

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

магістр

Освітній рівень

Метод оцінки та компенсація похибки позиціонування промислових роботів

Назва теми

КвРАКІТР.2023180.01.13.ПЗ

Рівень вищої освіти магістр

Галузь знань 17 «Електроніка, автоматизація та електронні комунікації»

Шифр, назва

Спеціальність 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та
робототехніка»

Шифр, назва

Освітня програма «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та
робототехніка»

Назва

Виконав:

студент II курсу, група АКІТРм-23-1

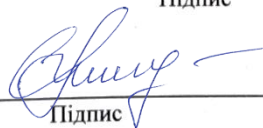


Підпис

Богдан КОРОЛЮК

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник



Підпис

Наталя МОРКУН

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Нормоконтролер

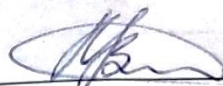


Підпис

Людмила КОРЕЦЬКА

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

До захисту допускаю:
зав. кафедри АКІТтаР



Підпис

Валерій МАРТИНЮК

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

«11» грудня 2024 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій

Кафедра автоматизації, комп'ютерно-інтегрованих технологій та робототехніки

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Галузь знань 17 – Електроніка, автоматизація та електронні комунікації

Спеціальність 174 – Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка

Освітня програма Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри АКИТтаР

Валерій МАРТИНЮК 

01 вересня 2024р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

Королюку Богдану Сергійовичу

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1 Тема роботи Метод оцінки та компенсація похибки позиціонування промислових роботів
Керівник роботи Моркун Наталія Володимирівна, доктор технічних наук, професор

Прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, учене звання

Затверджено наказом ректора університету від 26.08.2024 р. №60

2 Строк подання студентом роботи на кафедру 02.12.2024р.

3 Вихідні дані до роботи Мета роботи: розробити методи оцінки та компенсація похибки позиціонування промислових роботів. Об'єктом дослідження є позиціонування промислових роботів. Предметом дослідження є метод оцінки та компенсації похибки позиціонування промислових роботів.

4 Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

Вступ. Аналіз методів оцінки та компенсації похибки позиціонування промислових роботів.

Розробка методів оцінки та компенсації похибки позиціонування промислових роботів.

Реалізація методів оцінки та компенсації похибки позиціонування промислових роботів.

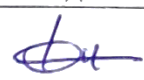
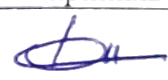
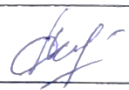
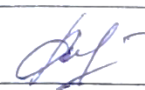
Дослідження методів оцінки та компенсації похибки позиціонування промислових роботів.

Висновки.

5 Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслень)

презентаційні матеріали (слайди)

6 Консультанти розділів кваліфікаційної роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Антиплагіат	Федула М.В., доцент кафедри АКИТтаР		
Нормоконтроль	Корецька Л.О., доцент кафедри АКИТтаР		

7 Дата видачі завдання 01 вересня 2024р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

Назва розділу кваліфікаційної роботи	Строк виконання	Примітка
1 Вступ	10.09.2024р.	Виконано
2 Аналіз методів оцінки та компенсації похибки позиціонування промислових роботів	25.09.2024р.	Виконано
3 Розробка методів оцінки та компенсації похибки позиціонування промислових роботів	15.10.2024р.	Виконано
4 Реалізація методів оцінки та компенсації похибки позиціонування промислових роботів	30.10.2024р.	Виконано
5 Дослідження методів оцінки та компенсації похибки позиціонування промислових роботів	10.11.2024р.	Виконано
6 Висновки	15.11.2024р.	Виконано
7 Оформлення пояснювальної записки до др	20.11.2024р.	Виконано
8 Оформлення презентаційних матеріалів	1.12.2024р.	Виконано

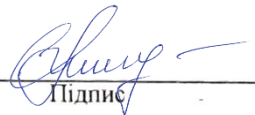
Студент



Підпис

Королюк Б.С.
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник кваліфікаційної роботи



Підпис

Моркун Н.В.
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

АНОТАЦІЯ

Тема кваліфікаційної роботи магістра: “Метод оцінки та компенсація похибки позиціонування промислових роботів”

Автор роботи: Королюк Б.С.

Керівник роботи: Моркун Н.В.

Пояснювальна записка: 82 с., 47 рис., 11 таб., 1 дод., 76 джерел.

Графічна частина: 17 презентаційних слайдів

Ключові слова: КОМПЕНСАЦІЯ ПОМИЛОК, АБСОЛЮТНА ПОХИБКА ПОЗИЦІОНУВАННЯ, РОБОТИЗОВАНА ОБРОБКА, НАВЧАННЯ СКЛАДЕНОГО АНСАМБЛЮ, ГЛИБОКА НЕЙРОННА МЕРЕЖА

Мета роботи: розробити методи оцінки та компенсація похибки позиціонування промислових роботів. На основі мереж глибоких переконань з використанням методу офф-лайн компенсації представлено алгоритм компенсації абсолютної точності позиціонування промислових роботів. Він прогнозує і компенсує абсолютну похибку позиціонування промислових роботів на основі алгоритму DBN і DE. Оптимізовано кількість прихованих шарів, вузли прихованого шару, швидкість навчання, фактори імпульсу, ітерації RBM та ітерації тонкого налаштування DBN.

ЗМІСТ

СКРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ.....	4
ВСТУП.....	5
1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ ОЦІНКИ ТА КОМПЕНСАЦІЇ ПОХИБКИ ПОЗИЦІОНУВАННЯ ПРОМИСЛОВИХ РОБОТІВ	8
1.1 Метод компенсації помилок позиціонування на основі вдосконаленого алгоритму DNN.....	9
1.2 Компенсація помилок позиціонування промислових роботів на основі моделювання жорсткості	15
1.3 Метод компенсації помилок позиціонування для промислових роботів на основі складеного ансамблю	19
1.4 Автономний метод компенсації помилок для точності позиціонування промислових роботів на основі диференціальної еволюції та глибоких мереж	22
1.5 Висновки до першого розділу. Постановка задачі	25
2 РОЗРОБКА МЕТОДІВ ОЦІНКИ ТА КОМПЕНСАЦІЇ ПОХИБКИ ПОЗИЦІОНУВАННЯ ПРОМИСЛОВИХ РОБОТІВ	27
2.1 Моделювання помилок позиціонування для промислових роботів	27
2.2 Просторова вибірка та аналіз помилок	29
2.3 Керування на основі внутрішніх та точних параметрів	34
2.4 Практичний метод компенсації	39
2.5 Висновки до другого розділу.....	41
3 РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДІВ ОЦІНКИ ТА КОМПЕНСАЦІЇ ПОХИБКИ ПОЗИЦІОНУВАННЯ ПРОМИСЛОВИХ РОБОТІВ	42
3.1 Метод прогнозування помилок позиціонування для промислового робота	43
3.2 Методи оптимізації параметрів, та експериментальне налаштування	44
3.3 Експериментальна перевірка та аналіз.....	48
3.4. Навчання моделі та аналіз результатів	51
3.5 Висновки до третього розділу	61

4 ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ОЦІНКИ ТА КОМПЕНСАЦІЇ ПОХИБКИ ПОЗИЦІОНУВАННЯ ПРОМИСЛОВИХ РОБОТІВ	63
4.1 Алгоритм прогнозування помилок позиціонування робота на основі DE і DBN	64
4.2 Експериментальне налаштування та збір даних	68
4.3 Проведення експериментів та результати	71
4.4 Висновки до четвертого розділу	82
ВИСНОВКИ	84
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ.....	86
ДОДАТОК А Стаття у фаховому журналі.....	94

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

GPSO-DNN – Модель прогнозування помилок

GA – Генетичний алгоритм

PSO – Оптимізація рою частинок

LHS – Латинська гіперкубова дискретизація

IPBC – Процес виконання обчислень на основі внутрішніх параметрів

ШНМ – Штучні нейронні мережі

RBF – Радіальна базисна функція

RMSE – Середноквадратична помилка

MAE – Середня абсолютна помилка

ВСТУП

Промислові роботи широко використовуються в інтелектуальній виробничій промисловості через їх високу ефективність і низьку вартість, але низька абсолютна точність позиціонування обмежує їх застосування в області високоточного виробництва. Для підвищення абсолютної точності позиціонування робота та вирішення традиційних складних задач моделювання помилок запропоновано метод компенсації помилок позиціонування робота на основі глибокої нейронної мережі.

Дискретизацію латинського гіперкуба проведено в декартовому просторі та отримано правило впливу цільового ставлення на похибку. Створена модель прогнозування помилок позиціонування, заснована на оптимізації рою генетичних частинок і глибокій нейронній мережі (GPSO-DNN) для реалізації прогнозування та компенсації помилок позиціонування. Результати експерименту показують, що метод компенсації помилок позиціонування на основі GPSO-DNN забезпечує хорошу точність компенсації. Похибка позиціонування зменшується з 1,529 мм до компенсації до 0,343 мм, а точність збільшується на 77,57%. Цей метод може ефективно компенсувати помилку позиціонування робота та значно підвищити точність позиціонування робота.

Завдяки просуванню стратегії «Зроблено в Китаї 2025» інтелектуальна виробнича промисловість висуває високі вимоги до технології застосування роботів. Застосування роботів у високоточних виробничих галузях, таких як складання літаків, гнучке шліфування та лазерне різання, стає все більш поширеним. Високоточні завдання, що виконуються роботами, залежать від їх абсолютної точності позиціонування.

Зазвичай роботи мають відносно високу точність повторюваності в межах $\pm 0,06$ мм, але низьку абсолютну точність, яка становить лише $\pm 1\sim 2$ мм [1]. Таким чином, метод точної компенсації для підвищення абсолютної точності позиціонування роботів є важливою основою для сприяння застосуванню роботів у сфері інтелектуального виробництва.

Метод компенсації помилок позиціонування робота, також відомий як метод компенсації точності робота, відноситься до помилок, що генеруються певним засобом для компенсації початкових помилок роботів. Відповідно до методу керування роботом, існуючі методи підвищення абсолютної точності позиціонування роботів можна класифікувати на метод компенсації зворотного зв'язку онлайн-виявлення та метод компенсації зворотного зв'язку в автономному режимі.

Метод компенсації зворотного зв'язку онлайн-виявлення зазвичай додає зовнішній пристрій виявлення в систему робота для отримання інформації зворотного зв'язку від кінця або суглоба робота в режимі реального часу, тим самим реалізуючи управління замкнутим або напівзамкнутим контуром для підвищення точності абсолютного позиціонування до 0,2 мм [2,3]. Однак такі методи сильно залежать від додаткового обладнання для моніторингу і складні для впровадження в складному промисловому робочому просторі.

Метод компенсації прямого зворотного зв'язку в автономному режимі калібрування поділяється на кінематичну модель, метод калібрування та калібрування некінетичної моделі. Основний принцип методу калібрування кінематичної моделі [4,5] полягає в отриманні похибок кінематичних параметрів робота за допомогою певних методів вимірювання та методів ідентифікації параметрів для корекції кінематичної моделі робота. Недоліком цього методу є те, що процес моделювання та ідентифікації параметрів ускладнений. Ця модель враховує лише джерело геометричної похибки, на яке припадає лише 80%~90% від загальної кількості помилок [6]. Таким чином, ефект компенсації точності обмежений.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є розробка методів оцінки та компенсація похибки позиціонування промислових роботів.

Для досягнення поставленої мети потрібно розв'язати наступні задачі дослідження:

– дослідити наявні методи оцінки та компенсації похибки позиціонування промислових роботів;

- виконати оцінку наявних методів;
- провести моделювання помилок позиціонування для промислових роботів;
- оцінити ефективність запропонованих методів;
- виконати експериментальну перевірку та аналіз.

Об'єктом дослідження є позиціонування промислових роботів.

Предметом дослідження є метод оцінки та компенсації похибки позиціонування промислових роботів.

Методи досліджень. Було запропоновано метод компенсації помилок, для підвищення абсолютної точності позиціонування робота. Аналізуючи кінематичну модель і структурний склад промислового робота, з'ясовуються джерела помилок позиціонування робота і стратегії компенсації. На основі алгоритму навчання з накопиченим ансамблем побудована модель прогнозування помилок позиціонування робота, що містить багат шарових учнів.

Наукова новизна отриманих результатів: представлено метод компенсації помилок позиціонування робота на основі вдосконаленої глибокої нейронної мережі (GPSO-DNN), на основі моделювання жорсткості, складеного ансамблю та диференціальної еволюції глибоких мереж.

1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ ОЦІНКИ ТА КОМПЕНСАЦІЇ ПОХИБКИ ПОЗИЦІОНУВАННЯ ПРОМИСЛОВИХ РОБОТІВ

Методи калібрування некінетичних моделей, такі як метод нейронних мереж [7], метод просторової інтерполяції [8] тощо, не тільки враховують геометричні фактори похибки, але й включають негеометричні фактори похибки, такі як зазор між зубчастими колесами, зміна навантаження та теплові ефекти. Zhou et al. [8], запропонували метод компенсації точності, заснований на просторовій інтерполяції, яка компенсується просторовою інтерполяцією для оцінки похибки положення в цільовій точці робота.

Однак на компенсаційний ефект цього методу істотно впливає величина кроку відбору проб. Xu et al. [9], використовували нейронну мережу прямого зв'язку для прогнозування похибки кута зчленування і застосували її до системи управління для корекції помилок. Nguyen et al. [10], запропонували використовувати штучні нейронні мережі для компенсації негеометричних помилок, а три спільні кути використовуються як входи нейронних мереж для отримання прогнозованих значень негеометричних похибок.

Wang et al. [11], встановили відображення між фактичними координатами цільових точок і теоретичними координатами за допомогою алгоритму ELM, і абсолютна точність позиціонування робота була покращена на 45%. Але діапазон просторової вибірки методу занадто малий для застосування в практичних інженерних завданнях. Перераховані вище методи не враховують вплив положення цільової точки на похибку позиціонування, тому точність компенсації обмежена.

Розглядаючи вищезазначені проблеми, у данному розділі буде запропоновано метод, заснований на оптимізації генетичного рою частинок, для оптимізації глибини нейронної мережі (GPSO-DNN) для компенсації помилок позиціонування робота.

Крім того, розглянемо також вплив цільового положення і положення на похибку позиціонування. Помилка цільового позиціонування прогнозується і

компенсується. Запропонована модель GPSO-DNN також порівнюється з такими моделями, як оптимізація генетичного алгоритму (GA) та оптимізація рою частинок (PSO) для перевірки точності та практичності компенсації помилок.

1.1 Метод компенсації помилок позиціонування на основі вдосконаленого алгоритму DNN

Оптимізація рою частинок (PSO) демонструє хорошу властивість конвергенції на ранній стадії, але має низьку ефективність на пізній еволюційній стадії. Спрямований на цей недолік ПСО, в роботі представлений алгоритм оптимізації генетичних частинок рою (GPSO), який вводить кросовер-фактор вибору генетичного алгоритму для підвищення швидкості збіжності та глобальних показників оптимізації.

Particle Swarm Optimization [12] — це алгоритм глобальної оптимізації, отриманий на основі змодельованої хижацької поведінки птахів. Оптимальне рішення знаходять у просторі рішень через спільне використання індивідуальної інформації та групову ітерацію в генеральній сукупності. Розмір простору пошуку встановлено як D , а чисельність популяції встановлена рівною n . Положення частинки X_i і вектор швидкості V_i частинки i можна виразити за формулою:

$$X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})^T \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

$$V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})^T \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (1.1)$$

Під час кожної ітераційної еволюції частинки оновлюють свою швидкість і положення через індивідуальний екстремум і популяційний екстремум.

Формула оновлюється наступним чином:

$$V_i^{t+1} = \omega V_i^t + c_1 r_1 (P_i^t - X_i^t) + c_2 r_2 (P_g^t - X_i^t) \quad (1.2)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1} \quad (1.3)$$

де P_i — індивідуальний екстремум, а P_g — груповий екстремум; t — номер поточної ітерації; ω — інерційна вага; $C1$ і $C2$ є невід'ємними постійними факторами навчання; $R1$ і $R2$ є випадковими числами в інтервалі $[0,1]$.

Запропонований алгоритм GPSO спирається на ідею вибору кросовера генетичним алгоритмом і використовує операцію для генерації нових популяцій, що розширює простір пошуку роїв частинок. Кожен раз, коли положення і швидкість рою частинок оновлюються, перша половина популяції з кращою фізичною підготовкою вибирається в якості наступного покоління.

Тим часом, одна і та ж частина краще пристосованих частинок використовується для утворення потомств шляхом операції кросовера. Потім вибирається половина краще пристосованих частинок у нащадках та їхньому батьківському поколінні, щоб стати наступним поколінням, яке здійснить оновлення рою частинок.

Оскільки частинки є дійсними числами, то метод операції кросовер є різновидом методу кросовера з дійсними числами. Частинки в популяції випадковим чином паруються, і нові частинки виходять з певною ймовірністю p .

Положення і швидкість поновлюються наступним чином:

$$X_{child_1} = (1 - p) \cdot X_{parent_1} + p \cdot X_{parent_2} \quad (1.4)$$

$$X_{child_2} = p \cdot X_{parent_1} + (1 - p) \cdot X_{parent_2} \quad (1.5)$$

$$V_{child_1} = |V_{parent_1}| \times \frac{V_{parent_1} + V_{parent_2}}{|V_{parent_1} + V_{parent_2}|} \quad (1.6)$$

$$V_{child_2} = |V_{parent_2}| \times \frac{V_{parent_1} + V_{parent_2}}{|V_{parent_1} + V_{parent_2}|} \quad (1.7)$$

У наведених вище рівняннях X_{child} і X_{parent} є позиціями для дочірніх і батьківських частинок, окремо вони є швидкостями для дочірніх і батьківських частинок відповідно. Імовірність перетину p є випадковим числом в межах $[0,1]$.

Глибока нейронна мережа (DNN) є найпростішою, але найбільш широко використовуваною моделлю в області глибокого навчання. По суті, це багатошаровий перцептрон з безліччю прихованих шарів. Суміжні суглоби повністю налаштовані параметрами підключень та мережі виконується за допомогою алгоритму зворотного поширення помилок. Структура мережі DNN з 3 прихованими шарами показана на рисунку 1.1.

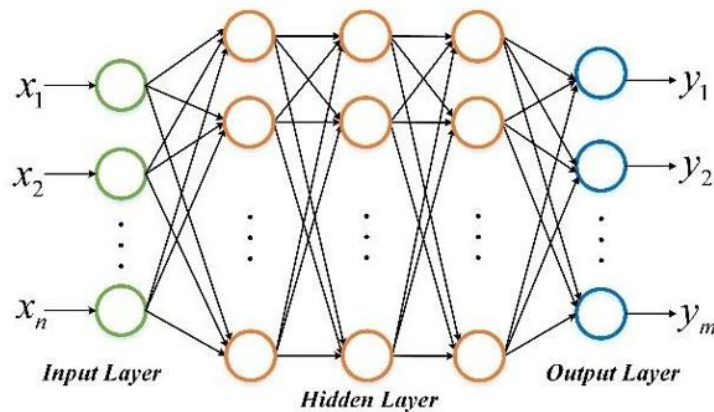


Рисунок 1.1 – Принципова схема структури мережі DNN з 3 прихованими шарами

Кількість вузлів у вхідному та вихідному шарах DNN визначається розмірами вхідного вектора $[x_1, x_2, \dots, x_n]$ та вихідного вектора $[y_1, y_2, \dots, y_m]$ відповідно. Кількість прихованих шарів визначається кількістю вузлів, які потрібно вирішити, і характеристикою вибірових даних. Передбачається, що DNN містить L прихованих шарів, таким чином, l -й ($l = 1, \dots, N + 1$) вихідний шар виражається за формулою:

$$A^l = \sigma(W^l \cdot A^{l-1} + b^l) \quad (1.8)$$

де W_l — матриця ваги зв'язку між $(l - 1)$ -м шаром і вузлом l -го шару, а b_l — пороговий вектор вузла першого шару. Функція $\sigma(x)$ є модифікованою лінійною одиницею (ReLU). Вона може виражатися в наступному формулюванні:

$$ReLU(x) = \begin{cases} x & \text{if } (x \geq 0) \\ 0 & \text{if } (x < 0) \end{cases} \quad (1.9)$$

У порівнянні зі звичайною функцією активації сигмоїда або танх, еквалайзер може забезпечити кращу конвергенцію і розрідженість мережі.

Відповідні дослідження [13] показали, що кількість прихованих шарів і вузлів DNN має значний вплив на продуктивність мережі і результати прогнозування. Зі збільшенням кількості прихованих шарів або вузлів точність мережі підвищується. Але це займає більше часу на тренування, і феномен «перегону» схильний до виникнення.

Глибока мережа має вищу ефективність параметрів, ніж неглибока мережа, а мережа DNN має вищу резервування. Стратегія зменшення числа прихованих рівнів вигідна для підвищення ефективності параметрів мережі та скорочення часу навчання. В даний час не існує точного методу визначення оптимальної кількості прихованих шарів і кількості вузлів. Як правило, діапазон оптимальних вузлів прихованого шару приблизно визначається шляхом звернення до наступного емпіричного правила [14]:

$$L = \sqrt{(n + m)} + a \quad (1.10)$$

де, n і m - вузли вхідного і вихідного шару відповідно.

Постійний параметр $a = \{1, 2, \dots, 10\}$. Оптимальне число прихованих шарів і число вузлів визначаються шляхом ітераційних експериментів над елементами, що проходять їх значенні інтервали.

Метод ініціалізації ваги та порогу також має вирішальне значення для збіжності алгоритму нейронної мережі. Однак широко використовуваний метод

випадкової ініціалізації полягає в тому, що діапазон пошуку параметрів мережевого тренування знаходиться в неоптимальному інтервалі, що призводить до повільної швидкості збіжності.

Тому в цьому розділі буде запропоновано вдосконалений алгоритм глибокої нейронної мережі (GPSO оптимізований DNN) для отримання оптимальних початкових ваг і порогів DNN, щоб оптимізована модель DNN могла краще досягати прогнозування даних. У цьому дослідженні вага і поріг зображуються положенням частинок в рої частинок, а середнє квадратичне значення похибки між фактичним виходом DNN і очікуваним виходом у вигляді фітнес-функції алгоритму GPSO, яка показана в наступному формулюванні:

$$f = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - y'_i)^2 \quad (1.11)$$

де y_i – фактичне значення навчальної вибірки, а y' – мережеве вихідне значення навчальної вибірки. Очевидно, що чим менше значення фітнес-функції, тим менша похибка прогнозування моделі DNN.

Процедура використання алгоритму GPSO оптимізованого DNN описується наступним чином:

- нормалізувати дані вибірки і розділити їх на навчальні зразки і тестові зразки;
 - визначити діапазон значень прихованих шарів і вузлів, і встановити їх початкове значення;
 - використовувати алгоритм GPSO для оптимізації DNN та отримання оптимальних ваг та порогових значень при поточній структурі мережі;
 - проводити навчання та тестування мережі, а також зберігати структуру мережі та результати прогнозування;
 - спробувати всі значення в діапазоні прихованого шару і номера вузла.
- Якщо результат не буде задовільняти кінцеві умові, потрібно повернутись до

процедури 3. В іншому випадку припинити навчання і вибрати структуру мережі і дані прогнозування з найвищою точністю прогнозування.

Алгоритм потоку GPSO оптимізації DNN показаний на рисунку 1.2.

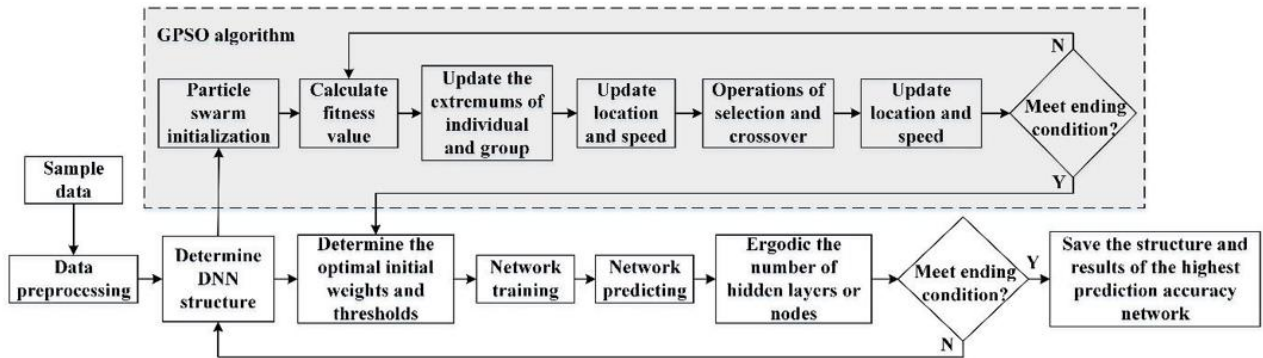


Рисунок 1.2 – Блок-схема алгоритму оптимізації GPSO DNN

На відміну від традиційного калібрування кінематичної моделі, яка враховує лише геометричні джерела похибок, модель глибокої нейронної мережі може одночасно враховувати як геометричні, так і негеометричні джерела похибок. Таким чином, складний взаємозв'язок відображення між входом і виходом добре встановлена, а похибка позиціонування робота точно прогнозується.

Фактично, різні джерела помилок робота всебічно відображаються в похибці позиціонування. Як уже згадувалося, помилка позиціонування робота пов'язана не тільки з положенням цільової точки, але й з положенням цільової точки. Тут теоретична поза цільової точки $P_t = (x_t, y_t, z_t, a_t, b_t, c_t)T$ використовується як вхід DNN, а фактична похибка позиціонування цільової точки $E = (\Delta x, \Delta y, \Delta z)T$.

Отже, номер вузла вхідного шару дорівнює 6, а номер вузла вихідного шару дорівнює 3. Оптимальна дальність вузла прихованого шару визначається рівним [15,16]. Щоб ще більше забезпечити точність мережі, діапазон вузлів прихованого рівня становить відповідно розширено [17,13], оскільки компенсація точності робота не є надзвичайно складною, діапазон шарів прихованого шару [1,6].

Метод компенсації помилок позиціонування робота на основі вдосконаленого DNN є методом компенсації керування прямим зв'язком. Принцип роботи показаний на рисунку 1.3. По-перше, точки відбору проб P_{sample} плануються відповідно до латинського гіперкубового методу вибірки, а фактична похибка позиціонування точок вибірки E_{sample} вимірюється за допомогою API радіанного лазерного трекера.

Потім модель GPSO-DNN тренується на основі теоретичної пози та фактичних даних про помилку позиціонування P_{sample} та E_{sample} . По-третє, передбачувана похибка позиціонування цільових точок \hat{E}_{target} виходить шляхом поміщення теоретичної координати цільових точок в добре навчену модель. Нарешті, прогнозоване значення похибки накладає позиціонування на теоретичні координати цільових точок, а змінені координати точок цілі передаються роботу для компенсації.

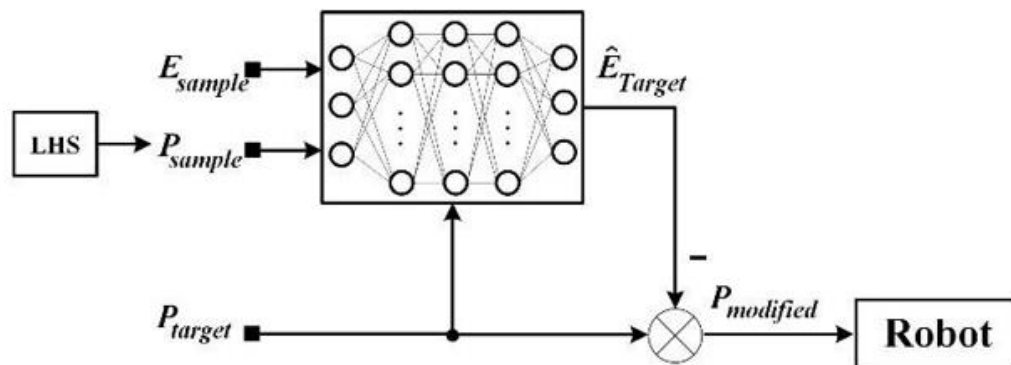


Рисунок 1.3 – Принципова схема компенсації помилок позиціонування робота на основі поліпшеного DNN

1.2 Компенсація помилок позиціонування промислових роботів на основі моделювання жорсткості

Загальнопромисловий робот на рисунку 1.4. показує, що коли до робота прикладаються зусилля і береться до уваги гравітація ланки, виникають балансові сили та крутні моменти на кожному з'єднанні та ланці. Згідно з теоріями механіки матеріалу, якщо на об'єкт діють сили і крутні моменти, його

форма буде змінюватися, наприклад, при розтягуванні, стисненні, зсуву, крученні і вигині [18].

Вплив прикладених зусиль на з'єднання і ланки робота є більш складним, ніж результати теоретичного аналізу, оскільки суглоб роботів в реальності складається з багатьох елементів, наприклад, двигунів, приводних валів, шестерень і редукторів.

Отже, деформація роботів в реальності є деформація становить Δl під дією сили тяжіння G і кінцевого навантаження F .

