подальшому обґрунтувати структуру нейронної мережі та кількість активних нейронів.

Таблиця 1. Вибірка для навчання нейронної мережі

Table 1. Sampling for neural network training

№ п.п.	α , град	β , град	x_K , м	y_K , м
0	0	10	1,030	-0,347
1	5	15	1,109	-0,423
2	10	20	1,222	-0,479
3	15	25	1,366	-0,509
4	20	30	1,534	-0,506
5	25	35	1,719	-0,464
6	30	40	1,914	-0,379
7	35	45	2,110	-0,249
8	40	50	2,298	-0,072
9	45	55	2,469	0,152
10	50	60	2,612	0,419
11	55	65	2,721	0,725
12	60	70	2,786	1,066
13	65	75	2,800	1,433
14	70	80	2,758	1,819
15	75	85	2,656	2,214
16	80	90	2,491	2,607
17	85	95	2,261	2,989
18	90	100	1,970	3,347

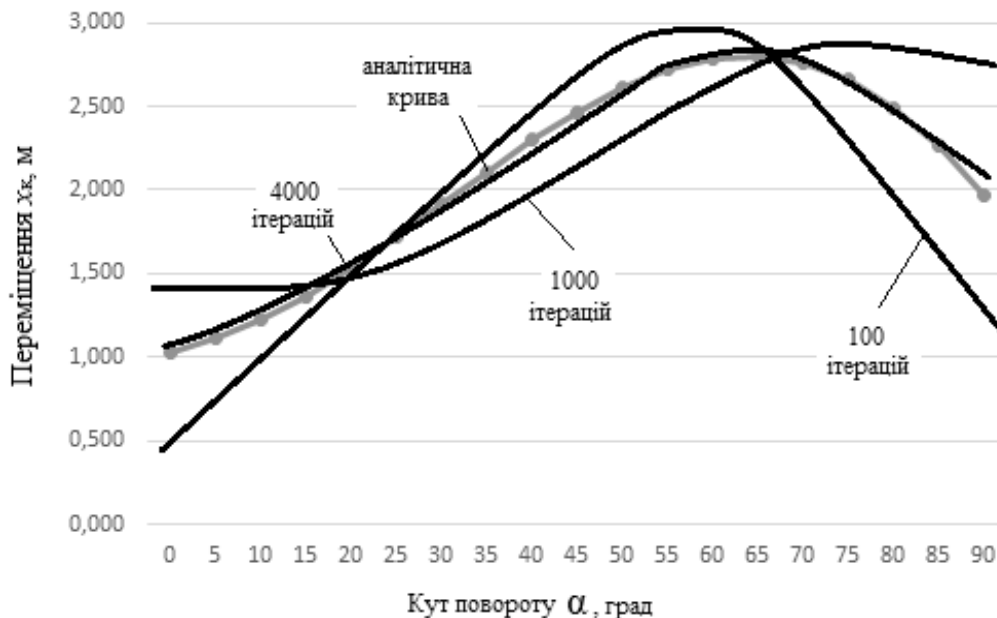


Рис. 6. Графік-порівняння теоретичних даних з результатами моделювання нейронної мережі для переміщення по координаті x_K при різних кількостях ітерацій

Fig. 6. Graph-comparison of theoretical data with the results of modeling a neural network to move in the coordinate x_K at different amounts of iterations

ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ

Для практичної реалізації досліджуваної нейронної мережі було застосовано програмний комплекс Microsoft Visual Programming Language 2008 R3 (MVPL 2008 R3) [16] в якому було побудовано програму керування віртуальним антропоморфним роботом-маніпулятором KUKA LBR3 [17]. На Рис. 7 показано демонстраційну модель діаграми нейронної мережі, яка використовується для керування роботом і в якій на вхід подаються дані з координатами, а на виході отримують кути повороту ланок.

На Рис. 8 та Рис. 9 показано діаграми функцій суматорів, що передаються на вхід нейрона, діаграма якого була розроблена та

зображена на Рис. 10.

Розглянута схема нейронної мережі застосовувалася для віртуалізації даних [18] в програмі керування роботом KUKA LBR3 Arm, яка також реалізована в системі MVPL 2008 R3.

Тестування експериментальної моделі даної нейронної мережі було також реалізовано на колісному автомобілі-роботі (Рис. 11), який приймав участь у змаганнях на міжнародній олімпіаді RoboRace з командою KNUCARobotic в складі Слюсара В., Коробенко Я., Міщука Д. На базі даної моделі перевірялися дві гіпотези функціонування нейронної мережі, а саме:

1 – чи може нейронна мережа бути універсальною як для маніпулятора так і для

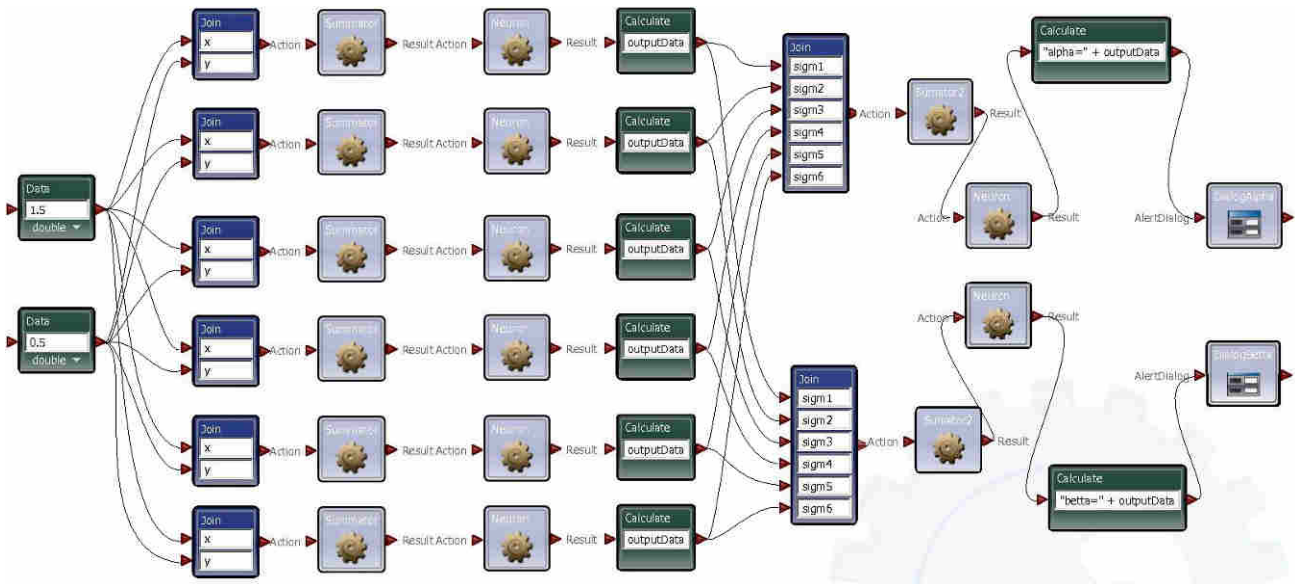


Рис. 7. Діаграма моделі нейронної мережі в програмі MVPL 2008 R3