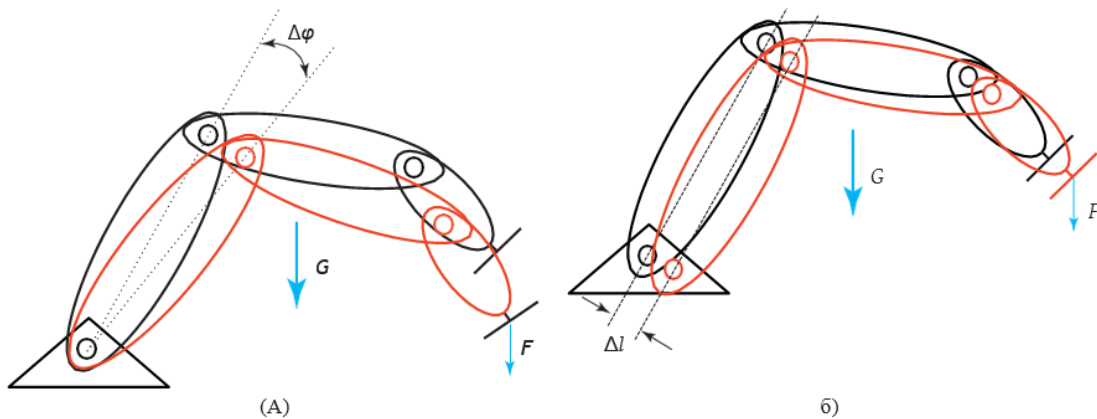


Рисунок 1.4 – Два типи деформації в місці з'єднання [38]. а) обертова деформація в місці з'єднання. б) лінійна деформація в місці з'єднання

Згідно з методом Ньютона-Ейлера, співвідношення між рухом і рушійною силою (або рушійним моментом) промислових роботів може бути описане за допомогою наступних динамічних рівнянь [19]:

$$S(\cdot) = \begin{bmatrix} 0 & -V_z & V_y \\ V_z & 0 & -V_x \\ -V_y & V_x & 0 \end{bmatrix} \quad (1.12)$$

$$\tilde{S}(\cdot) = \begin{bmatrix} S(\cdot)_{3 \times 3} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (1.13)$$

$$\begin{aligned}
{}^{i+1}\dot{\omega}_{i+1} &= {}^i R^i \dot{\omega}_i + {}^i R^i \dot{\omega}_i \times \dot{\theta}_{i+1} {}^{i+1}\widehat{Z}_{i+1} + \ddot{\theta}_{i+1} {}^{i+1}\widehat{Z}_{i+1}, \\
{}^{i+1}\dot{v}_{i+1} &= {}^i R^i \left[\dot{\omega}_i \times {}^i P_{i+1} + {}^i \dot{\omega}_i \times {}^i \dot{\omega}_i \times {}^i P_{i+1} + {}^i \dot{v}_i \right], \\
{}^{i+1}\dot{v}_{C_{i+1}} &= {}^{i+1}\dot{\omega}_{i+1} \times {}^{i+1} P_{C_{i+1}} + {}^{i+1}\omega_{i+1} \times {}^{i+1}\omega_{i+1} \times {}^{i+1} P_{C_{i+1}} + {}^{i+1}\dot{v}_{i+1} \\
{}^{i+1}F_{i+1} &= m_{i+1} {}^{i+1}\dot{v}_{C_{i+1}}, \\
{}^{i+1}N_{i+1} &= {}^{C_{i+1}}I_{i+1} {}^{i+1}\dot{\omega}_{i+1} + {}^{i+1}\omega_{i+1} \times {}^{C_{i+1}}I_{i+1} {}^{i+1}\omega_{i+1},
\end{aligned} \tag{1.14}$$

$${}^i f_i = {}^i R^{i+1} f_{i+1} + {}^i F_i \tag{1.15}$$

$${}^i n_i = {}^i N_i + {}^i R^{i+1} n_{i+1} + {}^i P_{C_i} \times {}^i F_i + {}^i P_{i+1i} \times {}^i R^{i+1} f_{i+1}, \tag{1.16}$$

Комбінація перерахованих вище п'яти рівнянь в місцях з'єднань значно більша, ніж деформація на ланках, деформація в місцях з'єднань в основному вивчається в даному розділі.

На рисунку 1.4 показані два види деформацій, які включають в себе обертальну деформацію навколо осі з'єднань і лінійну деформацію уздовж певного напрямку. З'єднання робота відхиляє кут $\Delta\varphi$ навколо своєї осі, слід зазначити, що хоча робот і знаходиться в нерухомому стані, значення ${}^i \dot{v}_i$ не дорівнює нулю.

Відповідно до слабкого принципу еквівалентності, сила тяжіння, прикладена до робота, еквівалентна випадку, коли робот має початкове прискорення, протилежне напрямку гравітації. У даному розділі розглядається сила тяжіння робота, а o_{v_0} - це вектор з трьома частинами, який протилежний гравітації.

З рівнянь (1.7) і (1.8) можна зробити висновки про те, що навіть якщо робот знаходиться в нерухомому стані, сила рівноваги і крутний момент існують в місцях з'єднання робота. Щоб чітко відобразити силу та крутний момент, з'єднання винесено з робота у вигляді окремого тіла на рисунку 1.5, де F та M

представляють силу опору та крутний момент відповідно. F_d і M_d позначають рушійну силу і крутний момент відповідно.

M_a і M_r означають осьову і радіальну складові крутного моменту M . Таким чином, під впливом сили F і крутного моменту M в місці з'єднання буде виникати два види деформації: обертальна деформація навколо осі крутного моменту і лінійна деформація уздовж напрямку сили.

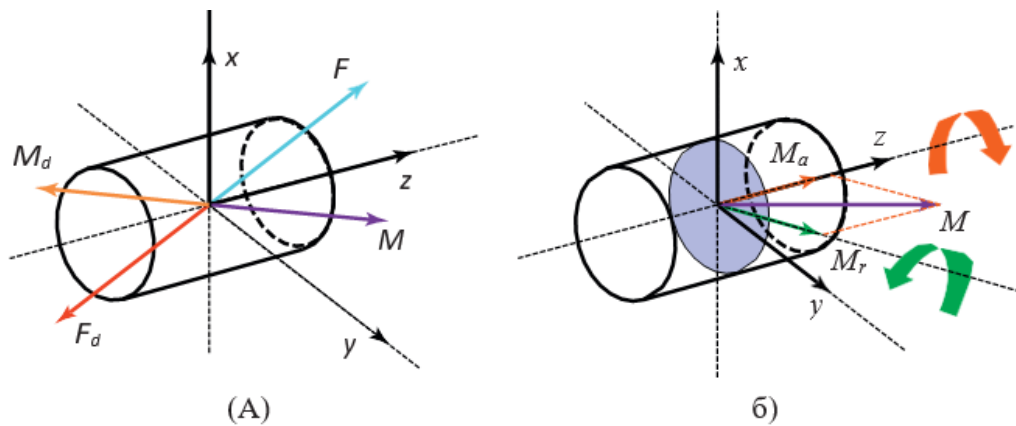


Рисунок 1.5 – Сила і крутний момент в місці з'єднання. (а) Крутний момент і сила в з'єднанні. б) розкладання крутного моменту M

З наведеного вище аналізу можна виділити два типи деформації в суглобі під впливом сили тяжіння і кінцевого навантаження. Хоча на практиці деформація в місці з'єднання може бути дуже незначною, суглоб, як життєво важлива, але слабка частина робота, сильно вплине на точність позиціонування роботів.

З (а) і (б) на рисунку 1.4 можна побачити, що обертова деформація і лінійна деформація (ці дві деформації зазвичай з'являються разом) призводять до помилки позиціонування роботів. Отже, важливо описати помилку позиціонування, спричинену деформацією суглоба, за допомогою математичної моделі та точніше передбачити помилку позиціонування.

Отже, для вирішення цих проблем у даному розділі запропоновано узагальнену математичну модель для промислових роботів для прогнозування похибки позиціонування.

1.3 Метод компенсації помилок позиціонування для промислових роботів на основі складеного ансамблю

Прикріпивши систему координат зчеплення до кожної ланки робочої руки, можна встановити систему координат робота. Матриці перетворення координат суміжних координат можна описати наступним чином:

$${}^{i-1}_i T = Rot(x, a_i) Trans(x, a_i) Rot(z, \theta_i) Trans(z, d_i) \quad (1.17)$$

де, $Rot(x, a_i)$ представляє матрицю перетворення обертання, $Trans(z, d_i)$ представляє переклад матриці перетворень.

У зв'язку з послідовною механічною структурою промислових роботів різниця між номінальними і фактичними значеннями параметрів ланки (1) може призвести до генерації помилок позиціонування кінця робота. Серед них похибки розмірів і встановлення, спричинені компонентами промислових роботів у процесі виробництва та встановлення, особливо помилки виготовлення та встановлення стріл, двигунів та кінцевих інструментів, можна назвати геометричними помилками.

Крім того, коефіцієнт зчеплення між з'єднаннями роботів відноситься до геометричних похибок. Маючи достатню кількість даних вимірювань позиціонування, похибки параметрів можуть бути виявлені шляхом встановлення точної моделі кінематичної похибки та використання належного методу розв'язання. Однак чи можна виправити параметри, залежить від відкритості роботизованої системи. Більш того, покладання виключно на корекцію параметрів не може повністю вирішити проблему помилок позиціонування, викликаних геометричними похибками.

Негеометричні похибки зазвичай стосуються гнучкості суглобів, зазору між зубчастими колесами, гнучкості ланок, температури, тертя та інших факторів під час роботи промислових роботів. Згідно з існуючими дослідженнями, важко

описати та виявити негеометричну похибку за допомогою математичних моделей. Класифікація джерел помилок позиціонування показана на рисунку 1.6.

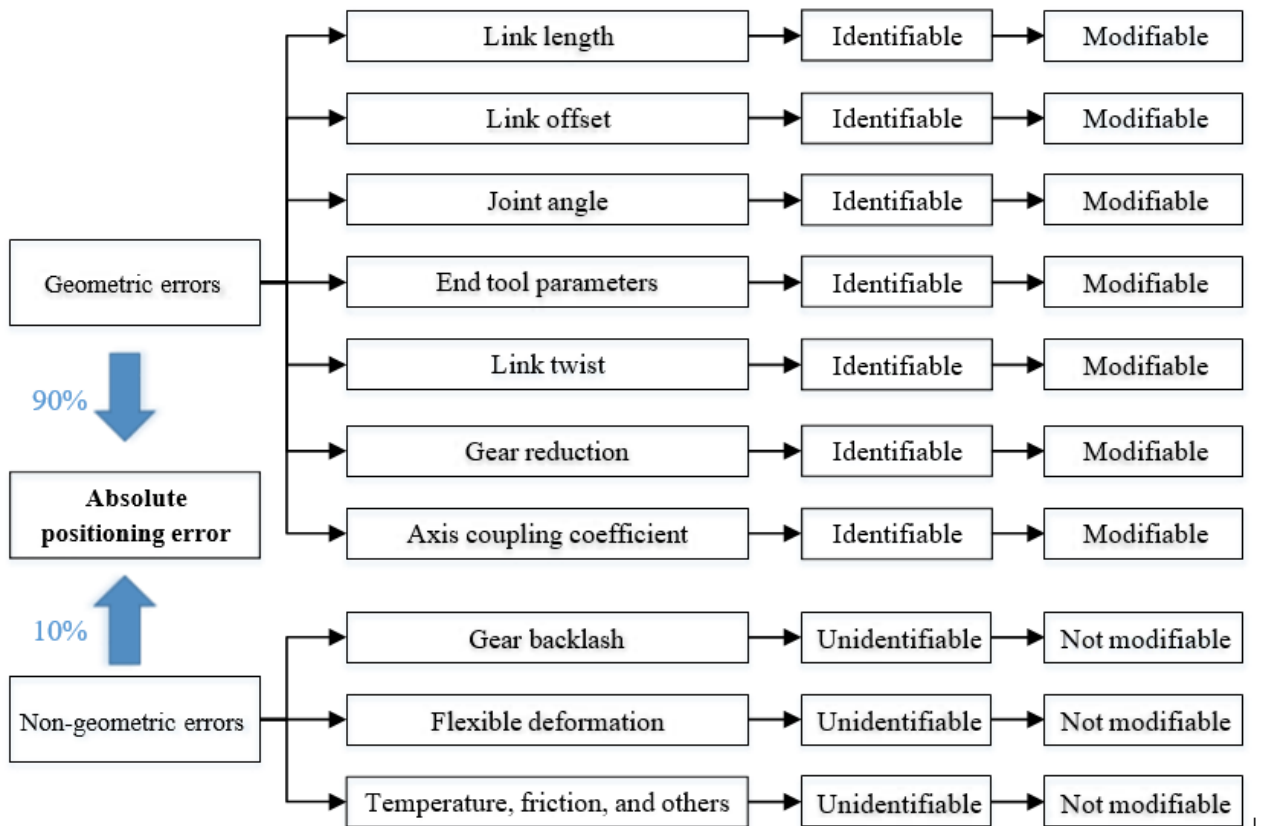


Рисунок 1.6 – Класифікація та компенсація абсолютних помилок позиціонування

Таким чином, повний метод компенсації помилок позиціонування робота повинен включати два етапи: першим етапом є калібрування похибки геометричного параметра, який визначає геометричні параметри робота шляхом встановлення повної моделі помилки геометричного параметра робота та виправляє їх в контролер робота. Другий етап полягає в компенсації похибок, що залишилися після калібрування геометричних параметрів. У цьому розділі основна увага приділяється методам прогнозування та компенсації помилок, що залишилися при позиціонуванні роботів після калібрування геометричних параметрів.

У процесі реалізації методу багат шарового ансамблевого навчання вихідний набір даних спочатку ділиться на кілька піднаборів даних, а піднабори

даних, отримані в результаті поділу, вводяться в кожен базовий учень моделі прогнозування першого рівня. Кожен учень бази виводить власні результати прогнозування за допомогою процесу розрахунку навчання даних.

Потім вихідні дані моделі прогнозування першого рівня встановлюються як вхідні дані моделі прогнозування другого рівня.

Далі мета-учень моделі прогнозування другого рівня тренується, і остаточний результат прогнозування виводиться моделлю прогнозування другого рівня. Метод навчання з накопиченим ансамблем може підвищити загальну точність прогнозування шляхом узагальнення вихідних результатів кількох моделей. Процес навчання складеного ансамблю показаний на рисунку 1.7.

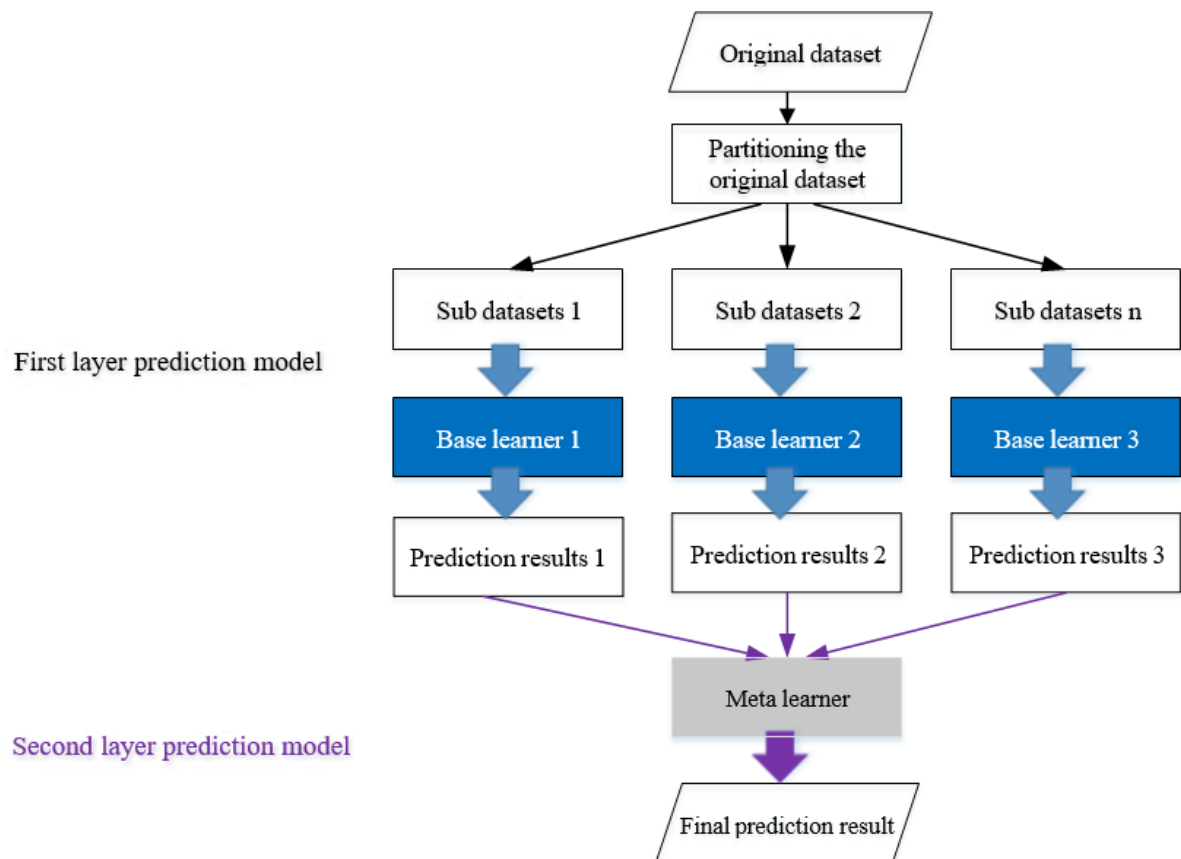


Рисунок 1.7 – Метод навчання складеного ансамблю

Щоб запобігти перенавчанню моделі, методи навчання з багат шаровим ансамблем зазвичай використовують перехресну валідацію K-крат для навчання моделі та прогнозування. Конкретний процес полягає в наступному: Припускаючи оригінального навчального набору даних $S = \{(y_n, x_n), n =$

$1, \dots, N\}$, та оригінальний набір тестових даних $T = \{(y_n, x_n), n = 1, \dots, M\}$, де $x_n \in$ вектором вхідних ознак n -ї групи вибірок і кількість вхідних функцій становить p то вектор кожної ознаки $\in (x_1, x_2, \dots, x_p)$, тоді $y_n \in$ вихід.

Потім використовується модель прогнозування другого рівня, щоб викликати ці дані в мета-учня. Конфігурація *stacked* дозволяє повністю використовувати результати навчання моделі першого рівня в процесі індукції моделі другого рівня. Таким чином, помилки прогнозування в моделі першого рівня можуть бути виявлені і виправлені в моделі другого рівня, щоб підвищити точність всієї моделі прогнозування. Процес перехресної валідації *K-fold* показаний на рисунку 1.8.

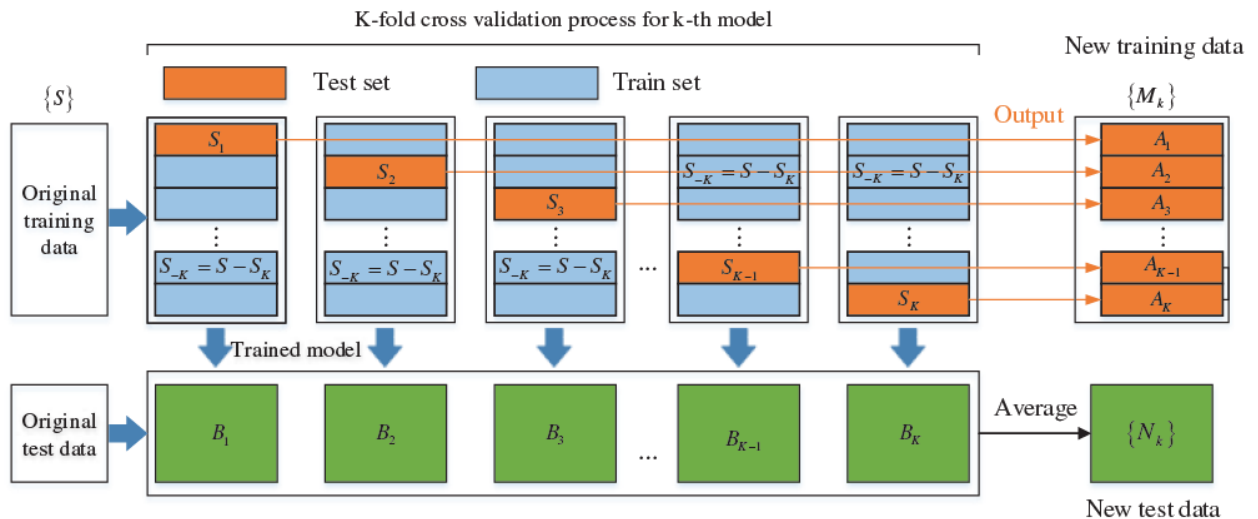


Рисунок 1.8 – Принцип перехресної валідації *K-fold*

1.4 Автономний метод компенсації помилок для точності позиціонування промислових роботів на основі диференціальної еволюції та глибоких мереж

Щоб вирішити проблему низької абсолютної точності позиціонування в кінці промислових роботів, вчені в країні і за кордоном запропонували різні рішення [20]. Управління суглобами роботів на основі кінематичної моделі дозволяє компенсувати абсолютні похибки позиціонування в промислових роботах.

Однак на точність позиціонування робота впливає величина похибки кожного кінематичного параметра. Помилки кінематичних параметрів можуть бути усунені за допомогою кінематичної ідентифікації параметрів. Отримані похибки параметрів можуть бути застосовані до кінематичної моделі для реалізації коригування моделі. Це підвищує точність позиціонування робота в реальному робочому середовищі, а згенеровані кінематичні помилки можуть бути використані для модернізації кінематичної моделі. Це покращує вимоги до точності позиціонування роботів на реальних робочих місцях.

Крім помилок позиціонування, викликаних геометричними факторами, на кінцеву точність позиціонування роботів впливають і негеометричні фактори, такі як зазор між зубчастими колесами, деформація з'єднань і зміна температури [21]. Механізми помилок, що впливають на точність позиціонування робота, складні і взаємопов'язані [22]. Важко встановити точну кінематичну модель, яка могла б врахувати всі джерела похибки. Дослідники почали досліджувати встановлення взаємозв'язку відображення між теоретичними і фактичними значеннями положення.

Був запропонований метод компенсації похибок на основі спільного крігінгу [23] для підвищення точності позиціонування робота з повітряного буріння. Для підвищення точності позиціонування робота був запропонований метод компенсації, заснований на подібності помилок і кореляції помилок [24]. Спочатку була отримана максимальна робоча жорсткість роботизованої свердлильної системи в конкретному завданні обробки.

Це було досягнуто шляхом оптимізації кута кріплення шпинделя двигуна та кінцевого фланця робота. Ця оптимізація заклала основу для досягнення високої точності обробки отворів. По-друге, був введений метод розрахунку відповідного компенсаційного значення. Це було зроблено відповідно до позиції, яку потрібно було пробурити. Метод враховував деформацію сили на кінці робота і абсолютну похибку позиціонування робота [25]. Поєднуючи подібність

помилки і нейронну мережу з радіальною базисною функцією (RBF), Ван. [26], розробив підхід компенсації помилок позиції.

Кут з'єднання робота та похибка положення були використані для підгонки експериментальної функції напівдисперсії. Смуга пропускання нейронної мережі RBF була модифікована за допомогою параметрів функції напівдисперсії. Похибка положення цілі також була оцінена за допомогою нейронної мережі RBF. Розрахункова похибка позиції використовувалася для модифікації цільової позиції для досягнення компенсаційного ефекту.

У точному виробництві Лі [27], ввів підхід до оцінки синхронізації сумарної інерції і крутного моменту навантаження шпиндельно-інструментальних систем. Метод синхронізації був заснований на новому подвійному розширеному режимі ковзання спостерігача (DESMO), який синхронно відстежував загальну інерцію і крутний момент навантаження.

Надійність DESMO була підвищена завдяки встановленню надійного активатора для зменшення ефекту помилок зв'язку між двома термінами розширення. Це мало вирішальне значення для контролю точності шпиндельного інструменту і безпосередньо впливало на продуктивність керування.

Для промислових робіт запропоновано алгоритм компенсації абсолютної точності позиціонування на основі ДБН. Для оптимізації ДБН використовується алгоритм ДЕ. Кількість вузлів шару, швидкість навчання, коефіцієнт імпульсу, обмежені ітерації машини Больцмана (RBM) та ітерації тонкого налаштування DBN покращують ефект оптимізації на основі шести вимірів та дев'яти параметрів.

У поєднанні з теорією доказів створено модель відображення помилок положення промислових робіт для реалізації її абсолютної компенсації точності позиціонування. Технічний процес показаний на рисунку 1.9.

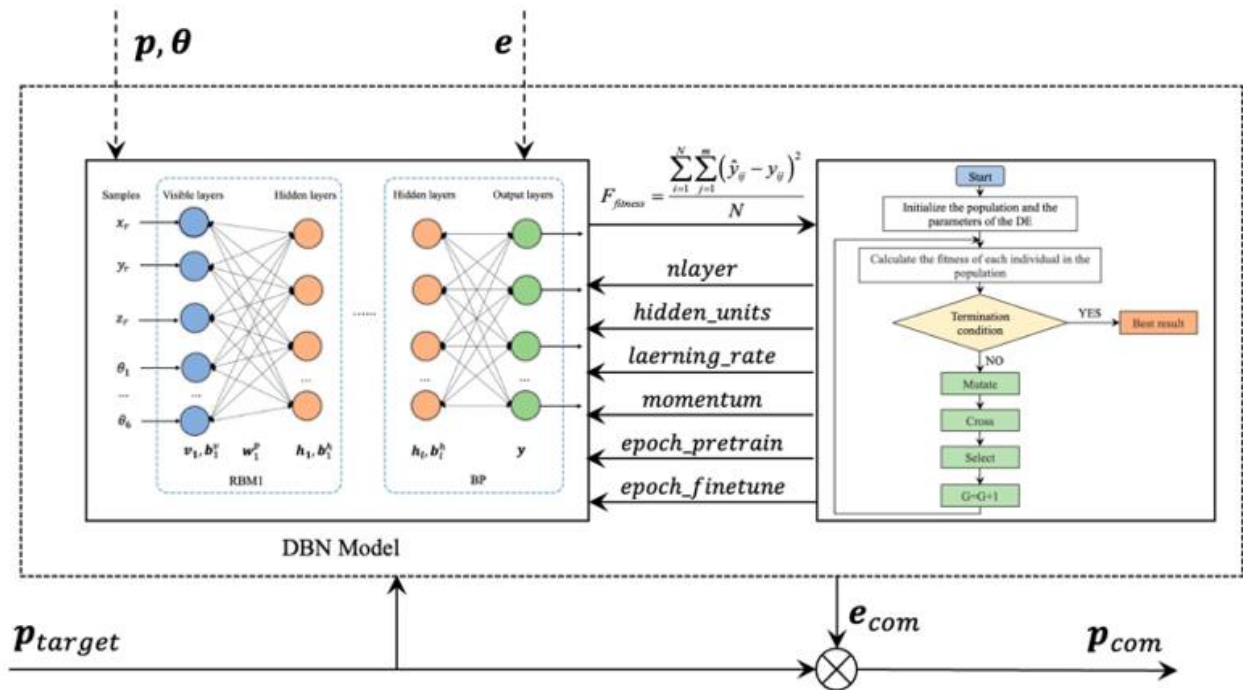


Рисунок 1.9 – Алгоритм компенсації точності на основі ДЕ і ДБН

1.5 Висновки до першого розділу. Постановка задачі

У сучасних дослідженнях метод дискретизації латинського гіперкуба використовується для проведення плану вибірки робочого простору робота.

Був запропонований метод компенсації помилок позиціонування робота на основі вдосконаленої глибокої нейронної мережі (GPSO-DNN). Результати експериментальної верифікації показують, що метод компенсації помилок позиціонування на основі GPSO-DNN має хорошу точність компенсації.

Похибка позиціонування зменшується з 1,529 мм до 0,364 мм, а точність позиціонування робота значно покращується на 76,19%, що підтверджує практичність і точність методу.

Також було виявлено, що на відміну від традиційного калібрування кінематичної моделі, яка враховує лише геометричні джерела похибок, модель глибокої нейронної мережі може одночасно враховувати як геометричні, так і негеометричні джерела похибок. Таким чином, складний взаємозв'язок відображення між входом і виходом добре встановлена, а похибка позиціонування робота точно прогнозується.

Метод ініціалізації ваги та порогу також має вирішальне значення для збіжності алгоритму нейронної мережі. Однак широко використовуваний метод випадкової ініціалізації полягає в тому, що діапазон пошуку параметрів мережевого тренування знаходиться в неоптимальному інтервалі, що призводить до повільної швидкості збіжності.

Мета кваліфікаційної роботи магістра полягає у розробці розробка методу оцінки та компенсації похибки позиціонування промислових роботів

Для досягнення поставленої мети потрібно розв'язати наступні задачі дослідження:

- дослідити наявні методи та засоби компенсації похибки позиціонування промислових роботів;
- виконати оцінку наявних методів;
- провести експерименти з компенсації похибки;
- оцінити ефективність запропонованих методів;
- проаналізувати помилки.

2 РОЗРОБКА МЕТОДІВ ОЦІНКИ ТА КОМПЕНСАЦІЇ ПОХИБКИ ПОЗИЦІОНУВАННЯ ПРОМИСЛОВИХ РОБОТІВ

Недостатня жорсткість промислових роботів є істотним фактором, який впливає на точність їх позиціонування. Для підвищення точності позиціонування в цьому розділі запропонований новий метод компенсації помилок позиціонування, заснований на моделюванні жорсткості. Спочатку аналізуються похибки позиціонування з урахуванням кінцевого навантаження і сили тяжіння промислових роботів через жорсткість.

За результатами аналізу встановлено, що похибки позиціонування можуть бути описані двома видами похибок деформації в місцях з'єднань: похибкою осьової деформації та похибкою радіальної деформації. Потім похибка осьової деформації моделюється диференціальним співвідношенням рівнянь кінематики. Модель похибки радіальної деформації виводиться за допомогою методу рекурентності та трансформації обертання між суглобами. Нарешті, ці дві моделі перетворюються в декартову систему координат і представляють метод компенсації помилок позиціонування на основі цих двох моделей.

Для перевірки методу компенсації помилок позиціонування реалізовано моделювання на основі аналізу скінченних елементів. Результати показують, що запропонований метод може ефективно передбачити помилку позиціонування відповідно до гравітації та навантажень, так що точність позиціонування промислових роботів може бути покращена за допомогою запропонованого методу.

2.1 Моделювання помилок позиціонування для промислових роботів

Перед встановленням моделі помилки позиціонування слід ввести деякі припущення, оскільки вони лежать в основі запропонованого методу.

Припущення полягають у наступному:

- промислові роботи містять лише обертові з'єднання;

- пружна деформація ланки робота незначна порівняно з її деформацією в місцях з'єднання;
- ефект, викликаний деформацією обертання в місцях з'єднань, на похибку позиціонування роботів має набагато більший вплив, викликаний лінійною деформацією суглоба, на похибку позиціонування торця;
- кут повороту $\Delta\varphi \in \mathbb{R}$ викликаний поворотною деформацією в місці з'єднання, досить малий, щоб в допустимому діапазоні точності можна було розглядати наступні рівняння як значущі:

$$\sin(\Delta\varphi) = \Delta\varphi, \cos(\Delta\varphi) = 1$$

- існує лінійна залежність між обертовою деформацією $\Delta\varphi$ в з'єднанні і крутним моментом $n \in \mathbb{R}^3$, прикладеним до з'єднання, як показано нижче:

$$\Delta\varphi = C\|n\|$$

де $C \in \mathbb{R}$ - коефіцієнт гнучкості суглоба. Отже, коефіцієнт жорсткості можна визначити як K ($1/C$);

- існує два типи обертової деформації в кожному з'єднанні, тобто обертальна деформація $\Delta\theta \in \mathbb{R}$ навколо осі суглоба і обертальна деформація $\Delta\gamma \in \mathbb{R}$ навколо радіального напрямку з'єднання.

Згідно з припущенням можна отримати наступні рівняння:

$$\Delta\theta = C_a\|n_a\|$$

$$\Delta\gamma = C_r\|n_r\|$$

де $C_a \in \mathbb{R}$ позначає коефіцієнт осьової жорсткості суглоба, а $C_r \in \mathbb{R}$ - коефіцієнт радіальної жорсткості суглоб. За допомогою припущення (v) можемо

визначити $K_a = (1/C_a)$ та $K_r = (1/C_r)$. $n_a \in \mathbb{R}^3$ і $n_r \in \mathbb{R}^3$ стенод для осьового крутного моменту і радіальний крутний момент в місці з'єднання.

На практиці загальні роботи складаються з шести обертових з'єднань [28,29]. Таким чином, припущення є прийнятним для роботів загального призначення. Також, деформація суглоба через недостатню жорсткість приводу та трансмісійної системи становить 70% від загальної кількості деформацій, які спричинені зовнішнім навантаженням або силою тяжіння [30].

Відповідно до [31,32], наведені припущення є правильними у цьому розділі. Як показано на рисунку 1.3 (розділ 1), хоча деформація обертання та лінійна деформація в місці з'єднання можуть бути незначними, вплив, спричинений деформацією обертання, на помилку позиціонування, є значним через збільшувальний ефект ланки.

2.2 Просторова вибірка та аналіз помилок

Оскільки дані точки вибірки безпосередньо відображають вихідний стан похибки позиціонування робота, планування точки вибірки має значний вплив на компенсаційний ефект помилки позиціонування робота. Тому раціональний метод планування точок вибірки є одним з ключових етапів забезпечення точності компенсації помилок позиціонування робота.

Латинська гіперкубова дискретизація (LHS) [33,16] - це статистичний метод, який використовується в експериментах з вибіркою для вибору серії тестових точок, які рівномірно розподілені в просторі вибірки. Основний принцип LHS визначає, що розмірність параметра дорівнює N , а кількість разів вибірки – M . По-перше, область визначення кожного параметра ділиться на M інтервал, що не перекривається, в межах якого випадковим чином вибирається значення параметра в якості вибірки.

Потім M вибірок $\{s_{11}, s_{12}, \dots, s_{1M}\}$ параметра s_1 випадковим чином поєднується з M вибірками $\{s_{21}, s_{22}, \dots, s_{2M}\}$ параметрів s_2 для створення M двійкової-набори елементів $\{s_{1j}, s_{2j}\} (j = 1, 2, \dots, M)$. По-третє, набори двійкових

елементів $\{s_{1j}, s_{2j}\} (j = 1, 2, \dots, M)$ випадковим чином паруються з іншими M вибірками $\{s_{31}, s_{31}, \dots, s_{3M}\}$ параметрів s_3 .

Вищезазначена випадкова операція сполучення продовжується до тих пір, поки не будуть отримані M наборів N - елементів $\{s_{1j}, s_{2j}, \dots, s_{Nj}\} (j = 1, 2, \dots, M)$. Нарешті, досягаються M зразки латинського гіперкуба, які можуть бути виражені у вигляді наступної формули:

$$S = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} & \dots & S_{1M} \\ S_{21} & S_{22} & \dots & S_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{N1} & S_{N2} & \dots & S_{NM} \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

У формулі (2.1) кожен стовпець матриці S представляє вектор зразка, отриманий з латинського гіперкубового зразка, а кожен рядок представляє довільну перестановку і комбінацію M значень вибірки кожного параметра.

Для того, щоб точки відбору проб могли максимально відображати весь робочий простір робота, для вибірки в декартовому просторі робота використовується метод LHS, як показано на рисунку 2.1.

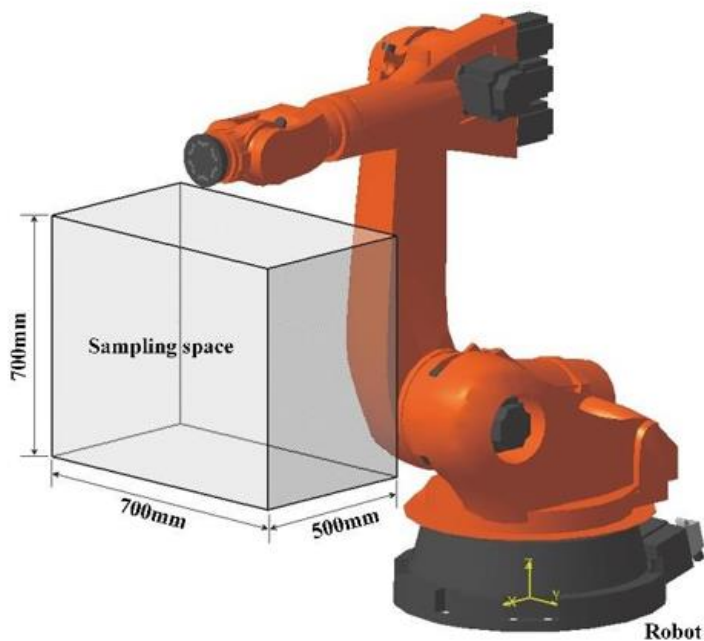
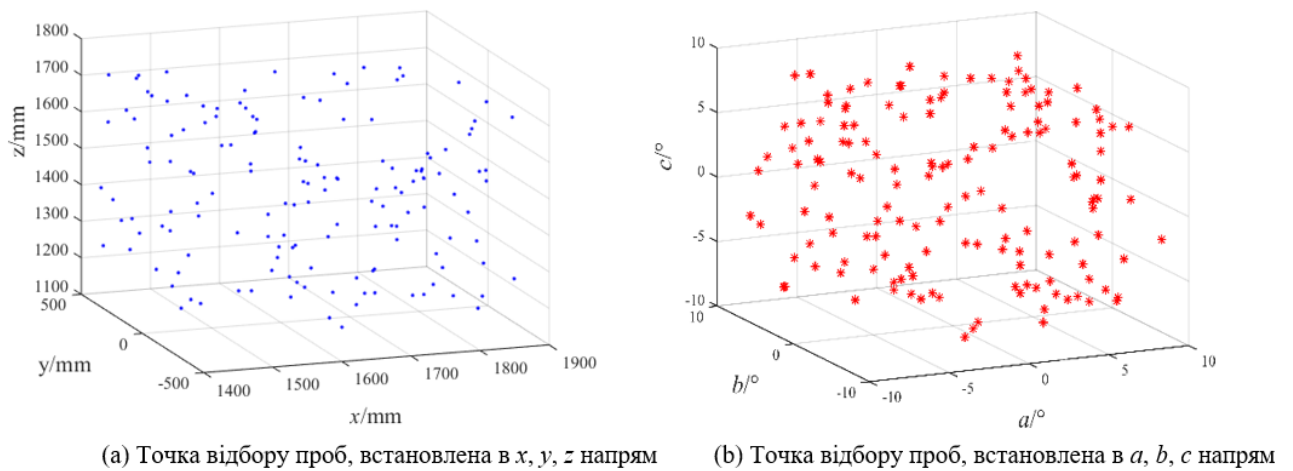


Рисунок 2.1 – Принципова схема діапазону дискретизації декартового простору робота

Прямокутна ділянка паралелепіпеда розміром 500 мм × 700 мм × 700 мм запланована як простір для відбору проб, в якому кути постави потенційних цільових точок (а, b, с) знаходяться в межах $\pm 10^\circ$.

Таким чином, параметр N дорівнює 6. Коли число вибірки M встановлено рівним 150, точки відбору проб, отримані методом LHS, представлені на рисунку 2.2. Можна спостерігати, що точки відбору проб, отримані методом ЛГС, рівномірно розподілені в просторі для відбору проб.



Рисунк 2.2 – Принципова схема точок відбору проб ЛСС в декартовому просторі робота

У кінематичному просторі робота координата теоретичного положення певної цільової точки дорівнює:

$P_t(x_t, y_t, z_t)$, а виміряна фактична координата положення - $P_a(x_a, y_a, z_a)$. Таким чином, вектор похибки позиціонування E точки можна обчислити за формулою:

$$E = P_t - P_a = (x_t - x_a, y_t - y_a, z_t - z_a) = (\Delta x, \Delta y, \Delta z) \quad (2.2)$$

Абсолютна похибка позиціонування певної цільової точки виражається евклідовою відстанню:

$$e = |E| = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2 + \Delta z^2} \quad (2.3)$$

У відповідному дослідженні [35] повідомляється, що для роботів з поворотними шарнірами з шістьма ступенями свободи перші три суглоби в основному впливають на точність його позиціонування, а останні три шарніри впливають на точність положення.

Однак у практичному застосуванні виявляється, що останні три з'єднання також впливають на точність позиціонування робота через фактори помилок, такі як встановлення та навантаження.

Тому важливо вивчити вплив положення цільової точки на точність позиціонування.

Відповідно до запропонованого методу LHS, у робочому просторі промислового робота KUKA KR500-3 заплановано 10 точок відбору проб, як показано на рисунку 1.1. Кожна точка відбору проб відповідає 30 наборам установок (а, b, с, в межах $\pm 15^\circ$). Таким чином, абсолютні похибки позиціонування в 300 цільових точок вимірюються лазерним трекером.

Абсолютна похибка позиціонування при 30 комплектах при установці на точку відбору проб (x1962.3, y257.1, z591.4) показана на рисунку 2.3. Можна спостерігати, що абсолютна похибка позиціонування цільової точки розподіляється в діапазоні від 0,80 мм до 1,50 мм за рахунок різниці кутів установки. Діапазони похибок для 30 комплектів кутів установки в зазначених вище 10 точках наведені в таблиці 2.1, в якій максимальна похибка діапазону становить [0,84, 1,49] з різницею 0,65.

Можна виявити, що існує велика різниця в похибках позиціонування між різними кутами позиціонування в одній і тій же точці, що вказує на те, що зміна положення цільової точки має великий вплив на точність роботи. Таким чином, компенсація помилок позиціонування робота також повинна повністю враховувати вплив положення цілі на точність позиціонування.

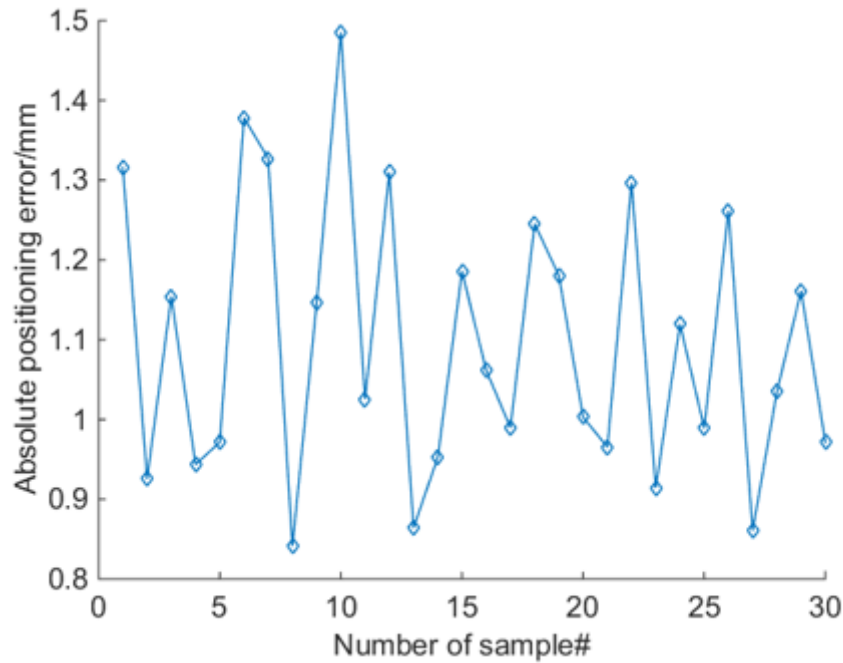


Рисунок 2.3 – 30 наборів абсолютних похибок позиціонування в точці (x1962.3, y257.1, z591.4)

Можна виявити, що існує велика різниця в похибках позиціонування між різними кутами позиціонування в одній і тій же точці, що вказує на те, що зміна положення цільової точки має великий вплив на точність роботи. Таким чином, компенсація помилок позиціонування робота також повинна повністю враховувати вплив положення цілі на точність позиціонування.

Таблиця 2.1 – Абсолютна похибка позиціонування при 30 наборах установки в певній точці вибірки

Координати точок позиціонування /мм	Область допуску /мм
(1908.11,229.28,1302.13)	[0.42,0.68]
(1996.32, -17.10, 1137.11)	[0.56,0.75]
(2170.25, -1200.97, 744.01)	[0.71,1.21]
(2211.21, -522.68, 1430.81)	[0.19,0.47]
(2234.43, -604.83, 1206.02)	[0.33,0.66]
(2336.65, -162.73, 1038.75)	[0.49,0.78]
(2184.11, -1246.43, 816.61)	[0.62,1.08]
(2290.27, -424.06, 1068.87)	[0.43,0.70]
(1962.33, 257.11, 591.39)	[0.84,1.49]

Тому, щоб забезпечити точність обробки, точки відбору проб повинні бути розумно сплановані, щоб точки відбору проб могли бути рівномірно розподілені в просторі обробки. Крім того, метод компенсації похибки повинен також враховувати вплив цільового положення та ставлення для забезпечення ефекту компенсації точності.

2.3 Керування на основі внутрішніх та точних параметрів

Оскільки при роботі з певним роботом, його структура вже визначена, а параметри також вже зберігаються у внутрішньому контролері робота, при цьому контролер виконуватиме обчислення, щоб керувати тілом робота за цими попередньо збереженими параметрами [36]. Це процес виконання обчислень на основі внутрішніх параметрів (IPBC).

Якщо робот має власні реальні параметри, які відрізняються від попередньо збережених параметрів – що обов'язково станеться, реальна позиція терміналу буде відрізнятися від розрахованої контролером пози, і їх різницею буде абсолютна похибка позиціонування в робочому просторі обладнання. Для більш точного керування роботом необхідні дві кінематичні функції, які можуть виконувати більш точні дії.

Робот перейде до точного позиціонування, створеного цими новими функціями, і ці два обчислення виконуються на основі точних параметрів (PPBC). Усі результати обчислень PPBC можуть дозволити роботу досягати цільової позиції терміналу з малою похибкою або ж навіть нульовою похибкою. Метод калібрування є PPBC, і будь-які компенсаційні функції є PPBC, лише якщо вони можуть дати точні результати [37].

Зазвичай інформація передається між програмою управління і роботом. Легко зрозуміти, що контролер в роботі отримує команду або інформацію, що містить цільову позицію, і дозволяє своєму тілу діяти відповідно до цільової пози, виконуючи IPBC у своєму контролері. Оскільки внутрішні параметри не

збігаються з його фактичною (реальною) формою, дія робота містить нестабільну похибку.

Щоб зменшити похибку за умови, не можна змінити внутрішні параметри робота, потрібно додати крок компенсації, щоб підвищити точність відпрацювання просторово-часових координат траєкторії руху робочих органів маніпулятора в просторі обладнання. Потік інформації з кроком компенсації показаний на рисунку 2.4.

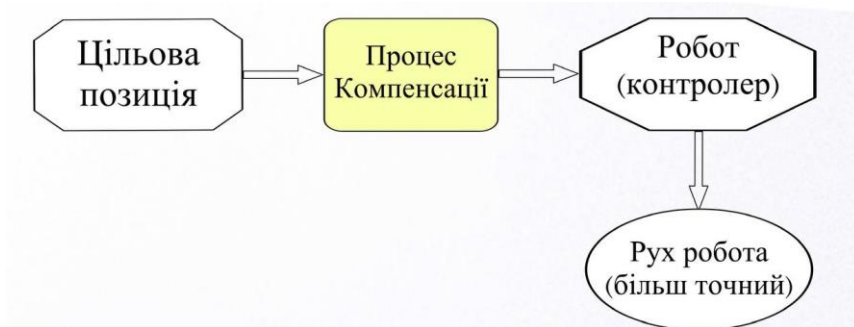


Рисунок 2.4 – Інформаційний потік з кроком компенсації

Мета цієї компенсації полягає в тому, щоб робот міг виконувати власні ІРВС і діяти з досить низькою похибкою. Процес компенсації – це процес пошуку способу, за якого робот діє під правильними кутами обертання, а також знаходження правильної кінцевої пози, щоб контролер міг обчислити оптимальні кути повороту із заданої пози.

Оскільки фальшивої пози не існує, і вона має наштовхнути робота на правильний кут, фальшиву позу називають спонукаючою, а шлях, що складається зі спонукаючих поз, називається індукуючим шляхом. Індукуюча поза розраховується на основі цільових кутів повороту та попередньо збережених параметрів, тому контролер робота може точно розрахувати цільові кути повороту на основі власного ІРВС. Кути повороту цілі розраховуються за кінцевою позицією цілі та РРВС.

Алгоритми оптимізації допомагають мінімізувати або максимізувати цільову функцію, залежну від внутрішніх параметрів моделі, що використовуються в моделі при обчисленні цільових значень при множині вхідних даних.

Наприклад, для пошуку оптимальних бінарних розкладів використовуються двійковий алгоритм оптимізації пошуку поверненням і двійковий метод рою частинок [39,40].

Ці методи алгоритму є потужними в оптимізації та мають швидку збіжність до рішення. Крім того, розробка вдосконаленого контролера розкладу на основі алгоритму оптимізації пошуку поверненням та методу рою частинок із використанням штучних нейронних мереж забезпечують найкращу продуктивність за різних умов навантаження [41,42]. Алгоритми оптимізації працюють як методи прогнозування, щоб знайти найкращі значення ваги для нейронних мереж, розроблених для ефективної роботи системи.

У цьому розділі описано алгоритм для оптимізації штучної нейронної мережі на основі генетичного алгоритму для пошуку оптимальних значень кількості шарів, нейронів у прихованих шарах, а також найкращого значення швидкості навчання.

Алгоритми застосовують обмеження, наприклад, максимальна та мінімальна кількість нейронів у кожному прихованому шарі та швидкість навчання. На рисунку 2.5 представлено загальну блок-схему оптимізації гіперпараметрів ШНМ.

Генетичний алгоритм обрано з огляду на наступні його переваги при застосуванні в реальних технологічних процесах [43]:

- не потребує розрахунків з лінійної алгебри, тільки обчислення. Єдині розрахунки – це прямий прохід через штучну нейронну мережу;
- алгоритм досить гнучкий, що дозволяє ним досить легко маніпулювати, та адаптувати до нього велику кількість тестів. Це ключова перевага, що переконує в тому, що використання генетичного алгоритму надалі буде більш розповсюдженим;
- алгоритм є досить легким для розуміння та реалізації. Це вагома перевага, оскільки використання штучних нейронних мереж полягає у використанні технологій, що допомагають отримати уявлення про важливі питання.

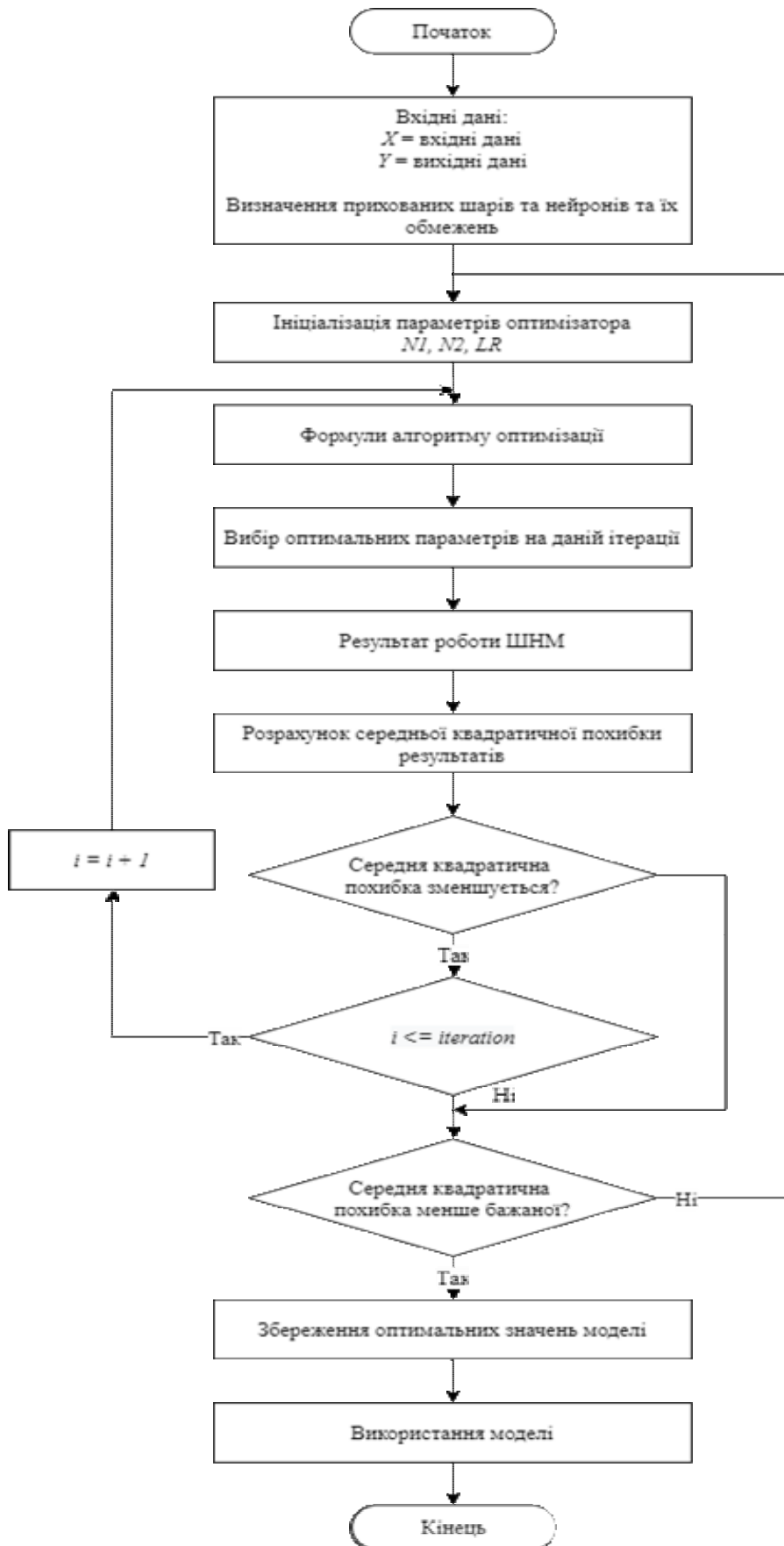


Рисунок 2.5 – Загальна схема алгоритмів оптимізації параметрів штучних нейронних мереж для 100 ітерацій

Але все ж є недолік, який присутній у багатьох алгоритмах оптимізації, що використовуються для визначення параметрів ШНМ, - це час його виконання.

На жаль, час виконання не можна взнати заздалегідь і іноді потрібно 20 годин для отримання оптимальних параметрів нейронної мережі. Це явище виникає через потребу у навчанні певної кількості (популяції) ШНМ на кожній ітерації.

Для більшого розуміння даний процес представлено на рисунку 2.6.

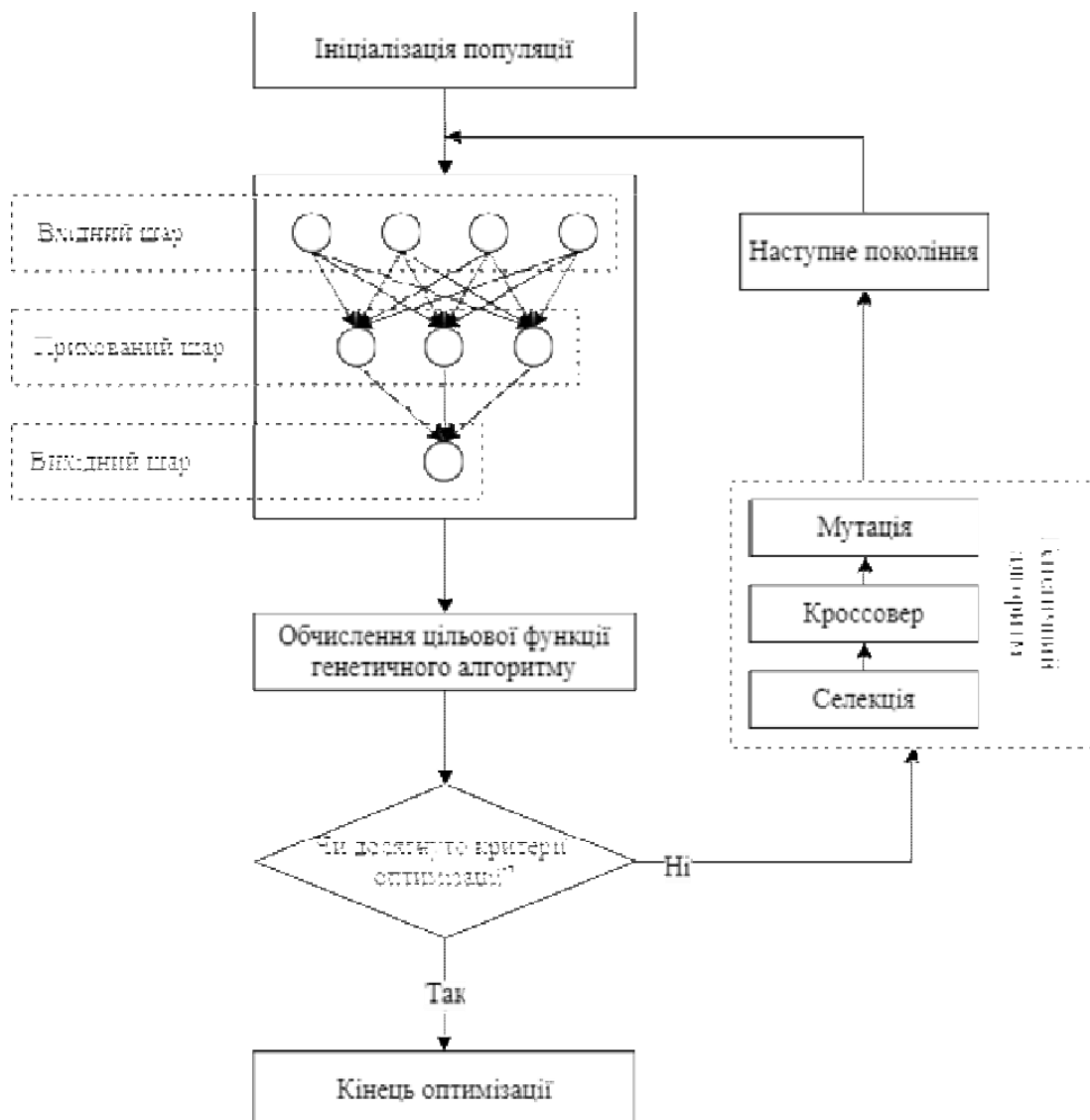


Рисунок 2.6 – Ітеративний процес пошуку оптимальних гіперпараметрів із використанням генетичного алгоритму

2.4 Практичний метод компенсації

У всіх алгоритмах на основі алгоритмів оптимізації встановлюється 100 ітерацій, а розмір популяції становить близько 20. Середня квадратична похибка (MSE) є цільовою функцією, яка покращує продуктивність ШНМ внаслідок зменшення функції помилки.

В даному розділі оптимізація адаптована також для пошуку кількості нейронів у прихованих шарах, кількості прихованих шарів, функцій активації та оптимальної швидкості навчання.

Алгоритми використовують випадкові параметри випробування ШНМ як початковий етап попередньої ітерації для оцінки цільової функції. Кожна проміжна ШНМ навчається протягом 1000 епох для оцінки мінімальної цільової функції.

Вхідні дані включають в себе час дії робота з моменту останнього калібрування, цільові точки кожної ланки робота, їх швидкість переміщення та струм, а також температуру кожного з'єднання. Вихідними даними є актуальні позиції кожної з ланок. Набір даних [44] включає 7900 вимірів із частотою 125 Гц. Навантаження маніпулятора складає 700 грамів. Швидкість дорівнює половині від максимальної.

Розташування ланок робота UR5 представлено на рисунку 2.7.

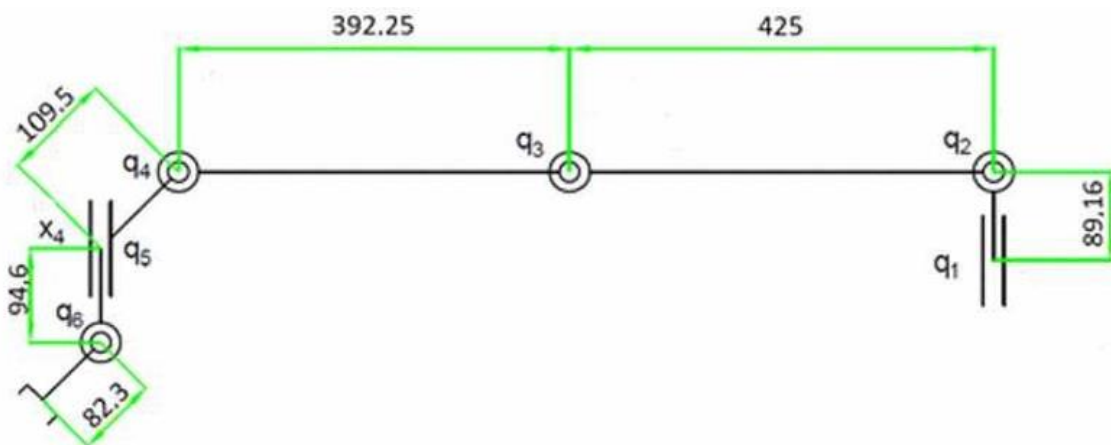


Рисунок 2.7 – Розташування ланок робота-маніпулятора UR5, де: q_1 – перша ланка (основа), а q_6 – остання ланка (маніпулятор)

Для дослідження використовується робот UR5, що має 6 ступенів свободи, максимальне можливе завантаження – 5 кг, радіус робочого поля – 850 мм. Вимірювання проводилися на 6 ланках робота-маніпулятора. Компенсація точності позиціонування кожної ланки виконувалася із врахуванням зміненого розташування попередньої, тобто із врахуванням покращення точності попередньої ланки.