Fig. 7. Diagram of model of neural measure in the program MVPL 2008 R3

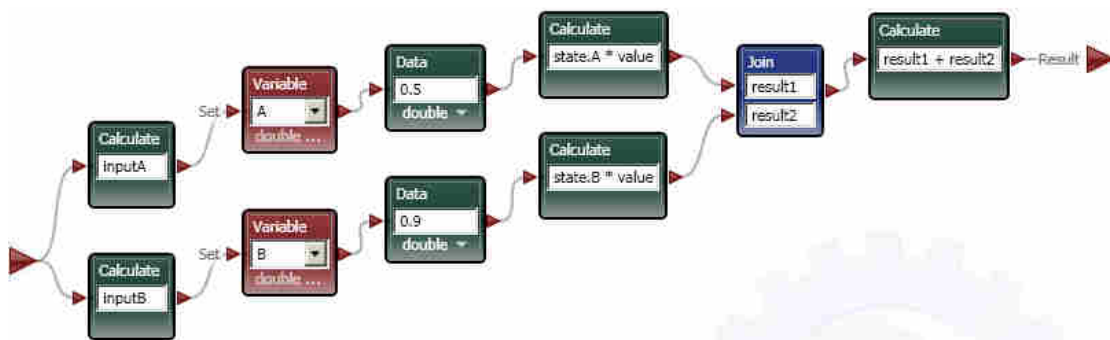


Рис. 8. Модель-діаграма суматора для двох вхідних сигналів без зміщення

Fig. 8. Model diagram of the adder for two input signals

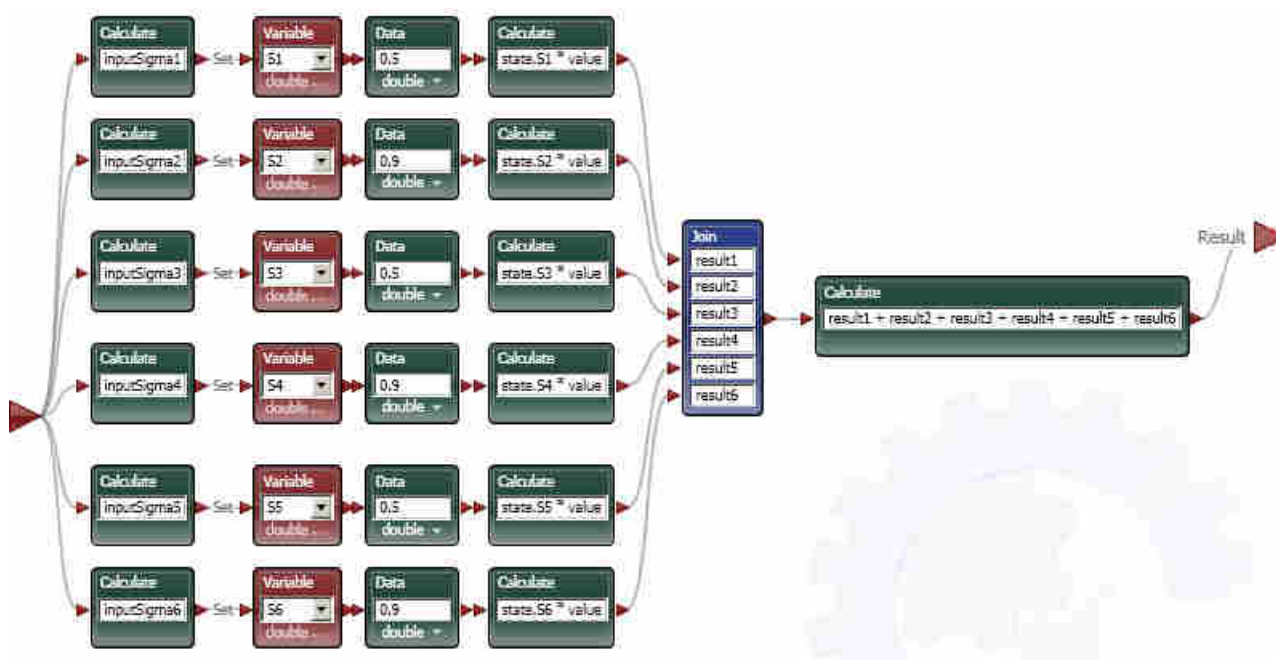


Рис. 9. Модель-діаграма суматора для шести вхідних сигналів без зміщення

Fig. 9. Model diagram of the adder for the six input signals



Рис. 10. Модель нейрона в програмі MVPL 2008 R3

Fig. 10. Model of a neuron in MVPL 2008 R3

транспортного робота;

2 – як швидко й точно буде навчатися нейронна мережа на колісному роботі, якщо дані навчання будуть постійно оновлюватися.