Ця штучна нейронна мережа навчалася і тестувалася на даних, що включали час функціонування робота-маніпулятора після калібрування, що робить можливим її використання для компенсації похибок в реальному часі без потреби у перенавчанні після калібрування.

Як видно з графіку на рисунку 2.8, в результаті тестування описаного методу точність позиціонування робота-маніпулятора з шістьма ступенями свободи значно збільшилася.

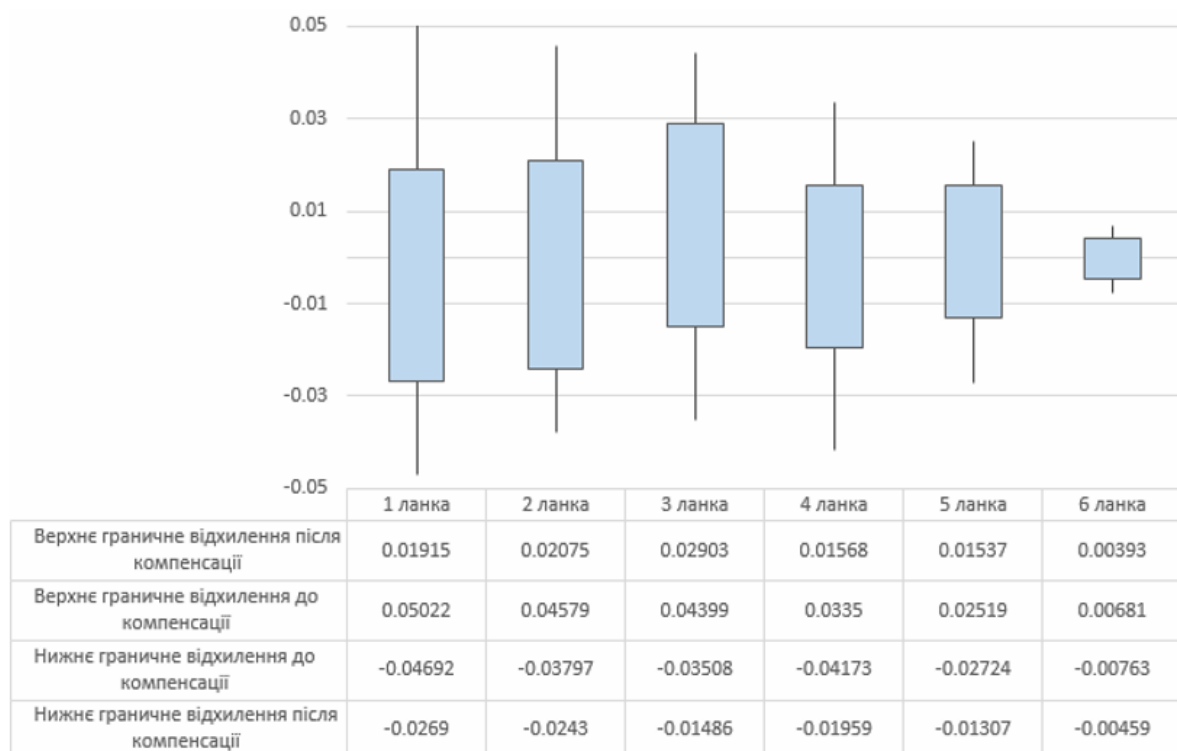


Рисунок 2.8 – Гістограма зменшення похибки внаслідок використання методу компенсації

Середнє квадратичне відхилення до компенсації складало $4.02566 \cdot 10^{-5}$, після ж компенсації складає $4.68348 \cdot 10^{-6}$. Тобто похибка зменшилася на 88 %.

2.5 Висновки до другого розділу

Аналіз основних сучасних засобів інтелектуалізації роботи промислового обладнання показав перспективність застосування роботівманіпуляторів у приладобудівній промисловості при виготовленні точних виробів. Визначені основні підходи з огляду на застосування штучних нейронних мереж до створення інтелектуальних систем виготовлення приладобудівної продукції в умовах автоматизації технологічних процесів із застосуванням роботівманіпуляторів.

Точність позиціонування роботівманіпуляторів – досить складна та комплексна тема, що потребує багатокритеріального підходу. У цьому розділі обгрунтовано один з можливих методів підвищення точності просторових координат позиціонування роботів-маніпуляторів в робочому просторі обладнання. Тестування описаного методу показало його дієвість – підвищення точності від 22 до 77 %.

Застосування таких розробок сприяє підвищенню точності роботи автоматизованого виробничого обладнання при обробці деталей, в складальних процесах виготовлення точних автоматизованих приладів. Подібні маніпулятори доцільно також використати в різних галузях промисловості, в тому числі медичної промисловості при створенні біонічних пристроїв, штучних кінцівок при протезуванні та відновленні втрачених функцій біотехнічного об'єкта.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на комбінування алгоритмів оптимізації для пошуку кращих параметрів моделі робота-маніпулятора, створення алгоритмів роботи таких роботів у складі технологічного обладнання.

3 РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДІВ ОЦІНКИ ТА КОМПЕНСАЦІЇ ПОХИБКИ ПОЗИЦІОНУВАННЯ ПРОМИСЛОВИХ РОБОТІВ

Промислові роботи широко використовуються в багатьох сферах для різних застосувань, включаючи сортування, зварювання, шліфування, фарбування, складання, механічну обробку [45-50]. Швидко розвиваються і застосовуються роботизовані системи поступово витісняють роль людини в різних галузях промисловості. Точність позиціонування зазвичай полягає у вимірюванні відхилення руху між фактичною точкою позиціонування та ідеальною точкою позиціонування, коли промисловий робот рухається в потрібне місце [51,52].

А точність позиціонування можна розділити на абсолютну точність позиціонування та повторювану точність позиціонування [53]. Промислові роботи зазвичай мають високу точність позиціонування, що повторюються, але погано працюють з точки зору абсолютної точності позиціонування. Низька абсолютна точність позиціонування промислових роботів обмежує їх застосування у високоточних виробничих сценаріях, де програмне забезпечення для автономного програмування (computer-aided manufacturing (CAM)) зазвичай використовується для генерації траєкторій, а не для навчання операціям [54].

Завдяки послідовній механічній структурі промислових роботів кожен стик має прямий вплив на кінцеве положення, а їх абсолютна точність позиціонування безпосередньо впливає на точність обробки роботизованих систем. Існує багато причин помилок позиціонування, таких як помилки обробки, помилки при складанні, знос компонентів тощо. Існуюча література поділяє джерела помилок позиціонування в промислових роботах на дві категорії: геометричні похибки та негеометричні похибки [55].

Геометричні похибки відносяться до помилок, спричинених факторами геометричних параметрів, включаючи відхилення кута з'єднання, відхилення довжини зчеплення, помилку зміщення зчеплення та відхилення кута кручення.

На ці типи помилок припадає приблизно 90% від загальної кількості помилок позиціонування [56,57].

Негеометричні похибки відносяться до помилок, спричинених негеометричними факторами параметрів, включаючи гнучкість суглоба, гнучкість зчеплення, зазор шестерень і тертя. Низька абсолютна точність позиціонування промислових роботів може легко спричинити руйнівний вплив на точність розмірів заготовок і вплинути на ефективність обробки. Щоб задовольнити зростаючий попит на контроль точності положення робота, важливо досліджувати передові методи компенсації помилок позиціонування робота.

3.1 Метод прогнозування помилок позиціонування для промислового робота

З метою підвищення точності компенсації помилок ідея багат шарового ансамблевого навчання може бути застосована для прогнозування помилок позиціонування в промислових роботах. У зв'язку з багат шаровою послідовною структурою промислових роботів похибка кінцевого позиціонування тісно пов'язана з точністю руху кожного суглоба робота.

Для того щоб повністю розглянути розподіл похибок позиціонування в промислових роботах і вплив на точність руху суглобів, цей метод бере кут з'єднання промислового робота на позиції відбору проб $[\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6]$ як вхідну функцію набору даних, і приймає помилку позиціонування кінцевого положення $[\Delta_x, \Delta_y, \Delta_z]$ як вихідну функцію набору даних, формуючи таким чином набір даних для прогнозування похибки положення промислових роботів. Одиницею кута зчленування є радіан (rad), а одиницею похибки позиціонування - міліметр (мм).

По-перше, для поліпшення швидкості збіжності розрахунку моделі необхідно нормалізувати вхідні і вихідні ознаки. Метод розрахунку виглядають так:

$$x_n = \frac{(x_0 - \mu)}{\sigma} \quad (3.1)$$

Серед них, x_0 представляє вихідні дані, μ являє собою середнє значення вихідних даних, σ представляє дисперсію вихідних даних, а x_n являє собою нормалізовані нові дані. Потім, на основі методу навчання зі складеним ансамблем, набір даних тренується та тестується окремо для досягнення результатів прогнозування похибки позиціонування промислових роботів.

Процес прогнозування може бути реалізований наступним чином:

- крок (1): Ввести набір даних і розділити його на набори навчання та перевірки. Окремо нормалізувати дані;
- крок (2) Розділити навчальну множину S на K рівних підмножин, де $S_{-K} = S - S_K$;
- крок (3) Тренувати базового учня першого шару для A_K і B_K до завершення K -обчислень згину та отримання $\{M_i\}$ та $\{N_i\}$;
- крок (4) Замінити базовий учень ($i = i + 1$) і повторити крок (3), доки всі учні бази не завершать свої розрахунки;
- крок (5) За результатами тренування $\{M_i\}$ $\{N_i\}$ з усіх учнів бази, об'єднати новий набір тренувальних даних і набір даних тестів, ввести їх у учень другого рівня для навчання;
- крок (6) На основі навченої моделі навчання з накопиченим ансамблем, задані вхідні особливості, виконати прогнозування даних, виконати обробку зворотної нормалізації та отримати прогнозовані помилки.

3.2 Методи оптимізації параметрів, та експериментальне налаштування

Для оцінки продуктивності навченої моделі для аналізу результатів випробувань моделі були обрані середнє квадратичне значення похибки (MSE), середня відносна похибка (MAE) і коефіцієнт визначення (R^2) MSE представляє функцію втрат моделі, а процес розрахунку показаний в рівнянні (3.2).

Чим ближче MSE до нуля, тим ближче прогнозоване значення до істинного. MAE являє собою середню абсолютну похибку між прогнозованим значенням і істинним значенням моделі, обчисленою за допомогою рівняння (3.3). R^2 являє собою ступінь прилягання моделі, і чим вона краще до одиниці, тим краще ступінь посадки моделі. Процес розрахунку показаний в рівнянні (3.4).

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (y'_i - y_i)^2}{N} \quad (3.2)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |y'_i - y_i|}{N} \quad (3.3)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (y'_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (3.4)$$

У зв'язку з тим, що метод автономної компенсації, який використовується в даній роботі, є нечутливою до часу оптимізуючою задачею, для розрахунку оптимізації гіперпараметрів був запропонований простий метод оптимізації дискретної сітки.

Метою оптимізації параметрів у даній роботі є пошук гіперпараметрів учнів, які можуть досягти найкращих показників тестування під час модельного навчального процесу. Від рівня тестових балів залежить якість виконання тестування.

З метою перевірки ефективності запропонованого методу прогнозування помилок на основі алгоритму накопиченого ансамблевого навчання налаштована експериментальна система робота, показана на рисунку 3.1. Обладнання, що використовується в експерименті з вимірювання положення робота, в основному включає: робота MOTOMAN ES165D, лазерний трекер RADIANT Core, цільовий м'яч для відстеження позиції, а також промисловий комп'ютер для управління роботом і комп'ютер для лазерного запису положення.

На основі створеної експериментальної платформи в робочому просторі робота були проведені експерименти зі збору даних про помилки. Для вимірювання положення робота використовується лазерний трекер RADIANT Core виробництва компанії API. Основний принцип вимірювання полягає в наступному: спочатку встановіть світловідбиваючу цільову кулю на кінці робота, потім лазерний трекер керує світлом, щоб відстежувати рух світловідбиваючої цільової кулі за допомогою вбудованого двовісного механізму обертання.

У той же час лазерний трекер вимірює відстань до відбиваючої цільової кулі і кутові координати осі обертання для визначення тривимірних координат цільової точки. Для полегшення розрахунку похибок позиціонування за допомогою програмного забезпечення VERISURF під час експериментального процесу було створено матрицю перетворення між системою координат вимірювання та базовою системою координат робота, а координати відбитої цільової кулі були перетворені в базову систему координат робота.

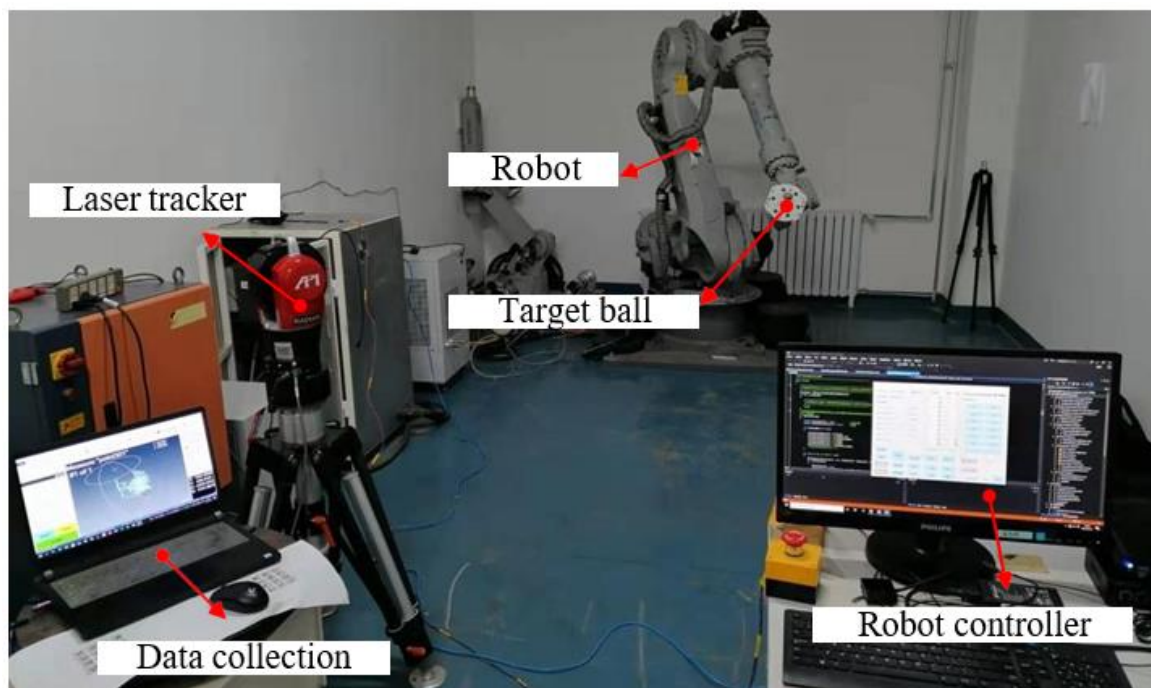


Рисунок 3.1 – Установка експерименту для збору позиціонування робота

Експериментальний процес вимірювання похибок позиціонування робота виглядає наступним чином:

– крок (1): У діапазоні позицій $\{x \in [1200, 2000], y \in [-400, 400], z \in [700, 1300]\}$ (mm) та діапазон ставлення $\{\alpha \in [60, 120], \beta \in [-120, -60], \gamma \in [60, 120]\}$ (°) було 2700 точок відбору проб випадково згенеровані за допомогою методу дискретизації латинського гіперкуба (LHS) [58]. Розподіл точок відбору проб показаний на рисунку 3.2;

– крок (2): Потрібно керувати роботом, щоб переміщатися один за одним у відповідну позицію для відбору проб, записувати кути зіткнень і координати відбиття цільової кулі в комп'ютері;

– крок (3): На основі записаних кутів з'єднання робота $[\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6]$, обчислити теоретичне положення відбитої цільової кулі за допомогою кінематичної функції робота вперед і відняти її від фактичної позиції вибірки для отримання похибок позиціонування промислового робота $[\Delta_x, \Delta_y, \Delta_z]$;

– крок (4) Набір даних про помилки отримується наступним чином: $S = \{(y_n, x_n), n = 1, \dots, N\}$, де вхід функції $x_n = [\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6]$, функція виходу $y_n = [\Delta_x, \Delta_y, \Delta_z]$, $N = 2700$.

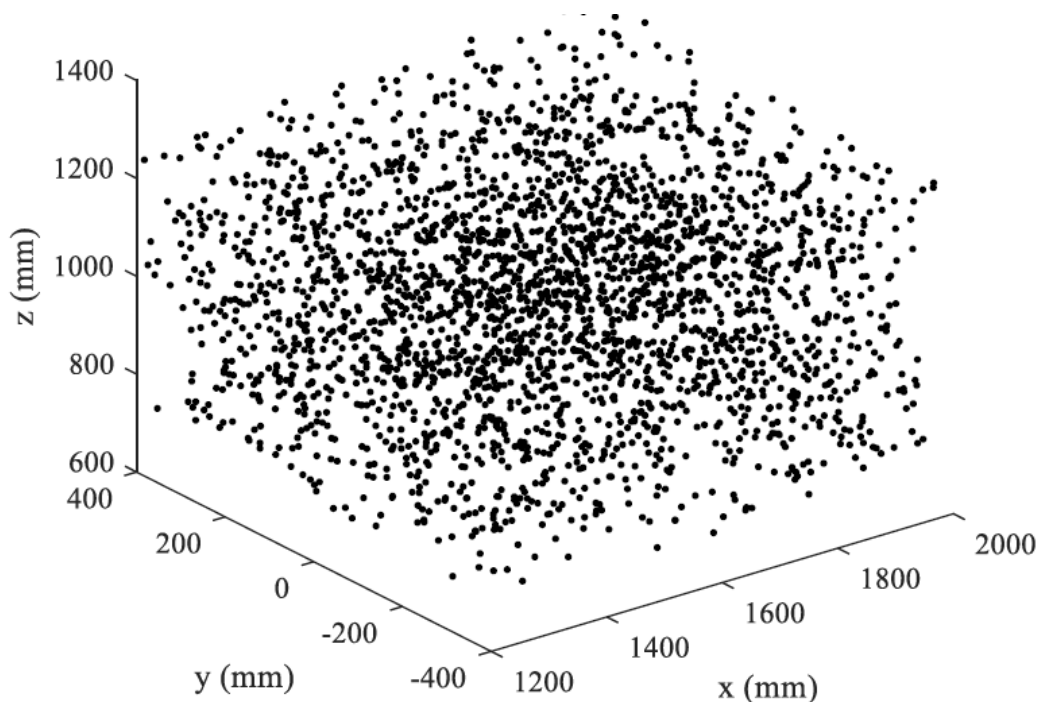


Рисунок 3.2 – Точки розташування вибірки, створені на основі латинського гіперкубового методу вибірки

3.3 Експериментальна перевірка та аналіз

Тестова платформа, яка використовується для тестування та перевірки методу компенсації помилок позиціонування робота на основі вдосконаленого алгоритму DNN, побудована так, як показано на рисунку 3.3. Як несучий використовується робот KUKA kr500-3, а в якості вимірювального пристрою використовується радіанний лазерний трекер API. Цільова куля лазерного трекера розміщується в фіксованому положенні кінцевого ефектора, який несе робот. Повторювана точність позиціонування робота становить $\pm 0,06$ мм, а абсолютна точність позиціонування лазерного трекера становить $\pm 0,06$ мкм + 3,5 мкм/м.

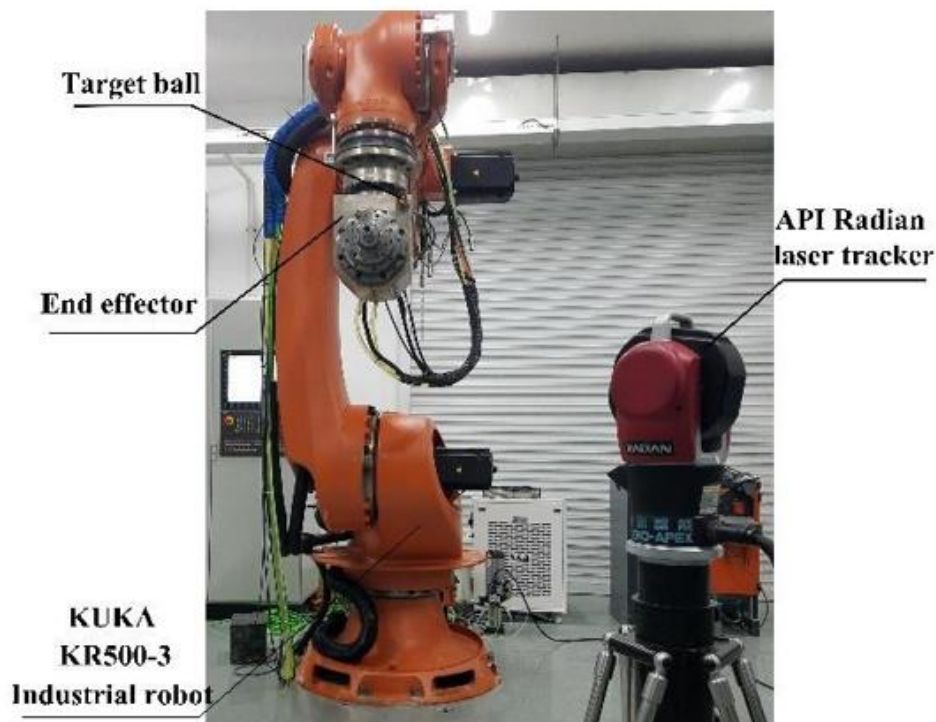


Рисунок 3.3 – Тестова платформа

Теоретична постановка цільової точки - це, по суті, відношення перетворення координат між системою координат інструменту і базовою системою координат робота.

Базова система координат робота, фланцева система координат і система координат інструменту встановлюються за допомогою лазерного трекера API.

Порядок встановлення базової системи координат робота виглядає наступним чином:

- повернути вісь A1, утримуючи інші осі нерухомими. За допомогою лазерного трекера отримати дані про положення цільової кульової точки під час обертання та вставити їх у коло O1. За допомогою цього ж методу обертати тільки вісь A2 і буде отримано коло O2;
- зробити площину 1 паралельною колу O2 через центр кола O1. Спроекувати центр кола O2 на площину 1, щоб отримати точку проєкції C2';
- зробити площину 2 паралельною колу O1 через точку проєкції C2'. Перекласти літак 2 вниз на 1045 мм уздовж нормального напрямку, щоб створити базову площину робота. Нормальним напрямком цієї площини є вісь Z базової системи координат;
- спроекувати центр кола O1 і точку C2' на базову площину робота, щоб отримати початок координат основи і точку на осі X відповідно;
- базова система координат робота встановлюється за початком координат, точкою на осі X і віссю Z.

Випробувальний майданчик розміром 600 мм × 1200 мм × 800 мм і планується в межах діапазону руху робота. 2000 цільових точок і 100 точок перевірки генеруються випадковим чином відповідно до латинського методу вибірки гіперкуба. Кут положення цільової точки (a, b, c) в цьому випробувальному просторі знаходиться в межах $\pm 10^\circ$. Фактичні похибки позиціонування вищезазначених 2000 цільових точок отримані за допомогою лазерного трекера для перевірки моделі.

Теоретичні пози цільових точок беруться як вхід DNN, а фактичні помилки позиціонування цільових точок використовуються як вихід DNN для навчання запропонованої моделі. 1900 цільових точок використовуються як навчальні зразки, а інші 100 цільових точок використовуються як перевірочні зразки.

Моделі GA-DNN і PSO-DNN порівнюються із запропонованою моделлю GPSO-DNN. Максимальне тренувальне число моделі – 500. Коефіцієнт навчання становить 0,01, а мінімальна похибка навчальної цілі – 10^{-5} .

Параметри мережі трьох вищевказаних моделей були визначені методом проб і помилок. У запропонованій моделі кількість прихованих вузлів у запропонованій моделі становить [20, 10, 5]; чисельність популяції — 20 осіб; еволюційна алгебра дорівнює 50; Коефіцієнти навчання C1 і C2 дорівнюють 1,4962; і індивідуальна швидкість, і діапазон положення - [1,1], коефіцієнт перетину - 0,2. У моделі GA-DNN чисельність популяції 50; еволюційна алгебра дорівнює 100; Коефіцієнт кросинговеру P – 0,3, ймовірність мутації – 0,1. У моделі PSO-DNN чисельність популяції становить 40 осіб; еволюційна алгебра дорівнює 100; Коефіцієнти навчання C1 і C2 дорівнюють 1,4962; як індивідуальна швидкість, так і діапазон розташування - [1,1].

Після визначення параметрів мережі і навчання моделі прогнозовані похибки положення, отримані за допомогою трьох моделей, додаються в теоретичні координати положення повірочних зразків для досягнення змінених координат. Ці модифіковані точки позиціонування перетворюються на контролер робота для керування рухами робота. Тим часом лазерний трекер використовується для фіксації реального положення робота.

Похибки позиціонування розраховані відповідно до рівняння (3.3) і представлені на рисунку 3.4.

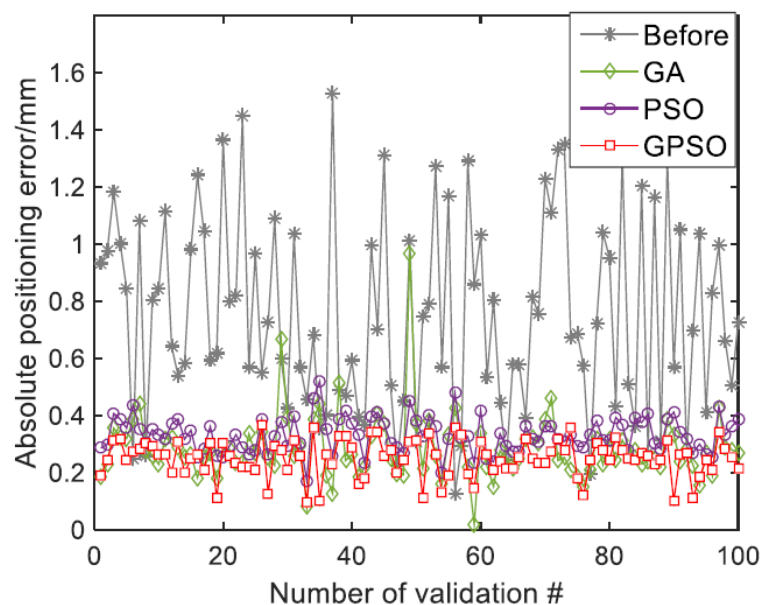


Рисунок 3.4 – Порівняння абсолютних похибок позиціонування до і після компенсації моделі

Таблиця 3.1 – Порівняння результатів компенсації даних трьох моделей.

Похибка (мм)	Макс	Хв	Середній	Стандартне відхилення
Без компенсації	1.529	0.124	0.754	0.340
GA-DNN	0.965	0.017	0.284	0.114
PCO-DNN	0.519	0.172	0.333	0.062
GPSO-DNN	0.364	0.097	0.249	0.064

Видно, що абсолютні похибки позиціонування точок перевірки значно менші, ніж до компенсації, а точність компенсації GPSO-DNN вища, ніж у двох інших моделей. Після компенсації моделі GPSO-DNN максимальні абсолютні похибки позиціонування 100 точок перевірки зменшуються з 1,529 мм до 0,364 мм, а середнє значення зменшується з 0,754 мм до 0,249 мм. Максимальна абсолютна похибка позиціонування робота знижена на 76,19%, а стандартне відхилення становить всього 0,034 мм.

3.4. Навчання моделі та аналіз результатів

Відповідно до налаштувань вхідний шар ДБН має дев'ять каналів, які є теоретичними координатами положення і кутами з'єднання робота $(x, y, z, \theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6)$.

Вихідний шар ДБН має три канали, на яких і є похибка положення (e_x, e_y, e_z) . На рисунку 3.5 показана крива спаду функції втрат при тренуванні ДБН самостійно.

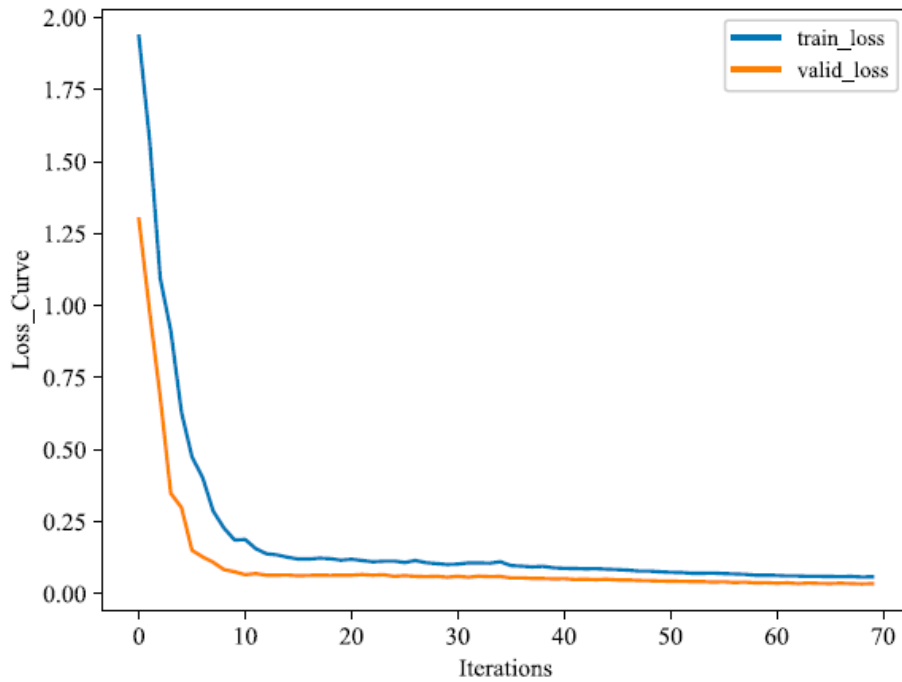


Рисунок 3.5 – Криві втрат

Алгоритм DE використовується для визначення кількості прихованих шарів ДБН, кількості вузлів у прихованому шарі, швидкості навчання, коефіцієнта імпульсу, кількості ітерацій РБМ та кількості ітерацій тонкого налаштування ДБН.