Для збору даних застосовувалися два ультразвукові та один лазерний датчики відстані. Основою для керування прийнято плату Arduino Mega та розроблений драйвер двигунів на базі одного механічного реле та транзисторів. Для повороту передніх коліс застосовувався сервопривід з переробленою рейкою повороту. Керування розглянутої системи автомобіля виконувалося за рахунок повороту передніх коліс та подачі живлення на двигун переміщення. В систему повороту передніх коліс було інтегровано нейронну мережу прийняття рішення повороту вліво або вправо від центральної повздовжньої вісі автомобіля. На

вхід системи подавалися дані про перешкоди ліворуч та праворуч. Центральний лазерний датчик перешкод, який реагував на пряму перешкоду перед автомобілем в нейронну мережу не підключався і застосовувався як джерело сигналу для зупинки автомобіля.

ВИСНОВКИ

В процесі виконання досліджень було вивчено структуру нейронних мереж та проаналізовано методики їх синтезу на основі чого було спроектовано власну нейронну мережу робота.

Нейронна мережа є ефективним засобом для прогнозування, проте для точної роботи потрібне тривале налаштування її параметрів.

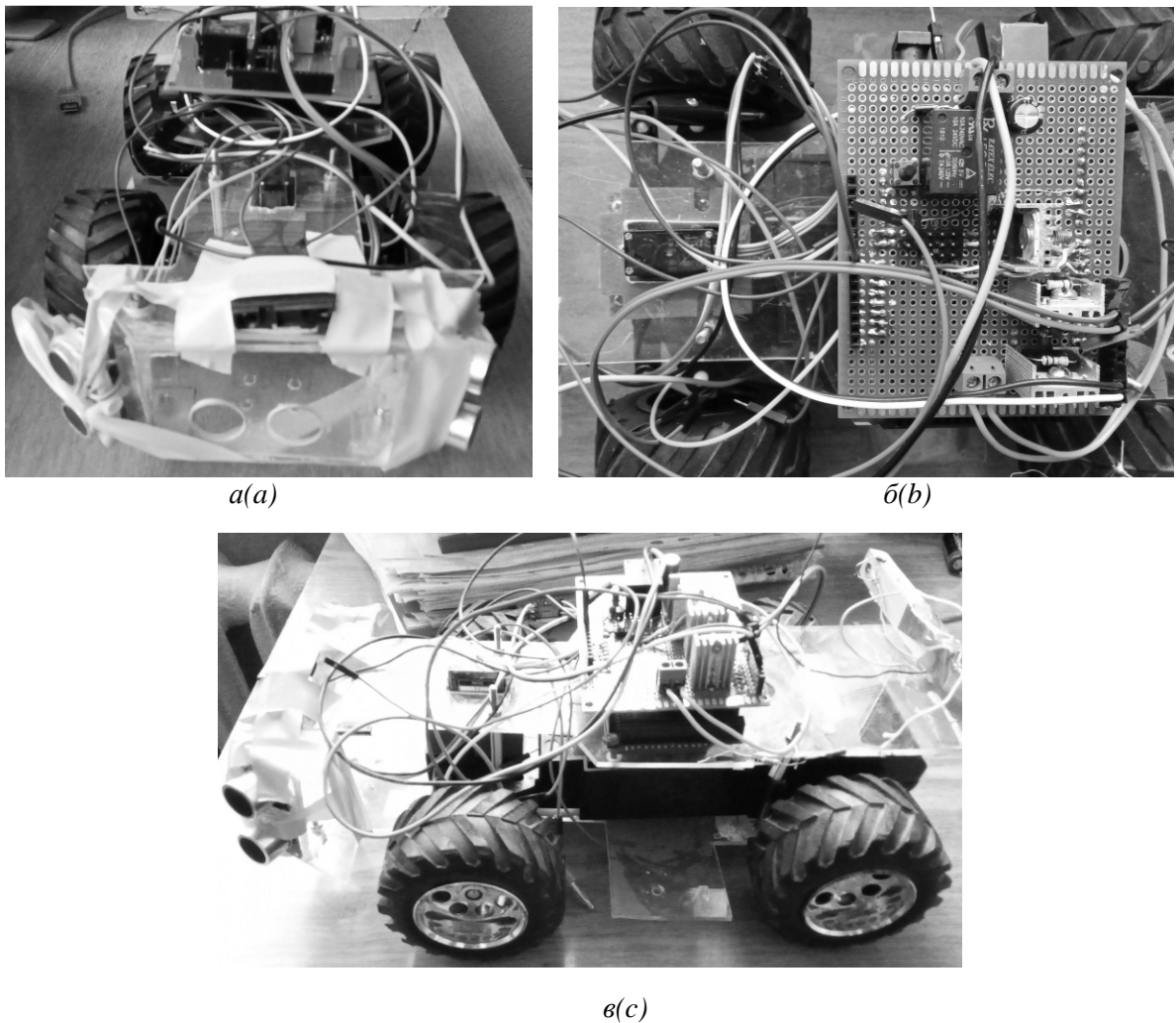


Рис. 11. Дослідна модель автомобільного робота: *a* – передня частина зі встановленими датчиками; *б* – вид зверху плати керування; *в* – загальний вид

Fig. 11. Experimental model of automotive robot: *a* – front part with installed sensors; *b* – top view of the control board; *c* – a general view

У подальших дослідженнях планується дослідити методи швидкого пошуку параметрів нейронної мережі з застосування оптимізаційних задач.

Застосування системи керування з нейронною архітектурою може значно спростити систему керування робота з шарнірно-зчленованою стрілою-маніпулятором, проте така система потребуватиме застосування якісної апаратної частини, зокрема обчислювального комп'ютера оскільки використання мікроконтролерного керування призводитиме до його перевантаження, що було виявлено під час тестування на дослідному автомобільному роботі з контролером Arduino Mega.

ЛІТЕРАТУРА

1. **Спыну Г. А.** Промышленные роботы. Конструирование и применение: Учеб. Пособие. – 2е изд., перераб. и доп. / Г. А. Спыну. – К.: Выща шк., 1991. – 331 с.
2. **LaValle S. M.** Planning algorithms. – Cambridge university press / S. M. LaValle – 2006. – P. 1007.
3. **Stilman M. et al.** Manipulation planning among movable obstacles / M. Stilman // Robotics and Automation 2007 IEEE International Conference on. – IEEE, 2007. – P. 3327-3332.
4. **Hirano Y., Kitahama K., Yoshizawa S.** Image-based object recognition and dexterous hand/arm motion planning using rrts for grasping in cluttered scene // Intelligent Robots and