На рисунку 3.6 показана крива зниження пристосованості DE-оптимізованого ДБН, яка зменшується на 60,7% з 0,387 до 0,152. Після 150 ітерацій тренування в кінці 92-ї ітерації можна знайти оптимальне число фітнес-ітерацій, а також вивести оптимальні параметри ДБН.

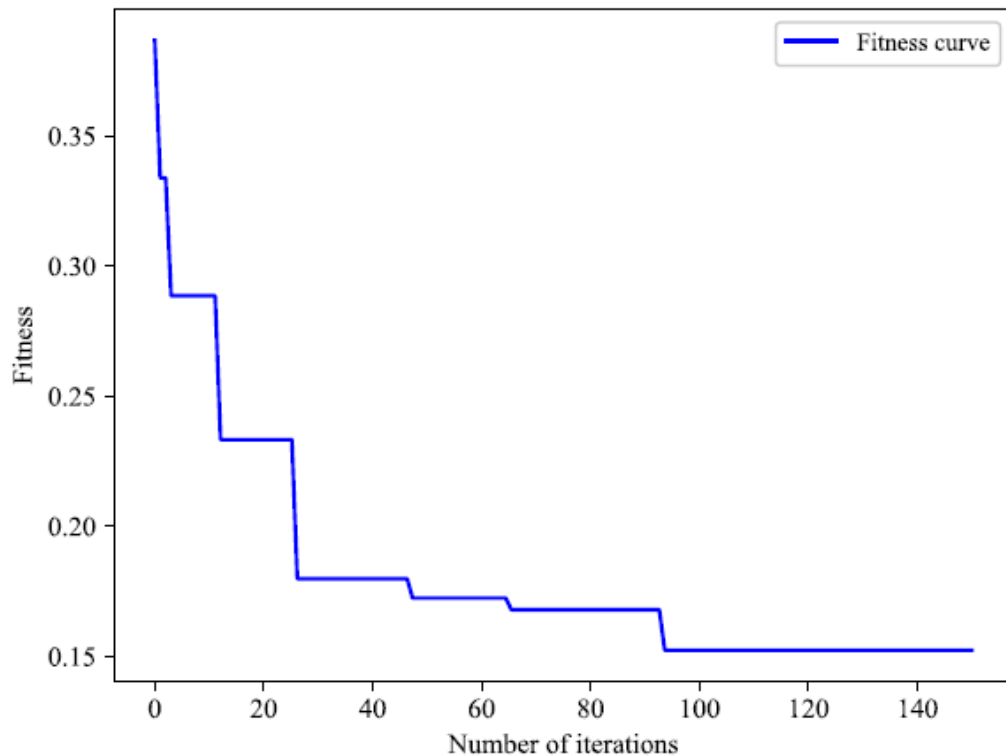


Рисунок 3.6 – Крива пристосованості

Алгоритм DE використовується для визначення кількості прихованих шарів ДБН, кількості вузлів прихованого шару, швидкості навчання, коефіцієнта імпульсу, кількості ітерацій РБМ та кількості ітерацій тонкого налаштування ДБН.

Пристосованість кожної частинки розраховується відповідно до умов розрахунку пристосованості. Коли похибка навчання досягає допустимого значення або кількість ітерацій досягає максимального значення, ітерація алгоритму DE завершується.

Нарешті, гіперпараметри ДБН, визначені за алгоритмом ДЕ, наведені в таблиці 3.2.

Контрольоване навчання в машинному навчанні, по суті, дає серію навчальних вибірок і встановлює зв'язок відображення таким чином, що результат апроксимації є максимально близьким до реального результату.

Функція програшу є важливим показником для аналізу якості результатів тренувань. У цьому розділі DBN аналізується за допомогою п'яти показників: MSE, середньоквадратична помилка (RMSE), середня абсолютна похибка у

відсотках (MAPE), середня абсолютна помилка (MAE) та R^2 . Ці п'ять показників виражаються в наступному:

Таблиця 3.2 – Оптимальні параметри ДБН

Параметр	Символ	Оптимальне значення
Кількість прихованих шарів ДБН	nlayer	4
Кількість вузлів у прихованому шарі ДБН 1	hidden_units [1]	7
Кількість вузлів у прихованому шарі ДБН 2	hidden_units [2]	56
Кількість вузлів у прихованому шарі ДБН 3	hidden_units [3]	62
Кількість вузлів у прихованому шарі ДБН 4	hidden_units [4]	56
Швидкість вивчення ДБН	learning_rate	0.9360
Коефіцієнт імпульсу ДБН	Імпульс	0.9618
Ітерації RBM	epoch_pretrain	100
Тонке налаштування ітерацій ДБН	epoch_finetune	70

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3.5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} = \sqrt{MSE} \quad (3.6)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \quad (3.7)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (3.8)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} = 1 - \frac{RMSE}{Var} \quad (3.9)$$

де y_i – справжнє значення набору даних. \hat{y}_i представляє прогнозоване значення набору даних. \bar{y}_i являє собою середнє значення прогнозованого значення набору даних. n – кількість наборів даних. Var представляє дисперсію даних.

MSE – це середнє арифметичне суми квадратів відповідних точкових похибок між прогнозованими даними та вихідними даними. RMSE — це квадратний корінь з MSE, також відомий як апроксимативне стандартне відхилення системи регресії. MAPE часто використовується для вимірювання точності прогнозів.

Однак, коли реальні дані дорівнюють нулю, знаменник стає рівним нулю і формула недоступна. Ситуація, коли істинне значення дорівнює нулю, в даному дослідженні не фігурує. MAE відноситься до середнього значення абсолютного значення відхилення кожного значення вимірювання, яке точно відображає розмір фактичної похибки прогнозування. Чим ближче чотири індикатори наближаються до 0, тим ближче буде прогнозоване значення до реального, що вказує на кращий ефект прогнозування.

R^2 являє собою коефіцієнт детермінації моделі. Найкраща оцінка - 1, вказує при цьому на те, що модель чудово прогнозує реальне значення. Він також може бути негативним, оскільки модель може бути як завгодно гіршою, тобто між прогнозованими даними та реальними даними не існує зв'язку між прогнозованими даними та реальними даними.

У таблиці 3.3 показані розраховані MSE, RMSE, MAPE, MAE і R^2 з моделі DBN.

Таблиця 3.3 – Значення MSE, RMSE, MAPE, MAE та R^2

	x	y	z
MSE	0.0104	0.0017	0.0003
RMSE	0.1021	0.0412	0.0194
MAPE	0.1021	0.0412	0.0193
MAE	0.0824	0.0284	0.0900
R^2	0.8701	0.9038	0.9582

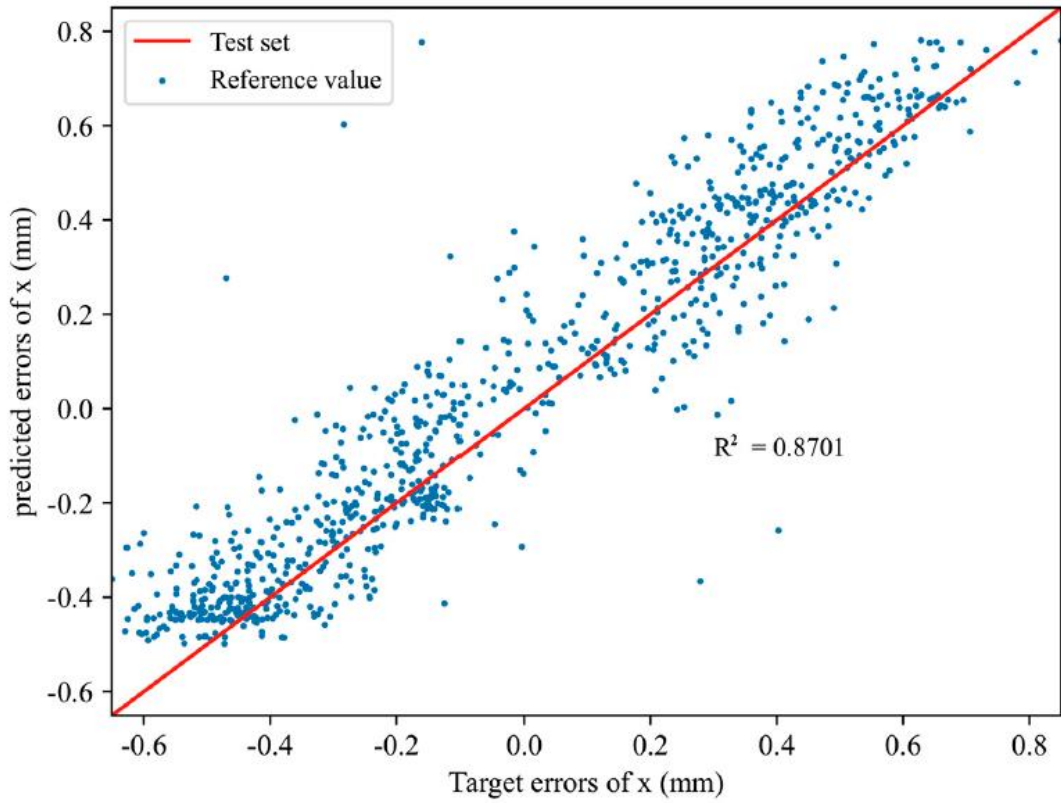
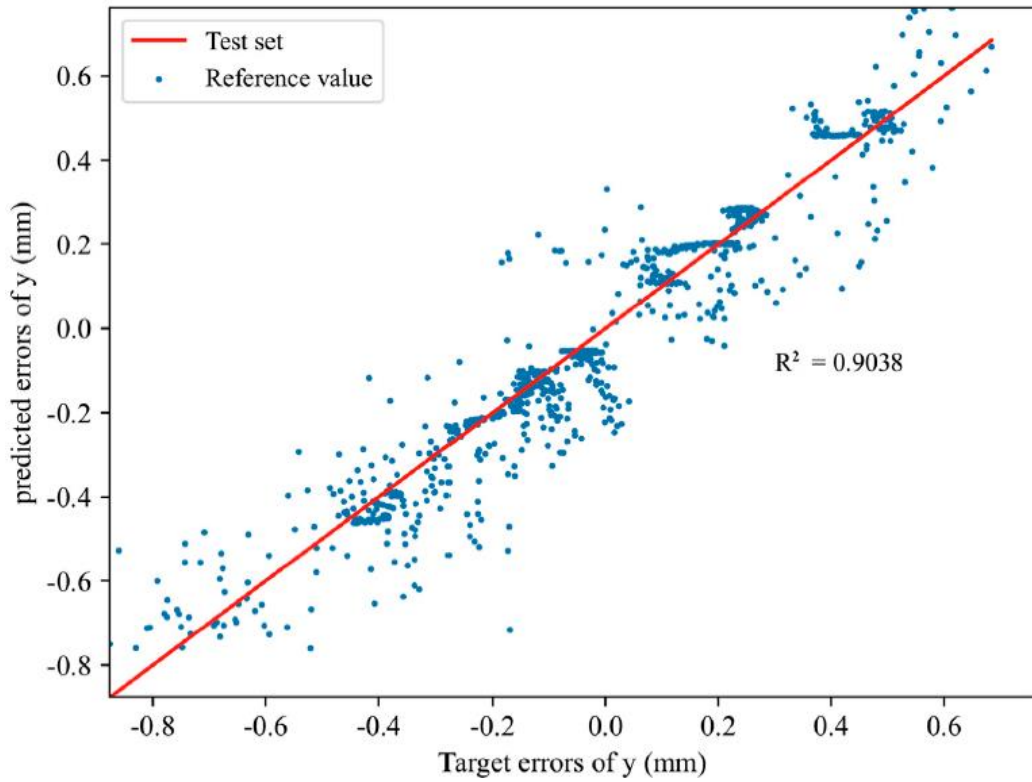
MSE, RMSE, MAPE та MAE значення прогнозування помилки положення кінцевого ефектора робота виявилися близькими до 0 за допомогою запропонованої моделі прогнозування помилок положення для промислових робіт. Коефіцієнт визначення (R^2) прогнозованого значення похибки положення наведено на рисунку 3.7, рисунку 3.8 та рисунку 3.9. На рисунках видно, що прогнозоване значення (синя точка) тісно розподілене навколо реального значення (червона лінія).

Крім того, R^2 близький до 1, що вказує на кореляцію між прогнозованим значенням і фактичним значенням. Чим вище значення, тим вище точність підгонки. Таким чином, запропонована модель машинного навчання має хорошу адаптивність і надійність у прогнозуванні помилок положення промислового робота.

R^2 похибки компенсації кінцевої точності робота становить близько 0,87–0,95, і загальний ефект хороший. Оскільки ДБН тренується і повторюється в трьох вимірах, характеристика трьох вимірів взаємодіє і поєднується один з одним. Він також порушується нелінійними факторами, такими як точність збору даних та умови навколишнього середовища, що вносить деякі відмінності у вплив компенсації похибки кінцевої точності робота.

За результатами компенсацій з'ясувалося наступне. Перед компенсацією помилки в x напрямку в основному рівномірно розподілені вище і нижче 0. Помилки в роботі у напрямки також розподіляються навколо 0, але є більш негативними. Помилки в роботі z напрямки в основному негативні.

Всього в просторі руху робота було обрано 50 випадкових точок верифікації з простором вимірювання 240x240x200 мм³. Вони представлені для перевірки ефективності та ефекту поліпшення оптимізації ДБН на основі алгоритму DE. Розподіл помилок позиції до і після компенсації в x , y та z напрямки показані на рисунках 3.10 – 3.12, відповідно.

Рисунок 3.7 - R^2 діаграма xРисунок 3.8 – Діаграма R^2 y

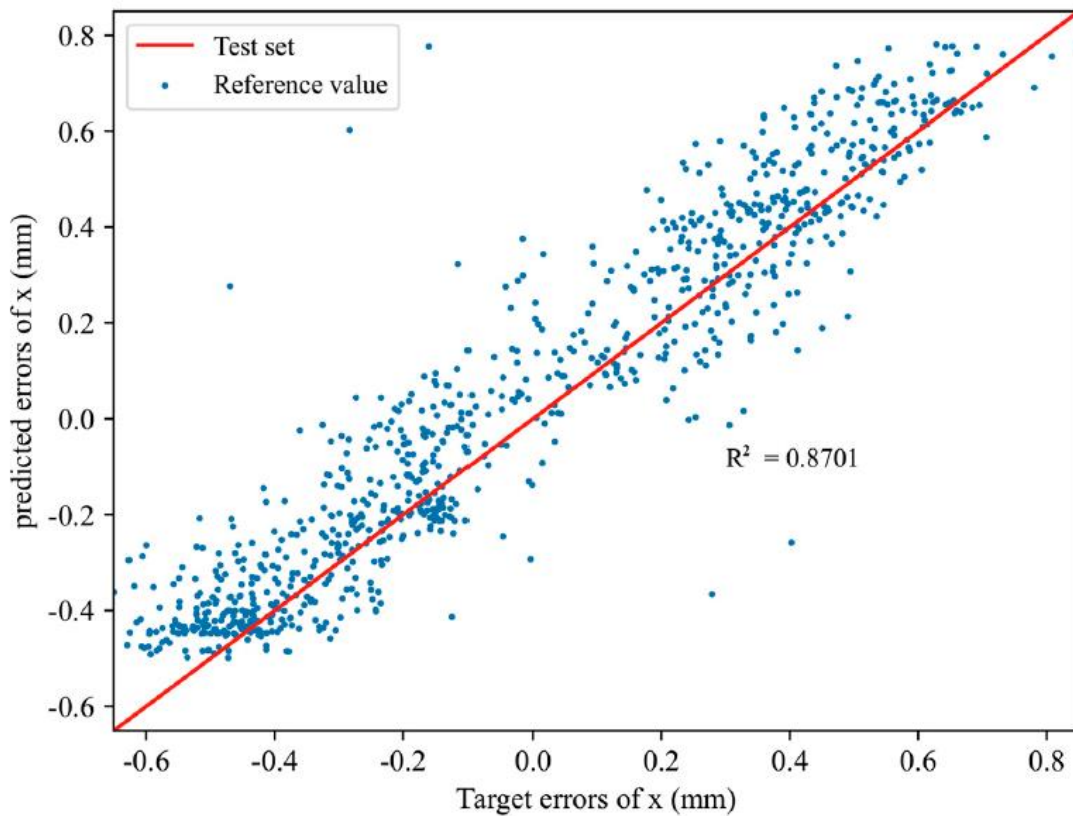
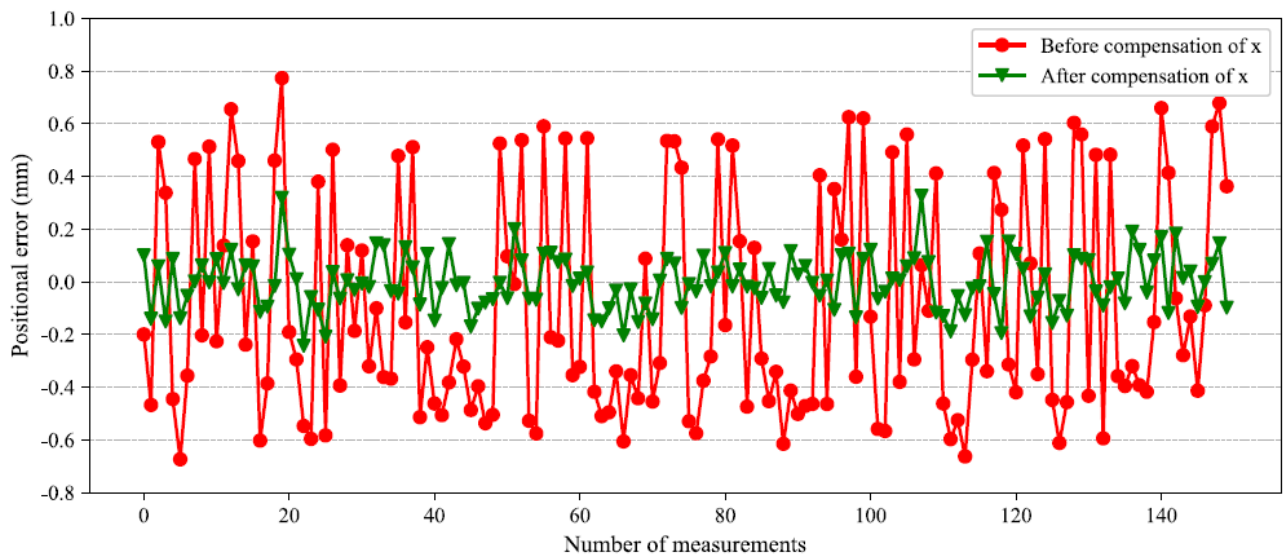
Рисунок 3.9 - R^2 діаграма z

Рисунок 3.10 – Похибка положення на x до і після компенсації робота

Запропонована в даному дослідженні технологія компенсації помилок використовується для оптимізації ДБН за допомогою алгоритму DE. Похибки в трьох напрямках в основному розподіляються навколо 0 і коливаються навколо $\pm 0,2$ Мм $\pm 0,1$ мм і $\pm 0,5$ мм. Амплітуда коливань вкрай мала, що свідчить про те,

що точність після компенсації має високу стабільність, і точність роботи робота може бути покращена.

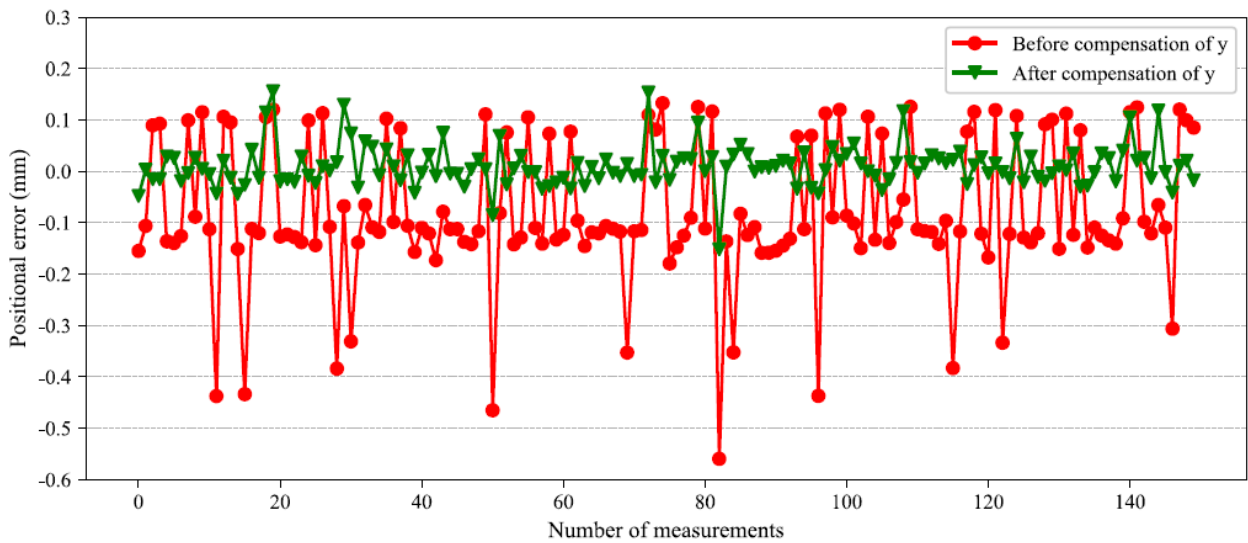


Рисунок 3.11 – Похибка положення на у до і після компенсації робота

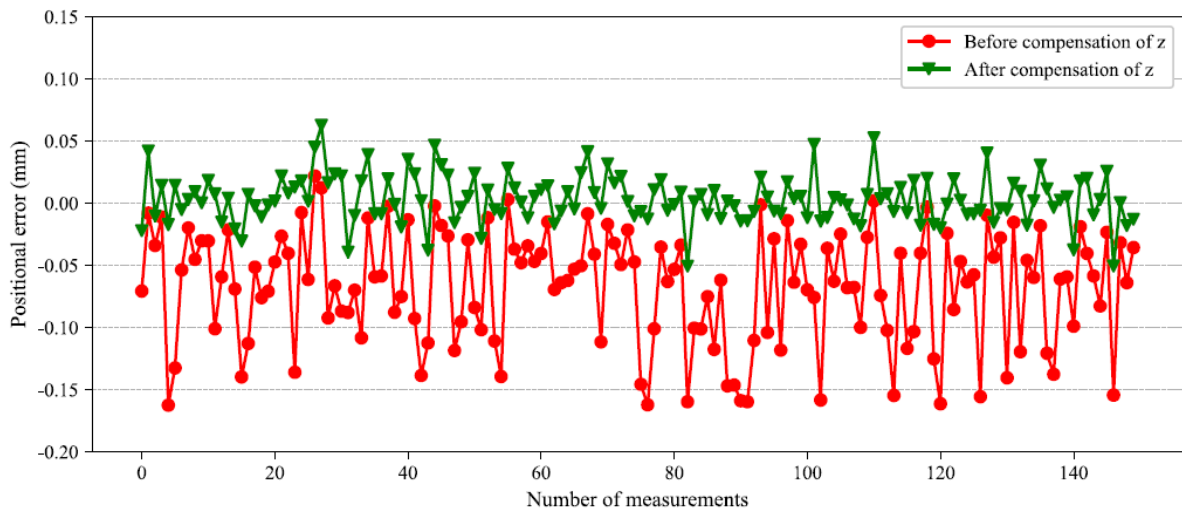


Рисунок 3.12 – Похибка позиціонування на z до і після компенсації робота

У таблиці 3.4. наведені результати статичного аналізу до і після компенсації помилки кінцевого положення робота. Напрямки x, y та z покращено на 65,56%, 55,22% та 49,12% відповідно.

Таблиця 3.4 – Статистичні результати позиційних похибок

		Error Range	Confidence	Percent Improvement
x error (mm)	Before	[-0.674, 0.773]	[-0.500, 0.345]	65.56%
	After	[-0.130, 0.368]	[-0.017, 0.017]	
y error (mm)	Before	[0.133, -0.559]	[-0.225, 0.063]	55.22%
	After	[0.108, -0.201]	[-0.047, 0.031]	
z error (mm)	Before	[0.003, -0.162]	[-0.115, -0.026]	49.12%
	After	[0.029, -0.054]	[-0.021, 0.009]	

Експериментальною платформою для збору та верифікації даних робота є легкий промисловий робот KR6_R700 sixx_CR. Діапазон похибки набагато менший у порівнянні з діапазоном традиційного важкого промислового робота. Отже, використання ДБН для вилучення ознак, навчання моделей та оптимізації є складним. Мережа оптимізована і поєднана з теорією доказів, а також створена модель картографування помилок положення промислових роботів. Комплексний аналіз компенсаційного ефекту точності кінця робота в трьох напрямках показаний на рисунку 3.13.

Метод, використаний у цьому дослідженні, можна порівнювати з попередніми методами для верифікації результатів тесту [59,60]. Результати наведені в таблиці 3.5. Після off-line компенсації мінімальне значення зменшується з 0,097 мм до 0,006 мм. Середнє значення зменшується з 0,110 мм до 0,083 мм. Таким чином, запропонований метод DE-DBN виявився успішним у вдосконаленні мінімальних і середніх значень після компенсації кінцевої помилки робота.

Таблиця 3.5 – Порівняння даних компенсації за результатами попередніх моделей

Error (mm)	Max	Min	Average
Uncompensated	1.529	0.124	0.754
GA-DNN	0.965	0.017	0.284
PSO-DNN	0.519	0.172	0.333
GPSO-DNN	0.364	0.097	0.249
PSO-DBN	0.244	Null	0.110
Uncompensated	0.701	0.139	0.469
DE-DBN	0.255	0.006	0.083

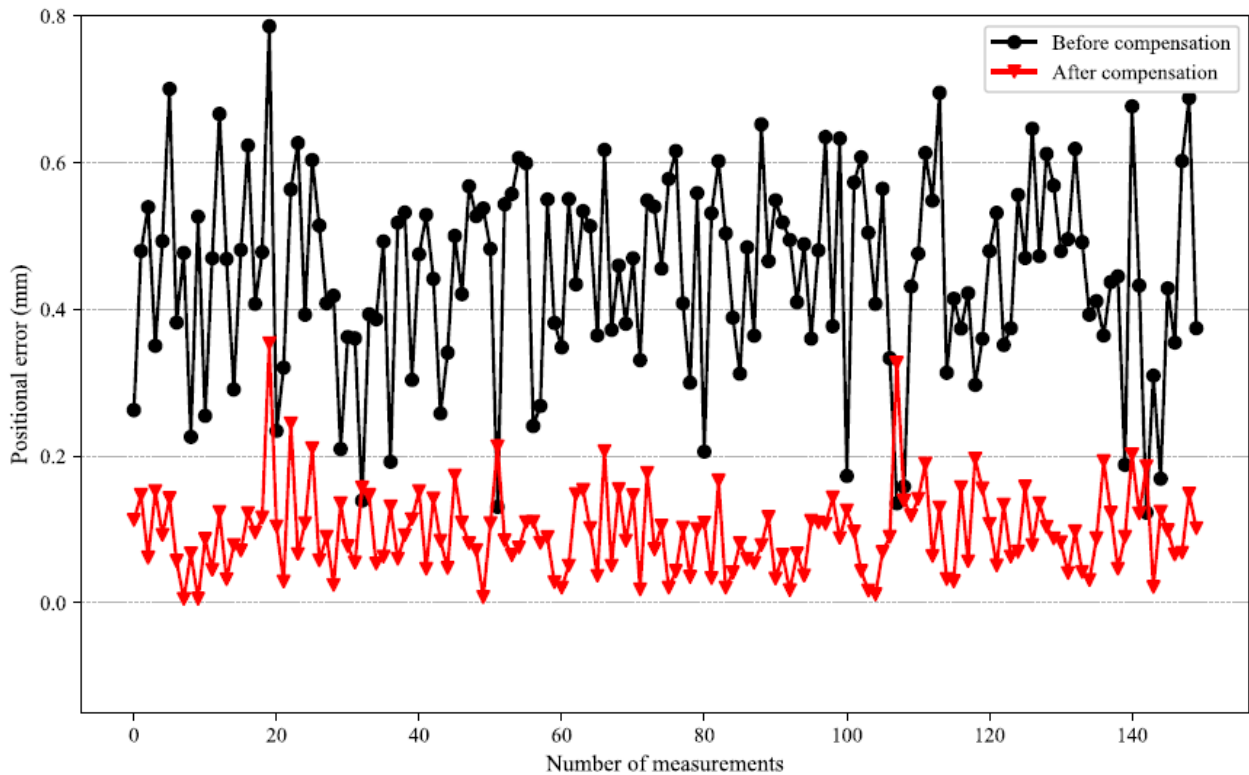


Рисунок 3.13 – Абсолютні похибки положення кінцевого ефектора робота

3.5 Висновки до третього розділу

У цьому розділі був запропонований метод компенсації помилок, заснований на навчанні складеного ансамблю, для підвищення абсолютної точності позиціонування робота. Аналізуючи кінематичну модель і структурний склад промислового робота, з'ясовуються джерела помилок позиціонування робота і стратегії компенсації. На основі алгоритму навчання з накопиченим ансамблем побудована модель прогнозування помилок позиціонування робота, що містить багат шарових учнів.