- Systems, 2005.(IROS 2005). 2005 IEEE/RSJ International Conference on. – IEEE, 2005. – P. 2041-2046.
5. **Ловейкін В. С.** Оптимізація режимів зміни вильоту маніпулятора з гідроприводом. Монографія / В. С. Ловейкін, Д. О. Міщук. – К.: ЦП «Компринт», – 2013. – 206 с.
 6. **Wu, Q. C., Wang, X. S., Chen, B., & Wu, H. T.** Development of an RBFN-based neural-fuzzy adaptive control strategy for an upper limb rehabilitation exoskeleton. *Mechatronics*, - 2018. – 53. – P. 85-94. <https://doi.org/10.1016/j.mechatronics.2018.05.014>.
 7. **Bingul Z., Ertunc H. M., Oysu C.** Applying neural network to inverse kinematic problem for 6R robot manipulator with offset wrist // *Adaptive and Natural Computing Algorithms*. – Springer, Vienna, 2005. – P. 112-115.
 8. **Köker R., Çakar T., Sari Y.** A neural-network committee machine approach to the inverse kinematics problem solution of robotic manipulators // *Engineering with Computers*. – 2014. – Vol. 30. – No. 4. – P. 641-649.
 9. **Karlik B., Aydin S.** An improved approach to the solution of inverse kinematics problems for robot manipulators // *Engineering applications of artificial intelligence*. – 2000. – Vol. 13. – No. 2. – P. 159-164.
 10. **Feng Y., Yaonan W., Yimin Y.** Inverse kinematics solution for robot manipulator based on neural network under joint subspace // *International Journal of Computers Communications & Control*. – 2014. – Vol. 7. – No. 3. – P. 459-472.
 11. **Birbil Ş. İ., Fang S. C.** An electromagnetism-like mechanism for global optimization // *Journal of global optimization*. – 2003. – Vol. 25. – No. 3. – P. 263-282.
 12. **Parker J. K., Khoogar A. R., Goldberg D. E.** Inverse kinematics of redundant robots using genetic algorithms // *Robotics and Automation, 1989. Proceedings., 1989 IEEE International Conference on*. – IEEE, 1989. – P. 271-276.
 13. **Momani S., Abo-Hammour Z. S., Alsmadi O. M. K.** Solution of inverse kinematics problem using genetic algorithms // *Applied Mathematics & Information Sciences*. – 2016. – T. 10. – No. 1. – P. 225.
 14. **Graca Marcos M., Machado J. A. T., Azevedo-Perdicoulis T. P.** Trajectory planning of redundant manipulators using genetic algorithms // *Communications in nonlinear science and numerical simulation*. – 2009. – Vol. 14. – No. 7. – P. 2858-2869.
 15. **Міщук Д. О.** Кінематичний аналіз маніпуляційної системи будівельного робота / Д. О. Міщук // *Вестник Харьковського національного автомобільно-дорожного університета*. - 2014. - Вып. 65-66. - С. 90-96.
 16. **Міщук Д. О.** Розробка системи керування будівельного робота із застосуванням технологій «Microsoft robotic studio». II Міжнародна науково-технічна конференція «Енергоощадні машини і технології», Київ, КНУ-БА, – 29 вересня - 1 жовтня. – 2015. – С. 47.
 17. **Міщук Д.** Модульний принцип побудови будівельного робота / Д. Міщук, В. Воляннюк, Є. Горбатюк. // *Гірничі, будівельні, дорожні та меліоративні машини*. – №89. – 2017. – С. 90-97.
 18. **Ловейкін В. С.** Математичне моделювання зміни вильоту вантажу маніпулятором з гідроприводом / В. С. Ловейкін, Д. О. Міщук // *Гірничі, будівельні, дорожні та меліоративні машини*. – №79. – 2012. – С. 9-15.

REFERENCES

1. **Spiny G. A.** (1991). *Promyshlenye roboty. Konstruirovaniye i primeneniye [Industrial robots. Design and Application]*. Kyiv, Vysha shk. Publ., 331. – (in Russian)
2. **LaValle S. M.** (2006). *Planning algorithms*. Cambridge university press, 1007.
3. **Stilman M. et al.** Manipulation planning among movable obstacles. *Robotics and Automation*. (2007) IEEE International Conference on., IEEE, 3327-3332.
4. **Hirano Y., Kitahama K., Yoshizawa S.** Image-based object recognition and dexterous hand/arm motion planning using rrts for grasping in cluttered scene. *Intelligent Robots and Systems, (IROS 2005)*. (2005) IEEE/RSJ International Conference on., IEEE, 2041-2046.
5. **Lovejkin V. S., Mishuk D. O.** (2013). *Optimizaciya rezhimiv zmini vilotu manipulyatora z gidroprivodom. Monografiya*. [The optimization modes of change departure the manipulator with hydraulic drive. Monograph]. Kyiv, CP Komprint Publ., 206.
6. **Wu, Q. C., Wang, X. S., Chen, B., & Wu, H. T.** (2018). Development of an RBFN-based neural-fuzzy adaptive control strategy for an upper limb rehabilitation exoskeleton. *Mechatronics*, 53, 85-94. <https://doi.org/10.1016/j.mechatronics.2018.05.014>.
7. **Bingul Z., Ertunc H. M., Oysu C.** Applying neural network to inverse kinematic problem for 6R robot manipulator with offset wrist.

- Adaptive and Natural Computing Algorithms. (2005). Springer, Vienna, 112-115.
8. **Koker R., Cakar T., Sari Y.** (2014). A neural-network committee machine approach to the inverse kinematics problem solution of robotic manipulators. *Engineering with Computers*, Vol.30, No. 4, 641-649.
 9. **Karlik B., Aydin S.** (2000). An improved approach to the solution of inverse kinematics problems for robot manipulators. *Engineering applications of artificial intelligence*, Vol.13, No.2, 159-164.
 10. **Feng Y., Yaonan W., Yimin Y.** (2014). Inverse kinematics solution for robot manipulator based on neural network under joint subspace. *International Journal of Computers Communications & Control*, Vol.7, No.3, 459-472.
 11. **Birbil S. I., Fang S. C.** (2003). An electromagnetism-like mechanism for global optimization. *Journal of global optimization*, Vol.25, No.3, 263-282.
 12. **Parker J. K., Khoogar A. R., Goldberg D. E.** Inverse kinematics of redundant robots using genetic algorithms. *Robotics and Automation, Proceedings, (1989) IEEE International Conference on.*, IEEE, 271-276.
 13. **Momani S., Abo-Hammour Z. S., Alsmadi O. M. K.** (2016). Solution of inverse kinematics problem using genetic algorithms. *Applied Mathematics & Information Sciences*, Vol.10, No.1, 225.
 14. **Graca Marcos M., Machado J.A.T., Azevedo-Perdicoulis T. P.** (2009). Trajectory planning of redundant manipulators using genetic algorithms. *Communications in non-linear science and numerical simulation*, Vol.14, No.7, 2858-2869.
 15. **Mishuk D. O.** (2014). Kinematicnij analiz mani-pulyacijnoyi sistemi budivelnogo robota [Kinematic analysis of the manipulation system of a construction robot]. *Vestnik Harkovskogo nacionalnogo avtomobilno-dorozhnogo universiteta*, Vol. 65-66, 90-96. – *(in Ukrainian)*.
 16. **Mishuk D. O.** Development of control system for construction robot using technologies “Microsoft robotic studio”. II International scientific and technical conference “Energy-saving machines and technologies”, September 29 - October 1, (2015). Kyiv, KNUCA, 47. – *(in Ukrainian)*.
 17. **Mischuk D., Voliyanuk V., Gorbatyk Eu.** (2017). The module design of construction robot. *Girnichy, budivel'ni, dorozhni ta meliorativni mashini [Mining, construction, road and reclamation machines]*, No. 89, 90-97. – *(in Ukrainian)*.
 18. **Lovejkin V. S., Mischuk D. A.** (2012). Matematichne modeljuvannja zmini vil'otu vantazhu manipulatorom z gidroprivodom [Mathematical modeling of changes in cargo flight with hydraulic manipulator]. *Girnichy, budivel'ni, dorozhni ta meliorativni mashini [Mining, construction, road and reclamation machines]*, No. 79, 9-15. – *(in Ukrainian)*.

Development of the concept of control system work for plaster works based on neural network

Dmitry Mishchuk¹, Andriy Boychenko²

*Kyiv National University of
Construction and Architecture*

Abstract. Preparation of mortar, its submission to the place of work and application to the surface is efficiently carried out by means of automated mechanical systems in tandem with concrete pumps combined with plastering machine units. The technical consistency and competitiveness of robotic plastering stations largely depends on the accepted kinematic models of the plastering robot being developed and the development of advanced control systems based on them. Simple kinematic circuits generate simple design solutions that are quickly prototyped and of low cost, but because of their design imperfection, these solutions are commonly used for limited production processes, have low precision and primitive control systems, which do not allow for deep automation production. Complex kinematic circuits of robots allow them to be used as a versatile tool in many stages of construction, but such design solutions require the creation of sophisticated control systems.

The use of a neural network allows the architecture of the robot control system to be compromised, making it a versatile robot for performing various technological procedures, but requires a clear algorithm for describing the mathematical model of work and its training.

This study proposes a mathematical model of a neural network based on a sigmoidal activation function for a two-link manipulator.

Keywords: building robot, control system, neural network, sigmoid function, robot learning, gradient descent.