А для розрахунку оптимізації гіперпараметрів моделі представлено метод оптимізації дискретної сітки. Потім передбачувані похибки позиціонування приймаються для реалізації компенсації позиціонування робота за допомогою методу компенсації в автономному режимі. Серія експериментів з компенсацією помилок, проведених на роботизованій фрезерній платформі, підтвердила ефективність запропонованого методу.

Міркування щодо методу компенсації в автономному режимі включають експериментальне середовище, вільне від вібрації, допустиму робочу температуру робота та вищу точність лазерного трекера. У подальшій роботі можна також враховувати навантаження промислового робота, швидкість руху, прискорення, температуру навколишнього середовища або інші фактори, які впливають на абсолютну точність позиціонування робота. Глибоке навчання можна інтегрувати в систему управління рухом робота. Навчальна модель може бути розгорнута в алгоритмі управління. Реалізація інтелектуального прогнозування та компенсації помилок роботів у режимі реального часу є напрямком, що має велику дослідницьку цінність.

4 ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ОЦІНКИ ТА КОМПЕНСАЦІЇ ПОХИБКИ ПОЗИЦІОНУВАННЯ ПРОМИСЛОВИХ РОБОТІВ

Технології Індустрії 4.0 є критично важливими та незамінними інструментами для просування прогресу соціальних та технологічних інновацій. Попередні дослідження [61,62] зазначали, що використання технологій Industry 4.0 може краще підтримувати поточні ресурси, знижувати витрати на робочу силу, бути кращими джерелами енергії та потенційно виробляти більш якісні стійкі продукти.

Приклади технологій Індустрії 4.0 включають, але не обмежуються ними, машинне навчання, віртуальну та доповнену реальність, IoT, штучний інтелект, великі дані та робототехніку [63]. Вже раніше було виявлено [64], що технології Індустрії 4.0 сприяють стійкості виробничих компаній та підвищенню їх економічного потенціалу. Вчені досліджували технології Індустрії 4.0 у різних галузях, окрім виробництва. Посилання [65] впровадило систематичний огляд, щоб зрозуміти використання технологій Індустрії 4.0 у боротьбі з пандеміями.

Використання технологій Індустрії 4.0 для задоволення зростаючих потреб суспільства є повсюдним; сфери застосування включають робототехніку [66], штучний інтелект [67], IoT [68], доповнену реальність, великі дані та машинне навчання у продовольчих та сільськогосподарських науках, щоб допомогти у більш ефективному та вдосконаленому виробництві, яке необхідне для харчування зростаючого населення світу. Ref.[69], досліджував використання технологій Industry 4.0 у виробничому секторі, що було розглянуто у 380 роботах до 2020 року. Ref., прагнув зрозуміти моделі виробництва, реалізовані на основі технологій Industry 4.0.

Сучасні передові технології виробництва та ключові технології демонструють фундаментальну конкурентоспроможність національної обробної промисловості.

Робототехніка – це потужна інновація Індустрії 4.0, яка пропонує незмірні можливості у виробництві дисциплін.

Промисловий робот — це складна система, яка досягає успіху в ситуаціях з перехресними робочими середовищами, високим рівнем повторень і високоточною обробкою. Нинішні ручні методи обробки не можуть задовольнити всі вимоги короткого циклу розробки і високої точності складання, і використання промислових роботів для обробки є відмінним вирішенням цієї проблеми.

Точність повторного позиціонування промислових роботів під час фактичного робочого процесу зазвичай цілком задовільна і зазвичай становить 0,1 мм. Однак абсолютна точність позиціонування низька, діапазон точності становить лише приблизно 2–3 мм. Абсолютна точність позиціонування серйозно обмежує просування та застосування промислових роботів у виробничій промисловості.

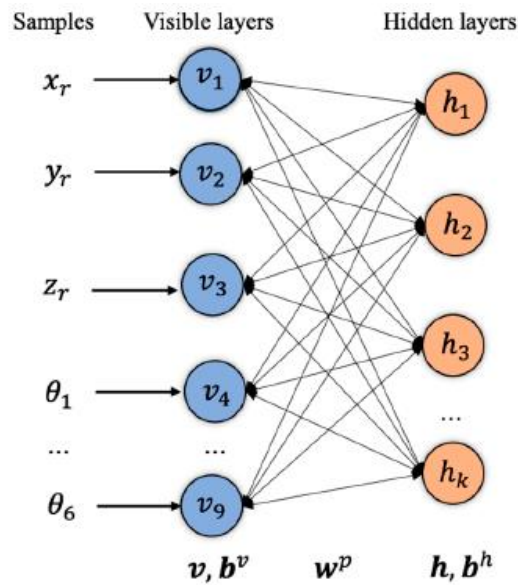
4.1 Алгоритм прогнозування помилок позиціонування робота на основі DE і DBN

ДБН є імовірнісною генеративною моделлю, запропонованою Джеффри Хінтоном [70] у 2006 році. Він складається з кількох RBM-з'єднань і регресійного шару, який створюється шляхом тонкого налаштування отриманої глибокої мережі за допомогою градієнтного спуску та зворотного поширення (BP) для формування найкращої моделі.

RBM, як базовий компонент ДБН [71], являє собою генеративну випадкову штучну нейронну мережу, яка може вивчати розподіл ймовірностей на входах. Структура RBM показана на рисунку 4.1. RBM складається з двох шарів: видимого шару v і прихованого шару h . Видимий шар використовується для отримання тренувальних даних. При цьому дослідженні використовується видимий шар.

Прийняти бажане положення кінця в системі координат робота та поточний кут з'єднання робота. Вхід прихованого шару є виходом видимого шару, який використовується для вилучення ознак. Нейрони двох шарів мають

внутрішньошарові беззв'язні та міжшарові повні зв'язки. Між видимим і прихованим шарами знаходиться вагова матриця w^p і h представляють вектори видимого і прихованого шарів відповідно, а b^v і b^h представляють зміщення видимого і прихованого шарів відповідно.



Рисунку 4.1 – Архітектура РБМ

Багатошаровий РБМ і шар БП укладаються з утворенням ДБН, як показано на рисунку 4.2.

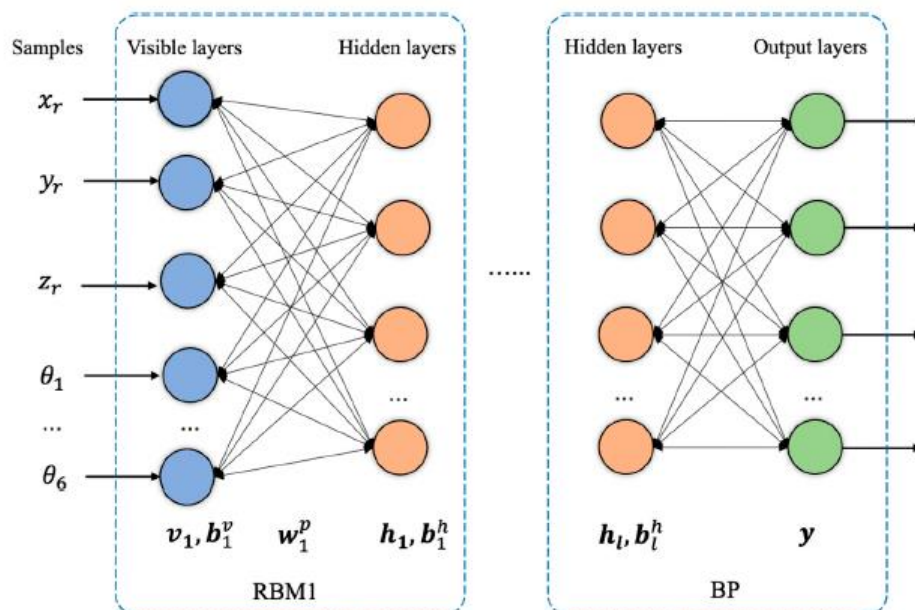


Рисунок 4.2 – Архітектура ДБН

Перший шар RBM складається з видимого шару v_1 і прихованого шару h_1 . Видимий шар v_2 другого шару RBM є прихованим шаром h_1 першого шару RBM, тобто $v_1 = h_1$ і т.д. DBN реалізує своє пошарове навчання шляхом складання декількох RBM, щоб виділити особливості даних. Останній шар ДБН задає мережу БП.

Попереднє тренування без нагляду та доопрацювання є двома процесами тренування ДБН [72]. У процесі передтренувальної підготовки використовується жадібний алгоритм. Результат, отриманий попереднім тренуванням RBM, використовується як вхідні дані наступного RBM до тих пір, поки всі RBM не будуть натреновані. Початкові параметри кожної RBM виходять одночасно. Енергетична функція RBM визначається наступним чином:

$$E(v, h, \theta) = - \sum_{i=1}^m b_i v_i - \sum_{j=1}^n c_j h_j - \sum_{i,j=1}^{m,n} w_{ij} v_j h_j \quad (4.1)$$

$$\theta = \{w_{ij}, b_i, c_j\} \quad (4.2)$$

де m і n - число вузлів у видимому і прихованому шарах відповідно. v_1, b_1 - це зміщення між нейронами у видимому шарі. c_j, h_j - це зміщення між нейронами в прихованому шарі. w_{ij} — значення ваги зв'язку між i -м нейроном у видимому шарі та j -м нейроном у прихованому шарі. Виходячи з енергетичної функції, розподіл ймовірностей можна отримати у вигляді:

$$P(v, h; \theta) = \frac{1}{Z(\theta)} \exp(-E(v, h; \theta)) \quad (4.3)$$

де $Z(\theta)$ — коефіцієнт нормалізації, виражений як:

$$Z(\theta) = \sum_{v,h} \exp(-E(v, h; \theta)) \quad (4.4)$$

Ймовірності стану прихованого і видимого шарів дорівнюють:

$$P(h_j = 1|v; \theta) = \varphi(b_j + \sum_{i=1}^n w_{ij}v_i) \quad (4.5)$$

$$P(v_j = 1|h; \theta) = \varphi(b_j + \sum_{i=1}^m w_{ij}h_i) \quad (4.6)$$

φ – функція активації, $\varphi = \frac{1}{1+\exp(-x)}$.

Під тонким налаштуванням мається на увазі використання алгоритму БП для навчання всієї мережі після попереднього навчання [72], щоб весь ДБН знаходився в найкращому стані, уникаючи недоліків критичних точок і тривалого часу навчання. Припустимо, y та \hat{y} є фактичним виходом та бажаним виходом ДБН, відповідно, функція втрат вихідного шару дорівнює:

$$F(\tau) = \frac{1}{2} \sum_1^N (\hat{y} - y)^2 \quad (4.7)$$

де τ – кількість ітерацій, а N – кількість навчальних вибірок. Ваги між прихованим і вихідним шарами останнього шару мережі перебираються через функцію оновлення, а η - частота ітерацій алгоритму DE:

$$w_{out}(\tau + 1) - w_{out}(\tau) = -\eta \frac{\partial F(\tau)}{\partial w_{out}(\tau)} \quad (4.7)$$

ДБН має високу надійність і відмовостійкість, оскільки інформація розподіляється по нейронах мережі, і він може наблизитися до будь-якої складної нелінійної системи. Тому він підходить для вирішення нелінійної задачі компенсації помилок.

4.2 Експериментальне налаштування та збір даних

Експериментальна платформа для компенсації абсолютної точності позиціонування промислових роботів показана на рисунку 4.3. Промисловий робот, який використовується для компенсації точності, є KR6_R700 sixx_CR KUKA. Він має вантажопідйомність 6 кг і робочий діапазон радіусом 700 мм.

Об'єм робочого простору – 1,36 м³, повторюваність положення становить 0,03 мм, а абсолютна точність позиціонування - 0,6 мм. Лазерний трекер Leica AT901-B використовується для вимірювання похибки положення і похибка становить 15 мкм + 6 мкм/м. Похибка лазерного трекера зростає зі збільшенням відстані.

AT901-B використовує енкодер кута для вимірювання та абсолютний інтерферометр для вимірювання відстані. Абсолютний інтерферометр в AT901 включає в себе гелій-неоновий лазерний інтерферометр і абсолютний далекомір. Два лазери можуть працювати незалежно один від одного.

Випромінюваний лазером лазерний промінь направляється на ціль через універсальне дзеркало. Лазерний промінь інтерферометра також служить віссю колімації для трекера. Відбите лазерне світло вимірюється за допомогою вбудованого двовісного детектора положення трекера. Імпульс, що генерується детектором положення, обробляється процесором трекера. Потім вихідний сигнал подається назад на серводвигун, який приводить двигун у рух для відстеження цільового дзеркала трекера в режимі реального часу.



Рисунок 4.3 – Платформа компенсації помилок для лазерних трекерів і промислових роботів

Схема управління і зв'язку платформи компенсації помилок показана на рисунку 4.4. Комп'ютер використовується як майстер TwinCAT, тобто первинний контролер системи управління. Майстер TwinCAT використовує промисловий Ethernet EtherCAT для зв'язку з промисловими роботами.

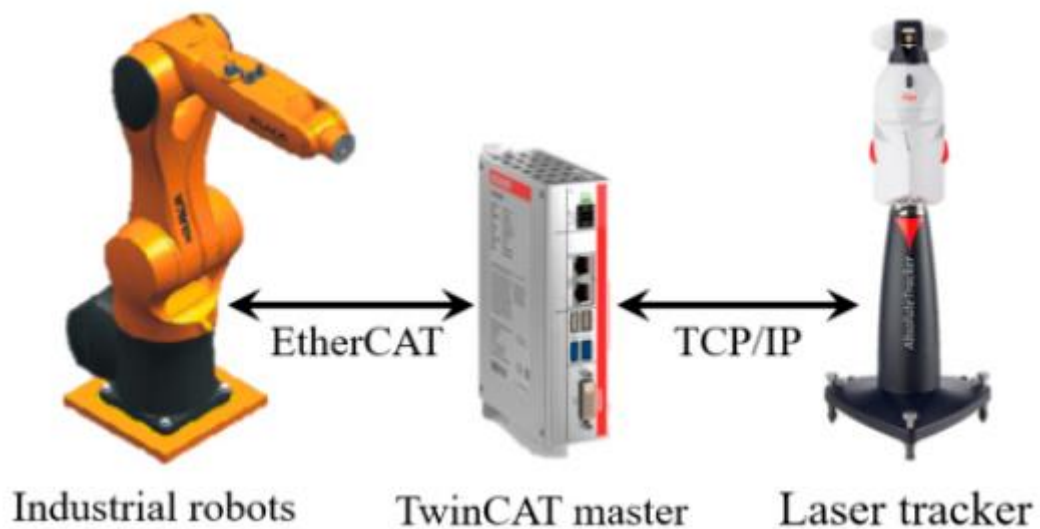


Рисунок 4.4 – Зв'язок з експериментальною установкою

Нарешті, реалізується вимірювання відстані відстеження, яке використовується для вимірювання фактичної пози кінцевого ефектора промислового робота. Не мало важливим є те, що лазерний трекер зв'язується з майстром TwinCAT через Ethernet (протокол TCP/IP).

У цьому розділі досліджується також метод автономної компенсації, який використовує лазерний трекер для отримання фактичного положення маніпулятора. ДБН на основі алгоритму ДЕ використовується для виконання функції компенсації помилок.

Припускаючи, що вимоги до вимірювання лазерного трекера виконані, цільова куля фіксованого оснащення промислового робота встановлюється в робочому просторі 240 мм 240 мм 200 мм і вимірюється близько 8000 наборів даних. Для універсальності та випадковості експериментальних даних використовується модуль випадкових чисел Дранд використовується в TwinCAT3 для випадкової генерації конкретних даних вибірки в межах заздалегідь визначеного простору вибірки.

Для того, щоб отримати реальне положення робота і лазерного трекера в стаціонарному режимі, кожен відбір проб ділиться на три етапи. Спочатку робот прибуває в точку відбору проб і залишається там протягом 2000 мс.

Потім лазерний трекер записує дані протягом 1000 мс. Нарешті, пристрої затримуються ще на 1000 мс для того, щоб скинути їх. Теоретичне положення, координати і кути з'єднань робота є вхідними даними моделі. Абсолютна похибка положення кінця робота і становить вихід моделі.

Набір даних ділиться на тренувальний набір і тестовий у співвідношенні 0,3. 8000 наборів зібраних даних поділяються на 5600 наборів тренувальних даних і 2400 наборів тестових даних. Як показано на рисунку 4.5, сині точки позначають тренувальну вибірку, а червоні – тестову вибірку.

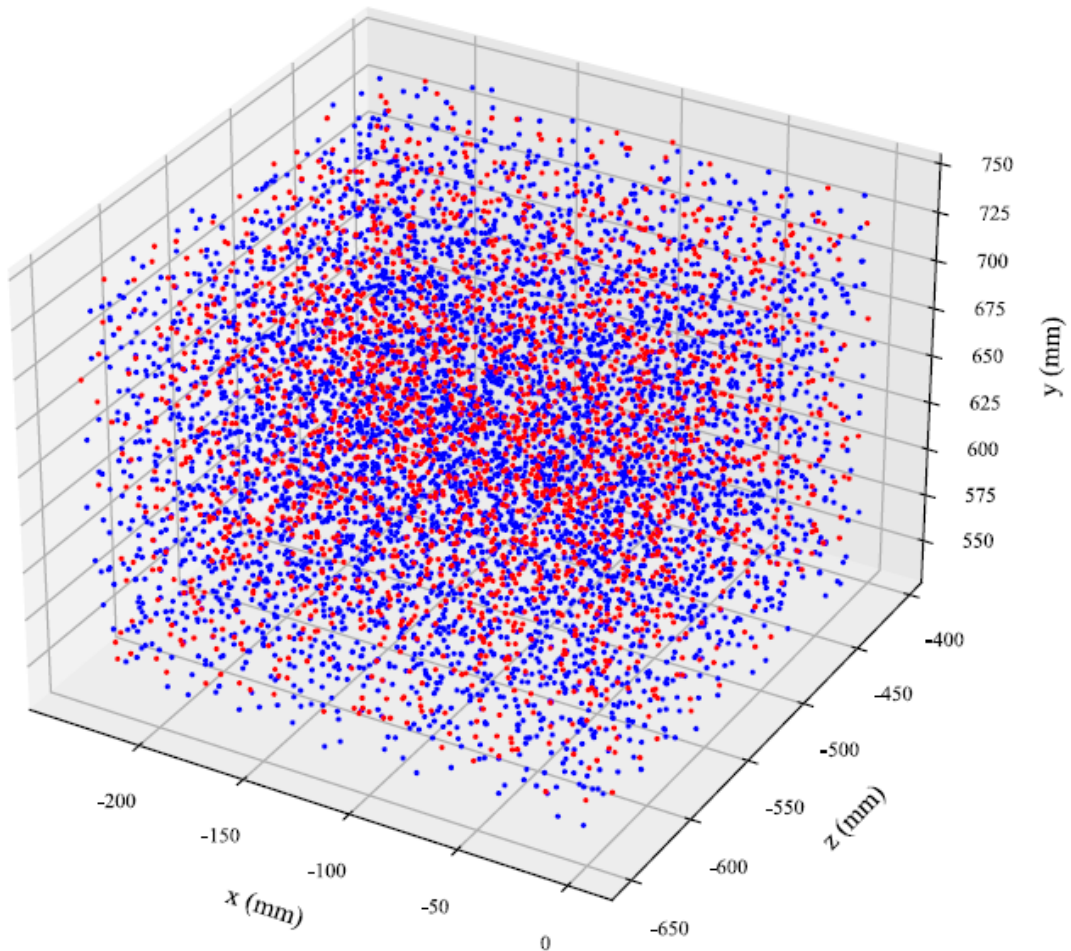


Рисунок 4.5 – Приклад набору даних

4.3 Проведення експериментів та результати

На основі запропонованого методу прогнозування навчання з накопиченим ансамблем у середовищі Python розроблено серію програм тестування для перевірки доцільності та ефективності запропонованого методу. Співвідношення між навчальним і тестовим набором встановлено як 8:2, що означає, що тренувальна вибірка містить 2160 точок вибірки, а тестова множина містить 540 точок вибірки.

І всі учні, що використовуються в цьому методі, реалізуються на основі бібліотеки машинного навчання `scikit-learn`[74] та `PyKriging`[75].

Для того, щоб вибрати відповідних базових учнів, для розрахунку прогнозування помилок використовувалися кілька учнів, включаючи регресію

опорного вектора (SVR), регресію гаусового процесу (GPR), багат шаровий перцептрон (MLP), К-найближчий сусід (KNN), звичайний Kriging (OK).

Результати прогнозування Δ_x наведені в таблиці 4.1. Грунтуючись на результатах учнів у прогнозуванні помилок позиціонування, три учні з кращими показниками прогнозування були обрані як базові учні запропонованого методу навчання з накопиченням ансамблю для подальшого навчання та перевірки моделі прогнозування помилок позиціонування.

Для того, щоб зменшити ризик перенавчання моделі, в якості другого рівня учня в цій роботі була обрана проста лінійна регресійна модель.

Таблиця 4.1 – Порівняння прогнозування Δ_x різними учнями

	SVR	GPR	MLP	KNN	OK
MSE	0.0022	0.0025	0.0022	0.0030	0.0029
MAE	0.0376	0.0394	0.0335	0.0412	0.0398
R^2	0.9853	0.9835	0.9856	0.9735	0.9813

А гіперпараметри кожної базової моделі були оптимізовані за допомогою методу оптимізації сітки кінцевого гіперпараметра базової моделі, наведено в таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Результати гіперпараметричної оптимізації базової моделі

	SVR	GPR	MLP
Hyper-parameters	C=4.33	C=15	Solver='lbfgs'
	Kernel='rbf'	Kernel=RBF(5)	Hidden_layer_sizes=(28,6,25)
	Cache_size=200	Alpha=0.056	Alpha=0.0001
	Gama=0.1	-	Activation='relu'

У порівнянні з базовою моделлю, модель навчання з накопиченим ансамблем має менші похибки прогнозування та може досягти більш високої точності прогнозування. Аналогічно для показників R_2 точність прогнозу базової моделі для похибок координат близька до 1.

Результати тесту R_2 - це все близько до 1, а точність примірки вища, ніж результати випробувань окремої моделі. Результати тесту показують, що запропонований метод прогнозування помилок, заснований на багат шаровому ансамблевому навчанні, може ефективно підвищити точність прогнозування помилок положення робота в порівнянні з індивідуальною моделлю учня.

Таблиця 4.3 – Порівняння прогнозування Δ_x за індивідуальною моделлю та методом stacked

	SVR	GPR	MLP	stacked generation
MSE	0.0022	0.0025	0.0022	0.0016
MAE	0.0376	0.0394	0.0335	0.0301
R^2	0.9853	0.9835	0.9856	0.9895

На основі відібраних учнів та оптимізованих гіперпараметрів, було проведено серію тренувань моделей та розрахунків тестування. А в таблиці 4.3, таблиці 4.4 і таблиці 4.5 показано, що розрахункова модель точності індивідуальної моделі учня та запропонованої моделі навчання з накопиченням ансамблю для індикаторів MSE і MAE точність прогнозування всіх базових моделей близька до 0.

Таблиця 4.4 – Порівняння прогнозування Δ_y за індивідуальною моделлю та складеним методом

	SVR	GPR	MLP	stacked generation
MSE	0.0055	0.0053	0.0056	0.0049
MAE	0.0585	0.0554	0.0584	0.0546
R^2	0.9840	0.9846	0.9839	0.9860

Таблиця 4.5 – Порівняння прогнозів Δ_z за індивідуальною моделлю та складеним методом

	SVR	GPR	MLP	stacked generation
MSE	0.0059	0.0056	0.0049	0.0041
MAE	0.0622	0.0571	0.0531	0.0504
R^2	0.9705	0.9718	0.9735	0.9798

Результати R_2 навчання в складеному ансамблі моделі показані на рисунку 4.6, рисунку 4.7 і рисунку 4.8., демонструють, що прогнозовані похибки тісно пов'язані, вони розподіляються навколо референтних значень без значних відхилень.

З метою перевірки ефективності методу компенсації помилок, запропонованого в даній роботі, на установці експерименту, показаної на рисунку 4.4, було проведено серію експериментів з компенсацією помилок позиціонування робота.

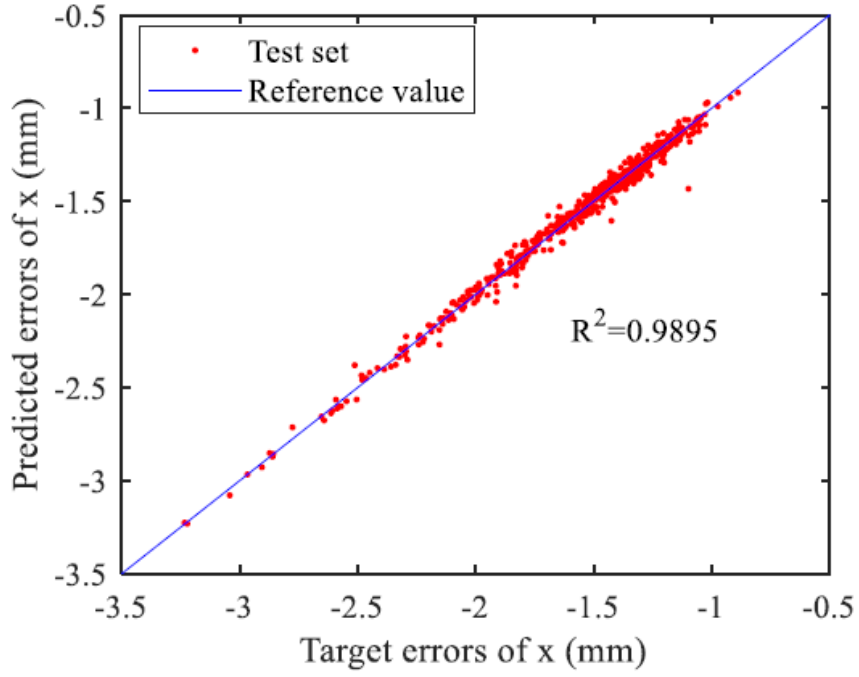


Рисунок 4.6 – Результати прогнозованого Δ_x

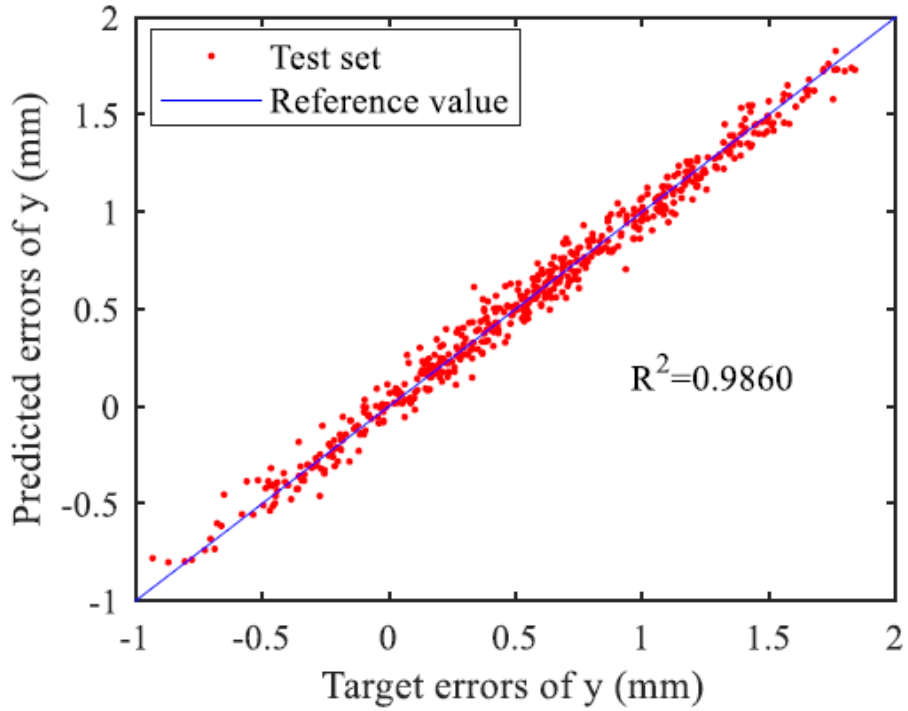


Рисунок 4.7 – Результати прогнозованого Δ_y

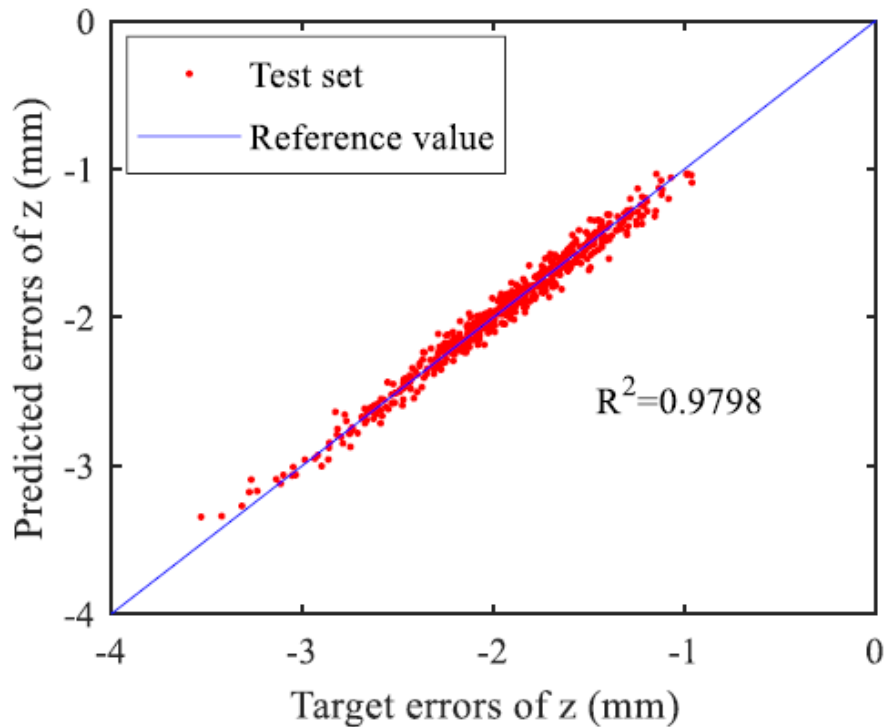


Рисунок 4.8 – Результати прогнозованого Δ_z

Експериментний процес компенсації похибки виглядає наступним чином:

Крок (1) По-перше, 200 випадково вибраних точок положення в робочому просторі робота будуть обрані як компенсаційні експериментальні позиції, і робот керується для переходу в експериментальне положення. Лазерний трекер використовується для вимірювання координатного положення кінця робота, а потім можна розрахувати похибку вихідного положення, віднявши її від теоретичних координат.

Крок (2) Потім введіть дані про з'єднання роботів у модель навчання складеного ансамблю, передбачають дані про помилки $\Delta_x, \Delta_y, \Delta_z$ у точках експериментального положення.

Крок (3) Далі, використовуючи матрицю Якобі, дані помилки положення відображаються на похибку кута з'єднання $\Delta\theta_i$, а похибка кута з'єднання підсумовується з розрахунковим номінальним кутом з'єднання, щоб отримати компенсований кут цільового з'єднання.

Крок (4) Нарешті, перемістіть робота в компенсоване положення та за допомогою лазерного трекера виміряйте положення руху після компенсації помилок.

Розподіл похибок позиціонування в напрямках x , y , z робота до і після компенсація показана на рисунку 4.9 і рисунку 4.10 Похибки просторового положення до і після компенсації показані на рисунку 4.11 До компенсації похибки позиціонування в кінці робота в трьох напрямках великі і нерівномірно розподілені по нульовій опорній лінії. Похибки в напрямку x і напрямку z знаходяться під нульовою лінією, а похибки в напрямку z відносно великі, тоді як помилки в напрямку y вище нульової лінії.

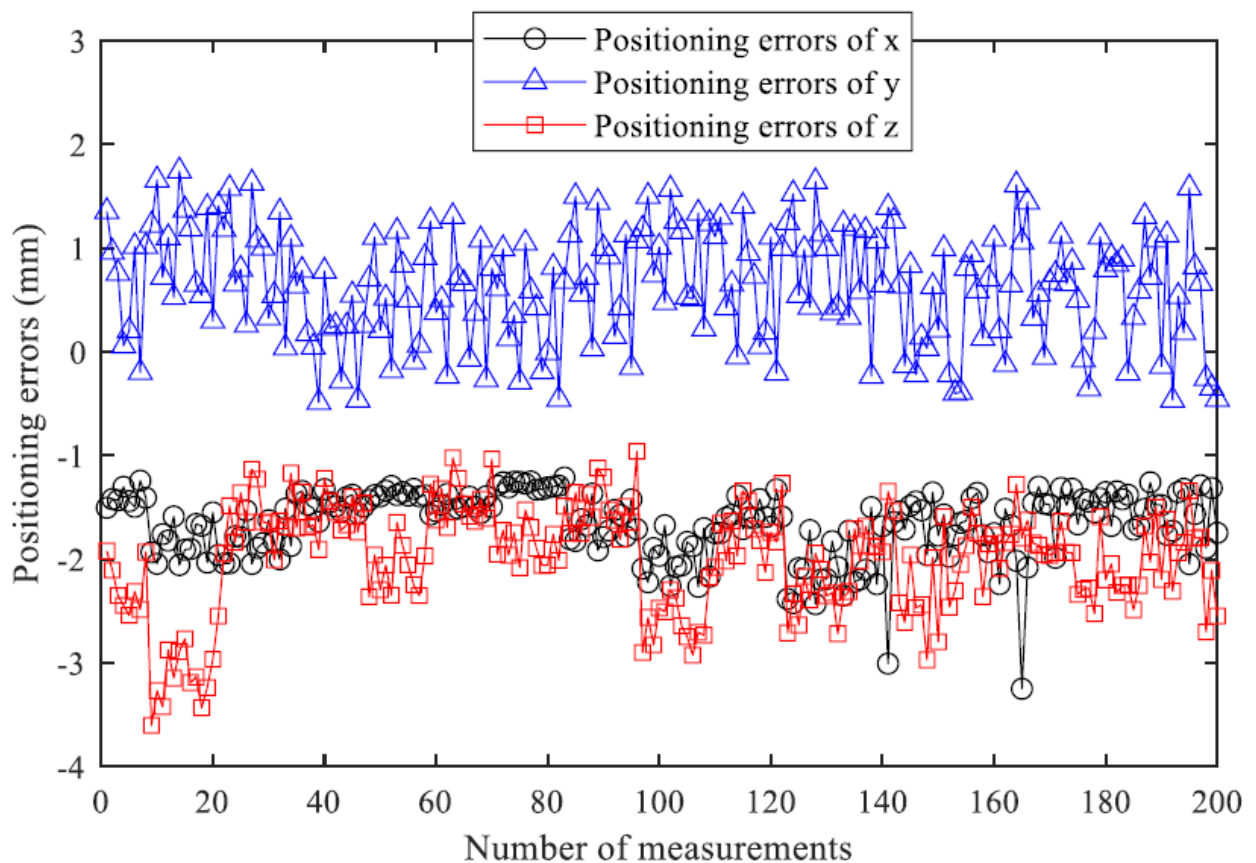


Рисунок 4.9 – Похибка позиціонування робота в напрямках x , y , z до компенсації помилок

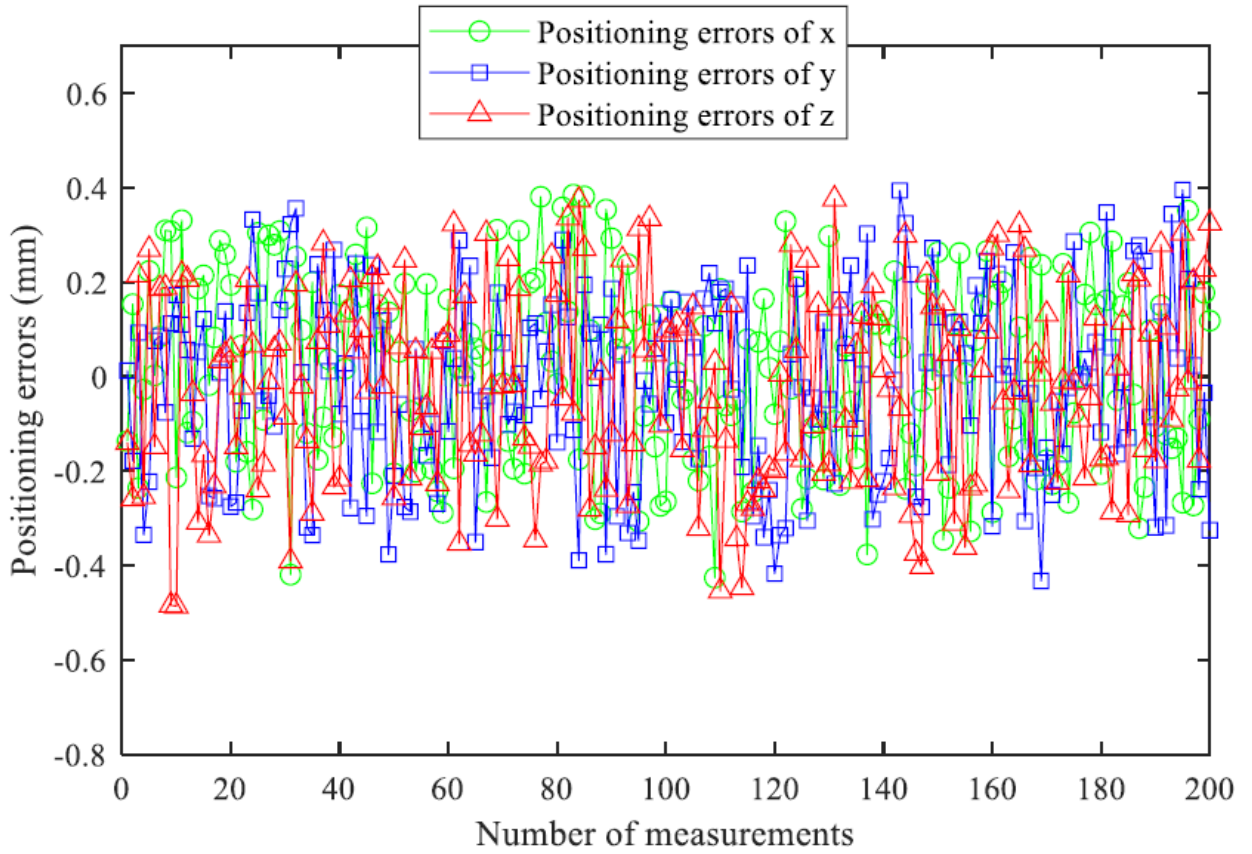


Рисунок 4.10 – Похибка позиціонування робота в напрямках x , y , z , після компенсації помилок

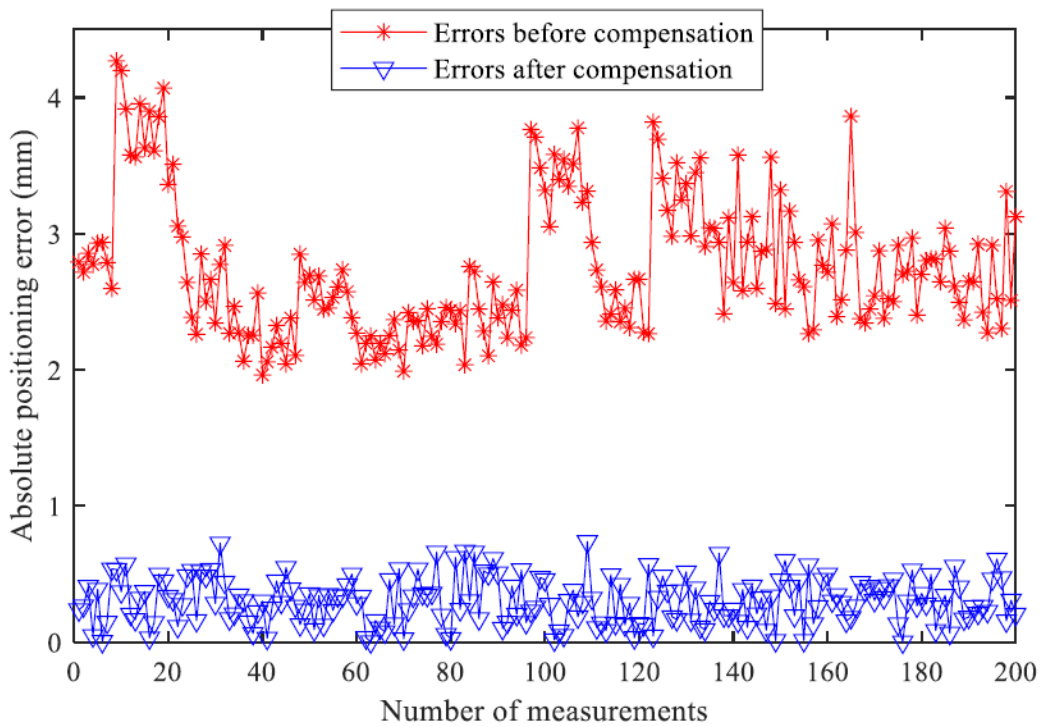


Рисунок 4.11 – Помилки позиціонування до і після процесу компенсації

Результати експериментів показують, що запропонований у цій роботі метод прогнозування та компенсації помилок може значно зменшити похибку положення руху робота та підвищити абсолютну точність позиціонування робота.

Після компенсації помилок процесу, похибки позиціонування в напрямках x , y , z рівномірно розподілені поблизу нульової лінії, а діапазон похибки контролюється в межах $\pm 0,5$ мм. Що ще важливіше, абсолютна похибка положення кінця робота була значно покращена. Як показано на рисунку 4.12, максимальна абсолютна похибка положення та середня похибка позиції після компенсації зменшилися на 83% та 89% відповідно порівняно з помилками без компенсації.

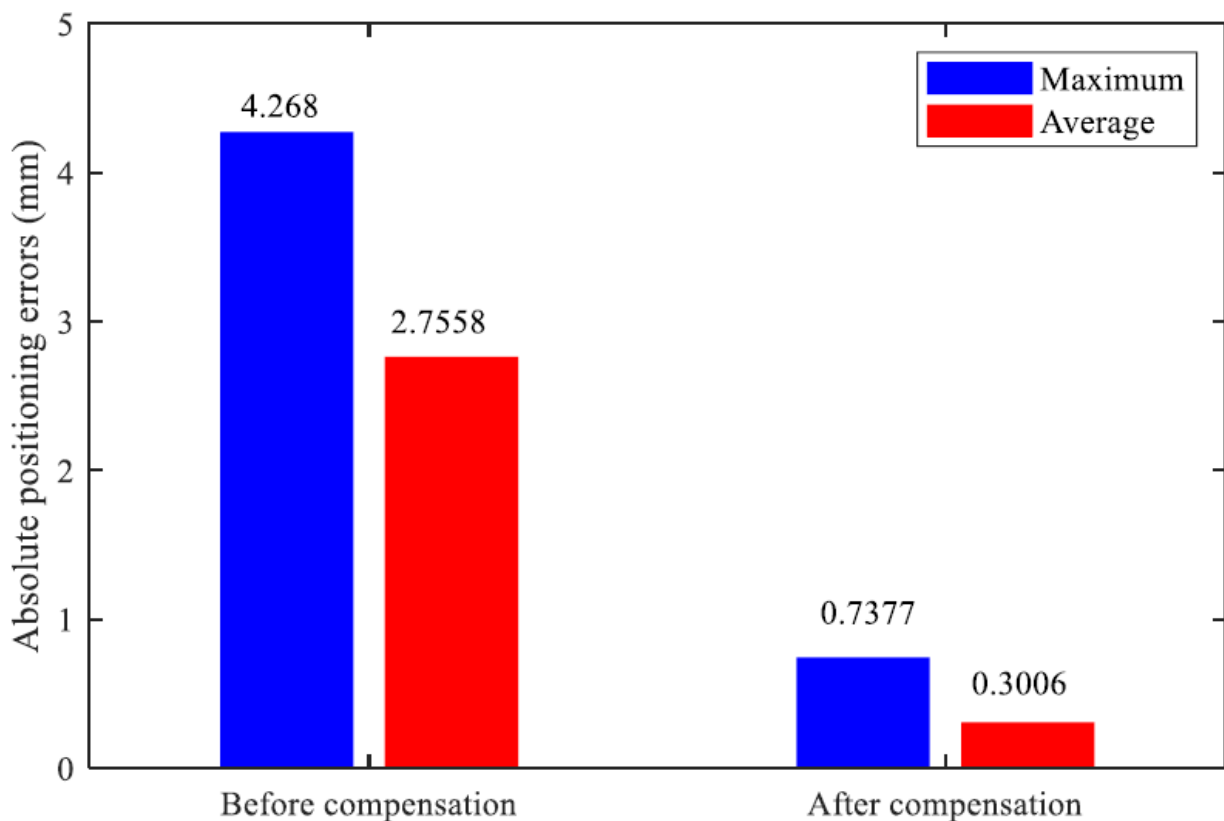


Рисунок 4.12 – Помилки позиціонування до і після процесу компенсації

Для перевірки запропонованого методу компенсації помилок у процесі роботизованої обробки була створена роботизована система фрезерування,

показана на рисунку 4.15. На обробному столі був закріплений алюмінієвий сплав 6061 розміром 170x100x20 .

Метод фрезерування - це торцеве фрезерування, де приймається пряма траєкторія фрезерування в напрямку X. Критичні параметри фрезерування наведені в таблиці 4.6.

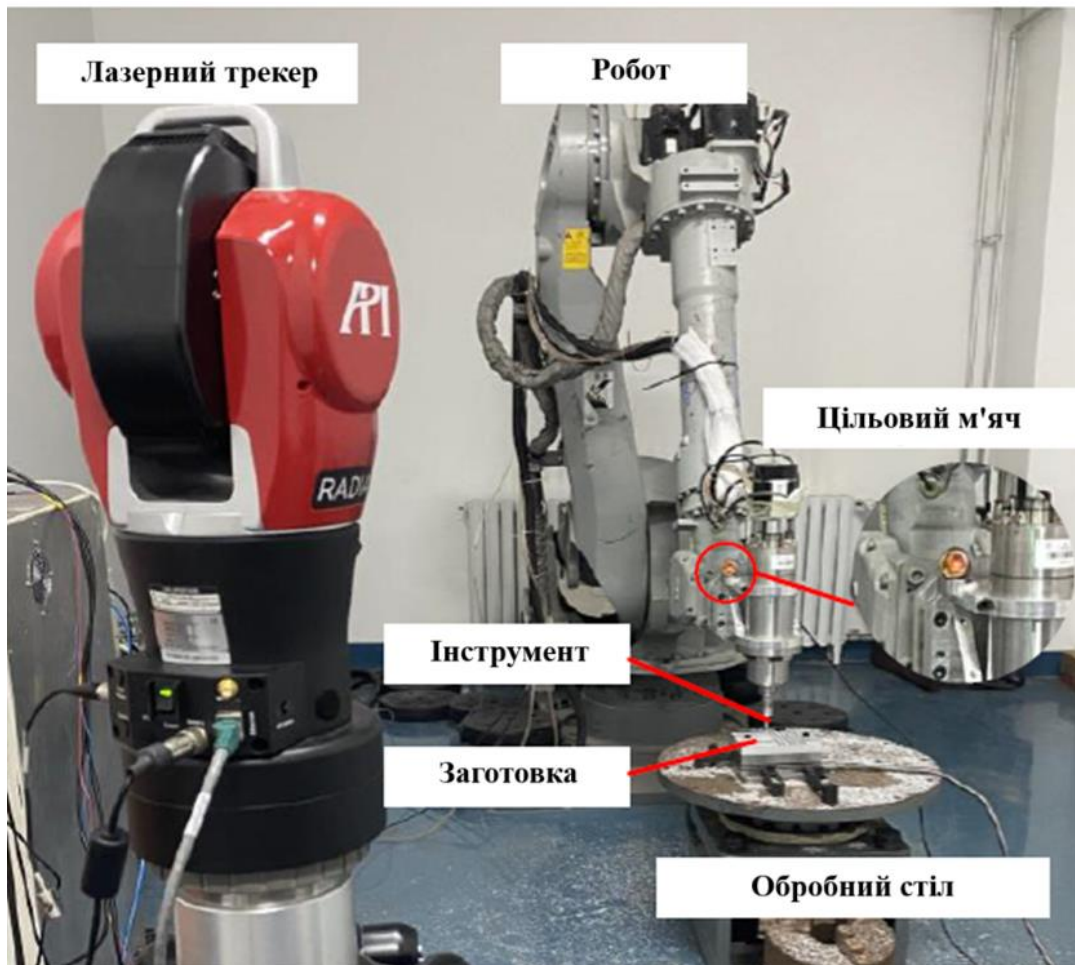


Рисунок 4.15 – Експериментальна установка

Таблиця 4.6 – Параметри вирізання, що використовуються в роботизованому процесі фрезерування

Частота обертання шпинделя	Норма подачі	Осьова глибина	Радіальна глибина	Діаметр інструменту
3000 об/хв	2 мм/с	2 мм	6 мм	10 мм

На роботизованій фрезерній платформі було проведено серію експериментів з фрезерування. Цільова куля, встановлена на шпиндельному вузлі, використовується для вимірювання положення робота під час процесу обробки.

Процес експерименту виглядає наступним чином:

По-перше, траєкторія обробки була інтерпольована за допомогою методу планування швидкості S-кривої [76,77], для отримання положення точки інтерполяції, а кути з'єднання роботів були отримані за допомогою програми зворотного рішення робота.

Нарешті, шляхом заміни заготовок того ж розміру і матеріалу вихідна траєкторія і траєкторія компенсації помилок проводилися в експериментах окремо, а дані точки положення записувалися протягом усього процесу обробки.

Віднімаючи отримане фактичне декартове положення робота від положення цільової кулі в проектній траєкторії, отримуємо похибки положення під час процесу обробки. Похибки положення в експериментах показані на рисунку 4.16. Цим з'ясується, що похибки позиціонування траєкторії компенсації зменшуються в напрямках X і Z, мабуть.

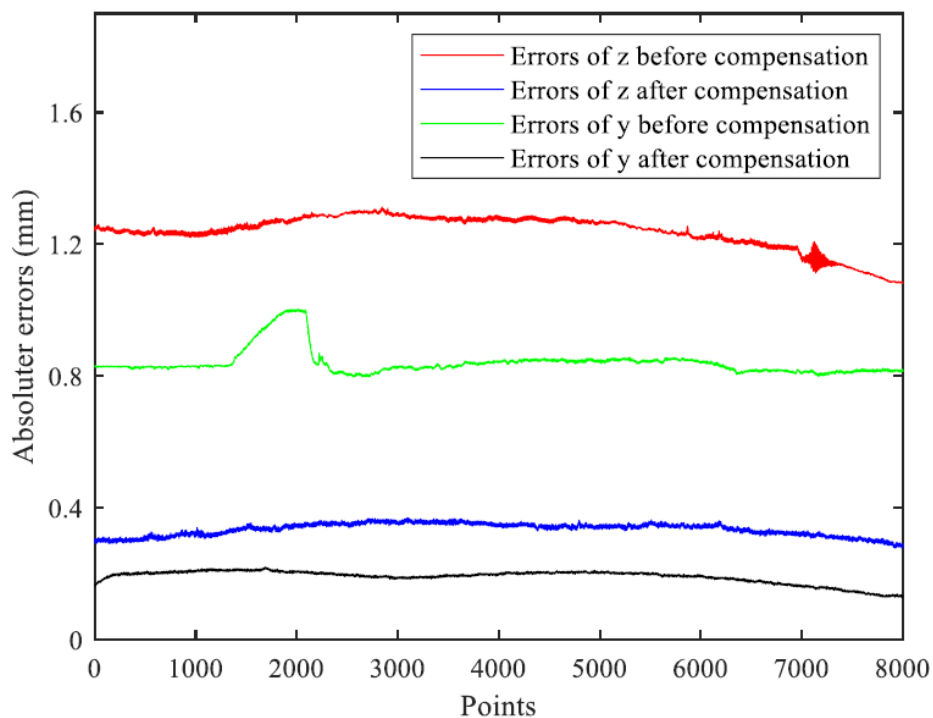


Рисунок 4.16 – Помилки положення в процесі фрезерування

У зв'язку з тим, що траєкторія обробки проходить уздовж напрямку X, важко отримати похибки позиціонування в напрямку X. Однак похибки в двох інших напрямках також можуть свідчити про те, що процес обробки, виправлений компенсацією помилок, має менші похибки траєкторії, що підтверджує ефективність запропонованого методу в робообробці роботами.

4.4 Висновки до четвертого розділу

Результати показали, що метод компенсації помилок дозволяє значно знизити похибки позиціонування робота як при одноточковій компенсації, так і при компенсації лінійного шляху. Це перший випадок, коли методи ансамблевого навчання були використані в компенсації помилок роботів і досягли значного покращення продуктивності порівняно з індивідуальною моделлю навчання, що може надати рекомендації більшій кількості вчених щодо використання ансамблевого навчання для вирішення виробничих проблем.

На основі мереж глибоких переконань з використанням методу офф-лайн компенсації запропоновано алгоритм компенсації абсолютної точності позиціонування промислових роботів. Він прогнозує і компенсує абсолютну похибку позиціонування промислових роботів на основі алгоритму DBN і DE. Оптимізовано кількість прихованих шарів, вузли прихованого шару, швидкість навчання, фактори імпульсу, ітерації RBM та ітерації тонкого налаштування DBN. Встановлено модель похибки положення промислових роботів. У поєднанні з оффлайн-методом компенсації зворотного зв'язку запропонований метод перевіряється експериментально з використанням промислового робота KR6_R700 sixx_CR та лазерного трекера AT901-B.

Після компенсації абсолютна похибка позиціонування торця робота знижується на 82,14%, з 0,469 мм до 0,084 мм. Підвищена абсолютна точність позиціонування промислового робота. Це вказує на те, що запропонований підхід є вигідним для виконання більш точних операційних завдань. Результати цієї роботи можуть бути використані для підвищення абсолютної точності

позиціонування промислових роботів, що є великою підмогою у підвищенні точності руху та продуктивності керування силою роботів.

ВИСНОВКИ

Промислові роботи широко використовуються в інтелектуальній виробничій промисловості через їх високу ефективність і низьку вартість, але низька абсолютна точність позиціонування обмежує їх застосування в області високоточного виробництва. Для підвищення абсолютної точності позиціонування робота та вирішення традиційних складних задач моделювання помилок запропоновано метод компенсації помилок позиціонування робота на основі глибокої нейронної мережі.

У першому розділі були запропоновані методи компенсації помилок позиціонування робота на основі вдосконаленої глибокої нейронної мережі (GPSO-DNN), на основі моделювання жорсткості, складеного ансамблю та диференціальної еволюції та глибоких мереж.

Також було виявлено, що на відміну від традиційного калібрування кінематичної моделі, яка враховує лише геометричні джерела похибок, модель глибокої нейронної мережі може одночасно враховувати як геометричні, так і негеометричні джерела похибок. Таким чином, складний взаємозв'язок відображення між входом і виходом добре встановлена, а похибка позиціонування робота точно прогнозується.

У другому розділі було проведено аналіз основних сучасних засобів інтелектуалізації роботи промислового обладнання, показано перспективність застосування роботів маніпуляторів у приладобудівній промисловості при виготовленні точних виробів. Визначено основні підходи з огляду на застосування штучних нейронних мереж до створення інтелектуальних систем виготовлення приладобудівної продукції в умовах автоматизації технологічних процесів із застосуванням роботів маніпуляторів.

Точність позиціонування роботів-маніпуляторів – досить складна та комплексна тема, що потребує багатокритеріального підходу.

У цьому розділі було обгрунтовано один з можливих методів підвищення точності просторових координат позиціонування роботів-маніпуляторів в

робочому просторі обладнання. Тестування описаного методу показало його дієвість – підвищення точності від 22 до 77 %.

У третьому розділі був запропонований метод компенсації помилок, для підвищення абсолютної точності позиціонування робота. Аналізуючи кінематичну модель і структурний склад промислового робота, з'ясовуються джерела помилок позиціонування робота і стратегії компенсації. На основі алгоритму навчання з накопиченим ансамблем побудована модель прогнозування помилок позиціонування робота, що містить багат шарових учнів.

У четвертому розділі на основі мереж глибоких переконань з використанням методу офф-лайн компенсації запропоновано алгоритм компенсації абсолютної точності позиціонування промислових роботів. Він прогнозує і компенсує абсолютну похибку позиціонування промислових роботів на основі алгоритму DBN і DE. Оптимізовано кількість прихованих шарів, вузли прихованого шару, швидкість навчання, фактори імпульсу, ітерації RBM та ітерації тонкого налаштування DBN.

Встановлено модель похибки положення промислових роботів. У поєднанні з оффлайн-методом компенсації зворотного зв'язку запропонований метод перевіряється експериментально з використанням промислового робота KR6_R700 sixx_CR та лазерного трекера AT901-B.

Результати експериментальної верифікації показують, що метод компенсації помилок позиціонування на основі GPSO-DNN має хорошу точність компенсації.

Похибка позиціонування зменшується з 1,529 мм до 0,364 мм, а точність позиціонування робота значно покращується на 76,19%, що підтверджує практичність і точність методу.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Olsson T, Haage M, Kihlman H, Johansson R, Nilsson K, Robertsson A, et al. Cost-efficient drilling using industrial robots with high-bandwidth force feedback. *Robot Cim-Int Manuf.* 2010; 26(1):24- 38.
2. Saund B, Devlieg R. High Accuracy Articulated Robots with CNC Control Systems. *Sae International Journal of Aerospace*, 2013, 6(2):780-784.
3. Kihlman Henrik, Loser Raimund, Cooke Andrew, et al. Metrology-integrated industrial robots: calibration, implementation and testing, *Proceedings of the 35th ISR (International Symposium on Robotics)*, 2004.
4. Zak G, Benhabib B, Fenton R G, et al. Application of the weighted least squares parameter estimation method to the robot calibration. *Journal of Mechanical Design*, 1994, 116(3):890-893.
5. Roth Z S, Mooring B W, Ravani B. An Overview of Robot Calibration. *Information Technology Journal*, 1987, 3(1):377-385.
6. Renders J M , Rossignol E , Becquet M , et al. Kinematic calibration and geometrical parameter identification for robots. *Robotics & Automation IEEE Transactions on*, 1991, 7(6):721-732.
7. Zhong X, John Lewis, Francis L. N-Nagy. Inverse robot calibration using artificial neural networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 1996, 9(1):83-93.
8. Wei Z, Wenhe L, Wei T. Theory and experiment of industrial robot accuracy compensation method based on spatial interpolation. *Journal of mechanical engineering*. 2013,49(03):42-48.
9. Xu W L, Wurst K H, Watanabe T, et al. Calibrating a modular robotic joint using neural network approach. *IEEE World Congress on IEEE International Conference on Neural Networks*. 1994.
10. H.N. Nguyen, J. Zhou, H.J. Kang, A calibration method for enhancing robot accuracy through integration of an extended Kalman filter algorithm and an artificial neural network, *Neurocomputing* 151 (2015) 996–1005.

11. Zhang LF, Li X, Zhang LY, Ye N. Analysis of the Positioning Error of Industrial Robots and Accuracy Compensation Based on ELM Algorithm. *Robot.* 2018, 40(06):77-85+93.
12. Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization. *IEEE International Conference on Neural Networks*, 1995,(4):1942~1948.
13. Zhang S , Liu C , Jiang H , et al. Nonrecurrent Neural Structure for Long-Term Dependence. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2017, 25(4):871-884.
14. Jeong R, Rilett L R. Bus arrival time prediction using artificial neural network model. *International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*. 2004.
15. Zak G, Benhabib B, Fenton R G, et al. Application of the weighted least squares parameter estimation method to the robot calibration. *Journal of Mechanical Design*, 1994, 116(3):890-893.
16. Mckay M D, Conover R J B J . A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code[J]. *Technometrics*, 1979, 21(2):239-245.
17. Kihlman Henrik, Loser Raimund, Cooke Andrew, et al. Metrology-integrated industrial robots: calibration, implementation and testing, *Proceedings of the 35th ISR (International Symposium on Robotics)*, 2004.
18. R. Denzer, F. J. Barth, and P. Steinmann, “Studies in elastic fracture mechanics based on the material force method,” *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, vol. 58, no. 12, pp. 1817–1835, 2003.
19. T. Xu, J. Fan, Y. Chen et al., “Dynamic identification of the KUKA LBR iiwa robot with retrieval of physical parameters using global optimization,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 108018–108031, 2020.
20. Qi, J.; Chen, B.; Zhang, D. Compensation for Absolute Positioning Error of Industrial Robot Considering the Optimized Measurement Space. *Int. J. Adv. Robot Syst.* 2020, 17.

21. Kong, L.B.; Yu, Y. Precision Measurement and Compensation of Kinematic Errors for Industrial Robots Using Artifact and Machine Learning. *Adv. Manuf.* 2022, 10, 397–410.
22. Cao, C.T.; Do, V.P.; Lee, B.R. A Novel Indirect Calibration Approach for Robot Positioning Error Compensation Based on Neural Network and Hand-Eye Vision. *Appl. Sci.* 2019, 9, 1940.
23. Chen, D.; Yuan, P.; Wang, T.; Cai, Y.; Xue, L. A Compensation Method for Enhancing Aviation Drilling Robot Accuracy Based on Co-Kriging. *Int. J. Precis. Eng. Manuf.* 2018, 19, 1133–1142.
24. Chen, D.; Yuan, P.; Wang, T.; Ying, C.; Tang, H. A Compensation Method Based on Error Similarity and Error Correlation to Enhance the Position Accuracy of an Aviation Drilling Robot. *Meas. Sci. Technol.* 2018, 29, 085011.
25. Shen, N.Y.; Guo, Z.M.; Li, J.; Tong, L.; Zhu, K. A Practical Method of Improving Hole Position Accuracy in the Robotic Drilling Process. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* 2018, 96, 2973–2987.
26. Chen, D.; Wang, T.; Yuan, P.; Sun, N.; Tang, H. A Positional Error Compensation Method for Industrial Robots Combining Error Similarity and Radial Basis Function Neural Network. *Meas. Sci. Technol.* 2019, 30, 125010.
27. Wang, L.; Tang, Z.; Zhang, P.; Liu, X.; Wang, D.; Li, X. Double Extended Sliding Mode Observer-Based Synchronous Estimation of Total Inertia and Load Torque for PMSM-Driven Spindle-Tool Systems. *IEEE Trans. Ind. Inf.* 2022, 19, 8496–8507.
28. S. Panda, D. Mishra, and B. B. Biswal, “An approach for design optimization of 3R manipulator using Adaptive Cuckoo Search algorithm,” *Mechanics Based Design of Structures and Machines*, vol. 48, no. 6, pp. 773–798, 2020.
29. R. Wang, A. W. Wu, X. Chen, and J. Wang, “A point and distance constraint based 6R robot calibration method through machine vision,” *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 65, p. 7, 2020.
30. Y. Zhang, C. Liu, and P. Liu, 6R Industrial Robot Sti@ness Analysis *Machinery Design & Manufacture*, no. 2, pp. 257–260, 2015.

31. M. Cordes and W. Hintze, “Online simulation of path deviation due to joint compliance and hysteresis for robot machining,” *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 90, no. 1-4, pp. 1075–1083, 2017.
32. N. R. Slavkovic, D. S. Milutinovic, and M. M. Glavonjic, “A method for on-line compensation of cutting force-induced errors in robotic machining by tool path modification,” *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 70, no. 9-12, pp. 2083–2096, 2014.
33. Dam E R V, Husslage B , Melissen H H . Maximin Latin Hypercube Designs in Two Dimensions[J]. *Operations Research*, 2007, 55(1):158-169.
34. Mckay M D, Conover R J B J . A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code[J]. *Technometrics*, 1979, 21(2):239-245.
35. Baillieul J. Introduction to ROBOTICS mechanics and control. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1987, 32(5):463-464.
36. Y. Li, G. Gao, F. Liu, “Positioning Error Compensation for Industrial Robots Based on Stiffness Modelling”, *Complexity*, vol. 2020. pp. 1–13, 2020. DOI: 10.1155/2020/8850751
37. G. Shi, S. Zhao, B. Hu, “A Practical Method to Improve Absolute Positioning Accuracy of Industrial Robot”, *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1453, pp. 012121, 2020. DOI: 10.1088/1742-6596/1453/1/012121
38. R. Devlieg, “Expanding the Use of Robotics in Airframe Assembly Via Accurate Robot Technology”, *SAE International Journal of Aerospace*, vol. 3, no. 1, pp. 198–203. 2010. DOI:10.4271/2010-01-1846
39. M. Abdolrasol, “Artificial Neural Network Based Particle Swarm Optimization for Microgrid Optimal Energy Scheduling”, *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 36, no. 11, pp. 12151–12157, 2021. DOI: 10.1109/tpel.2021.3074964
40. M. Abdolrasol, “Energy Management Scheduling for Microgrids in the Virtual Power Plant System Using Artificial Neural Networks”, *Energies*, vol. 14, no. 20, pp. 6507. 2021. DOI: 10.3390/en14206507

41. M. A. Hannan, “Binary Particle Swarm Optimization for Scheduling MG Integrated Virtual Power Plant Toward Energy Saving”, *IEEE Access*, vol. 7, pp. 107937–107951, 2019. DOI: 10.1109/access.2019.2933010
42. M. S. Ahmed, “Real time optimal schedule controller for home energy management system using new binary backtracking search algorithm”, *Energy and Buildings*, vol. 138, pp. 215–227, 2017. DOI: 10.1016/j.enbuild.2016.12.052
43. V. Sim. Using Genetic Algorithms to Train Neural Networks. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/using-geneticalgorithms-to-train-neural-networksb5ffe0d51321>
44. Degradation Measurement of Robot Arm Position Accuracy. NIST. [Online]. Available: <https://www.nist.gov/el/intelligent-systemsdivision-73500/degradation-measurement-robotarm-position-accuracy>
45. Alebooyeh M, Urbanic J (2024) Development of robotic automation solutions for limp flexible material handling leveraging a finite element modelling technique. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 132(1):781-800. <https://doi.org/10.1007/s00170-024-13229-z>.
46. Liu G, Sun W, Xie W, Xu Y (2022) Learning visual path-following skills for industrial robot using deep reinforcement learning. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 122(2):1099-111. <https://doi.org/10.1007/s00170-022-09800-1>.
47. Sarivan I-M, Madsen O, Wæhrens BV (2024) Automatic welding-robot programming based on product-process-resource models. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 132(3):1931-50. <https://doi.org/10.1007/s00170-024-13409-x>.
48. Zhu Z, Lin Z, Huang J, Zheng L, He B (2023) A digital twin-based machining motion simulation and visualization monitoring system for milling robot. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 127(9):4387-99. <https://doi.org/10.1007/s00170-023-11827-x>.
49. Zou L, Liu X, Ren X, Huang Y (2020) Investigation of robotic abrasive belt grinding methods used for precision machining of aluminum blades. *The*

International Journal of Advanced Manufacturing Technology 108(9):3267-78.
<https://doi.org/10.1007/s00170-020-05632-z>.

50. Li Z, Tian W, Wang M, Li B, Liao W (2022) Positioning error compensation of a flexible track hybrid robot for aircraft assembly based on response surface methodology and experimental study. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 119(1):1313-30. <https://doi.org/10.1007/s00170-021-08134-8>.

51. Li Z, Tian W, Hu J, Wang M, Li B, Liao W (2023) Deformation error compensation by stiffness model of mechanical joint on a flexible track drilling robot for aircraft assembly. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 127(11):5863-78. <https://doi.org/10.1007/s00170-023-11821-3>.

52. Li Z, Li S, Luo X (2024) A Novel Machine Learning System for Industrial Robot Arm Calibration. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs* 71(4):2364-8. <https://doi.org/10.1109/TCSII.2023.3332825>.

53. Luo G, Zou L, Wang Z, Lv C, Ou J, Huang Y (2021) A novel kinematic parameters calibration method for industrial robot based on Levenberg-Marquardt and Differential Evolution hybrid algorithm. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing* 71:102165. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rcim.2021.102165>.

54. Nguyen H-N, Le P-N, Kang H-J (2019) A new calibration method for enhancing robot position accuracy by combining a robot model-based identification approach and an artificial neural network-based error compensation technique. *Advances in Mechanical Engineering* 11(1):1687814018822935. <https://doi.org/10.1177/1687814018822935>.

55. Hyun-Kyu L, Dong-Hyeok K, Sung-Rak K, Hee-Jun K. A practical approach to enhance positioning accuracy for industrial robots. 2009 ICROS-SICE International Joint Conference ICCAS-SICE 2009. 2009.

56. Renders JM, Rossignol E, Becquet M, Hanus R (1991) KINEMATIC CALIBRATION AND GEOMETRICAL PARAMETER-IDENTIFICATION FOR ROBOTS. *Ieee Transactions on Robotics and Automation* 7(6):721-32. <https://doi.org/10.1109/70.105381>.

57. Helton JC, Davis FJ (2003) Latin hypercube sampling and the propagation of uncertainty in analyses of complex systems. *Reliability Engineering & System Safety* 81(1):23-69. [https://doi.org/10.1016/s0951-8320\(03\)00058-9](https://doi.org/10.1016/s0951-8320(03)00058-9).
58. Fu, S.; Li, Y.; Zhang, M.; Hu, J.; Hua, F.; Tian, W. Robot Positioning Error Compensation Method Based on Deep Neural Network. *J. Phys. Conf. Ser.* 2020, 1487, 012045.
59. Wang, W.; Tian, W.; Liao, W.; Li, B.; Hu, J. Error Compensation of Industrial Robot Based on Deep Belief Network and Error Similarity. *Robot Comput. Integr. Manuf.* 2022, 73, 102220.
60. Mubarak, M.F.; Petraite, M. Industry 4.0 Technologies, Digital Trust and Technological Orientation: What Matters in Open Innovation? *Technol. Forecast Soc. Chang.* 2020, 161, 120332.
61. Papakostas, N.; Constantinescu, C.; Mourtzis, D. Novel Industry 4.0 Technologies and Applications. *Appl. Sci.* 2020, 10, 6498.
62. Jaskó, S.; Skrop, A.; Holczinger, T.; Chován, T.; Abonyi, J. Development of Manufacturing Execution Systems in Accordance with Industry 4.0 Requirements: A Review of Standard- and Ontology-Based Methodologies and Tools. *Comput. Ind.* 2020, 123, 103300.
63. Rosin, F.; Forget, P.; Lamouri, S.; Pellerin, R. Impacts of Industry 4.0 Technologies on Lean Principles. *Int. J. Prod. Res.* 2019, 58, 1644–1661.
64. Moosavi, J.; Bakhshi, J.; Martek, I. The Application of Industry 4.0 Technologies in Pandemic Management: Literature Review and Case Study. *Healthc. Anal.* 2021, 1, 100008.
65. Klerkx, L.; Rose, D. Dealing with the Game-Changing Technologies of Agriculture 4.0: How Do We Manage Diversity and Responsibility in Food System Transition Pathways? *Glob. Food Sec.* 2020, 24, 100347.
66. Javaid, M.; Haleem, A.; Khan, I.H.; Suman, R. Understanding the Potential Applications of Artificial Intelligence in Agriculture Sector. *Adv. Agrochem.* 2023, 2, 15–30.

67. Strong, R.; Wynn, J.T.; Lindner, J.R.; Palmer, K. Evaluating Brazilian Agriculturalists' IoT Smart Agriculture Adoption Barriers: Understanding Stakeholder Salience Prior to Launching an Innovation. *Sensors* 2022, 22, 6833.
68. Zheng, T.; Ardolino, M.; Bacchetti, A.; Perona, M. The Applications of Industry 4.0 Technologies in Manufacturing Context: A Systematic Literature Review. *Int. J. Prod. Res.* 2021, 59, 1922–1954.
69. Hinton, G.E.; Osindero, S.; Teh, Y.W. A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets. *Neural Comput.* 2006, 18, 1527–1554.
70. Gao, S.; Xu, L.; Zhang, Y.; Pei, Z. Rolling Bearing Fault Diagnosis Based on SSA Optimized Self-Adaptive DBN. *ISA Trans.* 2022, 128, 485–502.
71. Wang, Y.; Pan, Z.; Yuan, X.; Yang, C.; Gui, W. A Novel Deep Learning Based Fault Diagnosis Approach for Chemical Process with Extended Deep Belief Network. *ISA Trans.* 2020, 96, 457–467.
72. Slavkovic, N.; Zivanovic, S.; Kokotovic, B.; Dimic, Z.; Milutinovic, M. Simulation of Compensated Tool Path through Virtual Robot Machining Model. *J. Braz. Soc. Mech. Sci. Eng.* 2020, 42, 374.
73. Лорен Берк-Маккарті, Франсуа Гупіль. Проект спільноти, розроблений великою групою людей з усього світу. <https://scikit-learn.org/stable>. 2024 р.
74. Індекс пакетів Python (PyPI). <https://pypi.org/project/PyKrige/>. 16 квітня 2018 р.
75. Chen QZ, Zhang CR, Ni HP, Liang X, Wang HT, Hu TL (2018) Trajectory planning method of robot sorting system based on S-shaped acceleration/deceleration algorithm. *International Journal of Advanced Robotic Systems* 15(6). <https://doi.org/10.1177/1729881418813805>.
76. Ni HP, Zhang CR, Chen QZ, Ji S, Hu TL, Liu YA (2019) A novel time-rounding-up-based feedrate scheduling method based on S-shaped ACC/DEC algorithm. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 104(5-8):2073-88. <https://doi.org/10.1007/s00170-019-03882-0>.

Додаток А

Стаття у фаховому журналі (подана до редакції журналу «Вимірювальна та обчислювальна техніка у технологічних процесах»)

УДК 004.8

DOI:

Богдан КОРОЛЮК, Наталія МОРКУН

Хмельницький національний університет

ORCID ID: 0009-0006-8230-0841

0000-0002-1261-1170

e-mail: bogdankoroliuk@gmail.com

nataliia.morkun@lnu.edu.ua

МЕТОД ОЦІНКИ ТА КОМПЕНСАЦІЯ ПОХИБКИ ПОЗИЦІОНУВАННЯ ПРОМИСЛОВИХ РОБОТІВ

У статті висвітлюється проблема промислових роботів, які широко використовуються в інтелектуальній виробничій промисловості через їх високу ефективність і низьку вартість, але низька абсолютна точність позиціонування обмежує їх застосування в області високоточного виробництва. Для підвищення абсолютної точності позиціонування робота та вирішення традиційних складних задач моделювання помилок запропоновано метод компенсації помилок позиціонування робота на основі глибокої нейронної мережі.

У роботі запропоновано метод компенсації помилок, для підвищення абсолютної точності позиціонування робота. Аналізуючи кінематичну модель і структурний склад промислового робота, з'ясовуються джерела помилок позиціонування робота і стратегії компенсації. На основі алгоритму навчання з накопиченим ансамблем побудована модель прогнозування помилок позиціонування робота, що містить багатосарових учнів.

У дослідженні представлено метод компенсації помилок позиціонування робота на основі вдосконаленої глибокої нейронної мережі (GPSO-DNN), на основі моделювання жорсткості, складеного ансамблю та диференціальної еволюції глибоких мереж.

Ключові слова: компенсація помилок, абсолютна похибка позиціонування, роботизована обробка, навчання складеного ансамблю, глибока нейронна мережа.

Bohdan KOROLYUK, Natalia MORKUN

Khmelnytskyi National University

METHOD OF ASSESSMENT AND COMPENSATION OF THE POSITIONING ERROR OF INDUSTRIAL WORKS

The article highlights the problem of industrial robots, which are widely used in the intelligent manufacturing industry due to their high efficiency and low cost, but low absolute positioning accuracy limits their application in the field of high-precision manufacturing. In order to increase the absolute accuracy of robot positioning and solve traditional complex problems of error modeling, a method of compensation for robot positioning errors based on a deep neural network is proposed.

The paper proposes an error compensation method to increase the absolute accuracy of robot positioning. Analyzing the kinematic model and structural composition of the industrial robot, the sources of robot positioning errors and compensation strategies are revealed. Based on the learning algorithm with the accumulated ensemble, a model for predicting robot positioning errors containing multilayer learners is built.

The research presents a robot positioning error compensation method based on advanced deep neural network (GPSO-DNN), based on stiffness modeling, composite ensemble and differential evolution of deep networks.

Keywords: error compensation, absolute positioning error, robotic processing, complex ensemble learning, deep neural network.

Постановка проблеми

Метод компенсації помилок позиціонування робота, також відомий як метод компенсації точності робота, відноситься до помилок, що генеруються певним засобом для компенсації початкових помилок роботів. Відповідно до методу керування роботом, існуючі методи підвищення абсолютної точності позиціонування роботів можна класифікувати на метод компенсації зворотного зв'язку онлайн-виявлення та метод компенсації зворотного зв'язку в автономному режимі.

Метод компенсації зворотного зв'язку онлайн-виявлення зазвичай додає зовнішній пристрій виявлення в систему робота для отримання інформації зворотного зв'язку від кінця або суглоба робота в режимі реального часу, тим самим реалізуючи управління замкнутим або напівзамкнутим контуром для підвищення точності абсолютного позиціонування до 0,2 мм [1,2]. Однак такі методи сильно залежать від додаткового обладнання для моніторингу і складні для впровадження в складному промисловому робочому просторі.

Метод компенсації прямого зворотного зв'язку в автономному режимі калібрування поділяється на кінематичну модель, метод калібрування та калібрування некінетичної моделі. Основний принцип методу калібрування кінематичної моделі [3,4] полягає в отриманні похибок кінематичних параметрів робота за допомогою певних методів вимірювання та методів ідентифікації параметрів для корекції кінематичної моделі робота. Недоліком цього методу є те, що процес моделювання та ідентифікації параметрів ускладнений. Ця модель враховує лише джерело геометричної похибки, на яке припадає лише 80%~90% від загальної кількості помилок [5]. Таким чином, ефект компенсації точності обмежений.

Аналіз останніх джерел

Методи калібрування некінетичних моделей, такі як метод нейронних мереж [6], метод просторової інтерполяції [7] тощо, не тільки враховують геометричні фактори похибки, але й включають негеометричні фактори похибки, такі як зазор між зубчастими колесами, зміна навантаження та теплові ефекти. Zhou et al. [7], запропонували метод компенсації точності, заснований на просторовій інтерполяції, яка компенсується просторовою інтерполяцією для оцінки похибки положення в цільовій точці робота.

Однак на компенсаційний ефект цього методу істотно впливає величина кроку відбору проб. Xu et al. [8], використовували нейронну мережу прямого зв'язку для прогнозування похибки кута зчленування і застосували її до системи управління для корекції помилок. Nguyen et al. [9], запропонували використовувати штучні нейронні мережі для компенсації негеометричних помилок, а три спільні кути використовуються як входи нейронних мереж для отримання прогнозованих значень негеометричних похибок.

Wang et al. [10], встановили відображення між фактичними координатами цільових точок і теоретичними координатами за допомогою алгоритму ELM, і абсолютна точність позиціонування робота була покращена на 45%. Але діапазон просторової вибірки методу занадто малий для застосування в практичних інженерних завданнях. Перераховані вище методи не враховують вплив положення цільової точки на похибку позиціонування, тому точність компенсації обмежена.

Промислові роботи широко використовуються в багатьох сферах для різних застосувань, включаючи сортування, зварювання, шліфування, фарбування, складання, механічну обробку. Швидко розвиваються і застосовуються роботизовані системи поступово витісняють роль людини в різних галузях промисловості. Точність позиціонування зазвичай полягає у вимірюванні відхилення руху між фактичною точкою позиціонування та ідеальною точкою позиціонування, коли промисловий робот рухається в потрібне місце [11,12].

А точність позиціонування можна розділити на абсолютну точність позиціонування та повторювану точність позиціонування. Промислові роботи зазвичай мають високу точність позиціонування, що повторюється, але погано працюють з точки зору абсолютної точності позиціонування. Низька абсолютна точність позиціонування промислових роботів обмежує їх застосування у високоточних виробничих сценаріях, де програмне забезпечення для автономного програмування (computer-aided manufacturing (CAM)) зазвичай використовується для генерації траєкторій, а не для навчання операціям [13].

Завдяки послідовній механічній структурі промислових роботів кожен стик має прямий вплив на кінцеве положення, а їх абсолютна точність позиціонування безпосередньо впливає на точність обробки роботизованих систем. Існує багато причин помилок позиціонування, таких як помилки обробки, помилки при складанні, знос компонентів тощо. Існуюча література поділяє джерела помилок позиціонування в промислових роботах на дві категорії: геометричні похибки та негеометричні похибки [14].

Геометричні похибки відносяться до помилок, спричинених факторами геометричних параметрів, включаючи відхилення кута з'єднання, відхилення довжини зчеплення, помилку зміщення зчеплення та відхилення кута кручення. На ці типи помилок припадає приблизно 90% від загальної кількості помилок позиціонування.

Негеометричні похибки відносяться до помилок, спричинених негеометричними факторами параметрів, включаючи гнучкість суглоба, гнучкість зчеплення, зазор шестерень і тертя. Низька абсолютна точність позиціонування промислових роботів може легко спричинити руйнівний вплив на точність розмірів заготовок і вплинути на ефективність обробки. Щоб задовольнити зростаючий попит на контроль точності положення робота, важливо досліджувати передові методи компенсації помилок позиціонування робота.

Метою роботи є: розробка методів оцінки та компенсація похибки позиціонування промислових роботів.

Виклад основного матеріалу

Експериментальна платформа для компенсації абсолютної точності позиціонування промислових роботів показана на рисунку 1. Промисловий робот, який використовується для компенсації точності, є KR6_R700 sixx_CR KUKA. Він має вантажопідйомність 6 кг і робочий діапазон радіусом 700 мм.

Об'єм робочого простору – 1,36 м³, повторюваність положення становить 0,03 мм, а абсолютна точність позиціонування - 0,6 мм. Лазерний трекер Leica AT901-B використовується для вимірювання похибки положення і похибка становить 15 мкм + 6 мкм/м. Похибка лазерного трекера зростає зі збільшенням відстані.

AT901-B використовує енкодер кута для вимірювання та абсолютний інтерферометр для вимірювання відстані. Абсолютний інтерферометр в AT901 включає в себе гелій-неоновий лазерний інтерферометр і абсолютний далекомір. Два лазери можуть працювати незалежно один від одного.

Випромінюваний лазером лазерний промінь направляється на ціль через універсальне дзеркало. Лазерний промінь інтерферометра також служить віссю колімації для трекера. Відбите лазерне світло вимірюється за допомогою вбудованого двовісного детектора положення трекера. Імпульс, що генерується детектором положення, обробляється процесором трекера. Потім вихідний сигнал подається назад на серводвигун, який приводить двигун у рух для відстеження цільового дзеркала трекера в режимі реального часу.

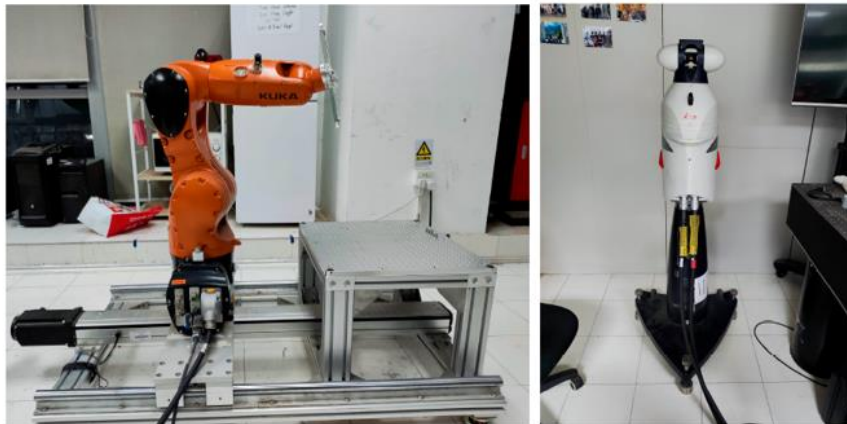


Рисунок 1 – Платформа компенсації помилок для лазерних трекерів і промислових роботів

Схема управління і зв'язку платформи компенсації помилок показана на рисунку 2. Комп'ютер використовується як майстер TwinCAT, тобто первинний контролер системи управління. Майстер TwinCAT використовує промисловий Ethernet EtherCAT для зв'язку з промисловими роботами.

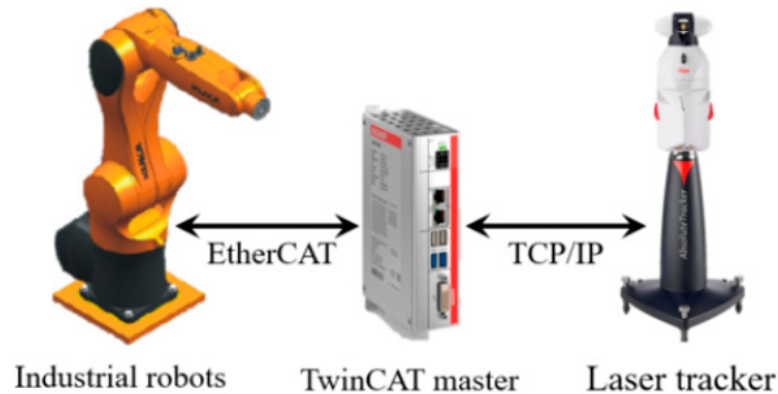


Рисунок 2 – Зв'язок з експериментальною установкою

Далі реалізується вимірювання відстані відстеження, яке використовується для вимірювання фактичної пози кінцевого ефектора промислового робота. Не мало важливим є те, що лазерний трекер зв'язується з майстром TwinCAT через Ethernet (протокол TCP/IP).

Припускаючи, що вимоги до вимірювання лазерного трекера виконані, цільова куля фіксованого оснащення промислового робота встановлюється в робочому просторі 240 мм 240 мм 200 мм і вимірюється близько 8000 наборів даних. Для універсальності та випадковості експериментальних даних використовується модуль випадкових чисел Дранд використовується в TwinCAT3 для випадкової генерації конкретних даних вибірки в межах заздалегідь визначеного простору вибірки.

Для того, щоб отримати реальне положення робота і лазерного трекера в стаціонарному режимі, кожен відбір проб ділиться на три етапи. Спочатку робот прибуває в точку відбору проб і залишається там протягом 2000 мс.

Потім лазерний трекер записує дані протягом 1000 мс. Нарешті, пристрої затримуються ще на 1000 мс для того, щоб скинути їх. Теоретичне положення, координати і кути з'єднань робота є вхідними даними моделі. Абсолютна похибка положення кінця робота і становить вихід моделі.

Аналіз ефективності запропонованого методу

Результати показали, що метод компенсації помилок дозволяє значно знизити похибки позиціонування робота як при однокривій компенсації, так і при компенсації лінійного шляху. Це перший випадок, коли методи ансамблевого навчання були використані в компенсації помилок роботів і досягли значного покращення продуктивності порівняно з індивідуальною моделлю навчання, що може надати рекомендації більшій кількості вчених щодо використання ансамблевого навчання для вирішення виробничих проблем.

На основі мереж глибоких переконань з використанням методу офф-лайн компенсації запропоновано алгоритм компенсації абсолютної точності позиціонування промислових роботів. Він прогнозує і компенсує абсолютну похибку позиціонування промислових роботів на основі алгоритму DBN і DE. Оптимізовано кількість прихованих шарів, вузли прихованого шару, швидкість навчання, фактори імпульсу, ітерації RBM та ітерації тонкого налаштування DBN. Встановлено модель похибки положення промислових роботів. У поєднанні з оффлайн-методом компенсації зворотного зв'язку запропонований метод перевіряється експериментально з використанням промислового робота KR6_R700 sixx_CR та лазерного трекера AT901-B.

Після компенсації абсолютна похибка позиціонування торця робота знижується на 82,14%, з 0,469 мм до 0,084 мм. Підвищена абсолютна точність позиціонування промислового робота. Це вказує на те, що запропонований підхід є вигідним для виконання більш точних операційних завдань. Результати цієї роботи можуть бути використані для підвищення абсолютної точності позиціонування промислових роботів, що є великою підмогою у підвищенні точності руху та продуктивності керування силою роботів.

ВИСНОВКИ

В роботі були запропоновані методи компенсації помилок позиціонування робота на основі вдосконаленої глибокої нейронної мережі (GPSO-DNN), на основі моделювання жорсткості, складеного ансамблю та диференціальної еволюції та глибоких мереж.

Також було в'яснено, що на відміну від традиційного калібрування кінематичної моделі, яка враховує лише геометричні джерела похибок, модель глибокої нейронної мережі може одночасно враховувати як геометричні, так і негеометричні джерела похибок. Таким чином, складний взаємозв'язок відображення між входом і виходом добре встановлена, а похибка позиціонування робота точно прогнозується.

Було проведено аналіз основних сучасних засобів інтелектуалізації роботи промислового обладнання, показано перспективність застосування роботів маніпуляторів у приладобудівній промисловості при виготовленні точних виробів. Визначено основні підходи з огляду на застосування штучних нейронних мереж до створення інтелектуальних систем виготовлення приладобудівної продукції в умовах автоматизації технологічних процесів із застосуванням роботів маніпуляторів.

Точність позиціонування роботів-маніпуляторів – досить складна та комплексна тема, що потребує багатокритеріального підходу.

Було обгрунтовано один з можливих методів підвищення точності просторових координат позиціонування роботів-маніпуляторів в робочому просторі обладнання. Тестування описаного методу показало його дієвість – підвищення точності від 22 до 77 %.

Був запропонований метод компенсації помилок, для підвищення абсолютної точності позиціонування робота. Аналізуючи кінематичну модель і структурний склад промислового робота, з'ясовуються джерела помилок позиціонування робота і стратегії компенсації. На основі алгоритму навчання з накопиченим ансамблем побудована модель прогнозування помилок позиціонування робота, що містить багатоповільних учнів.

На основі мереж глибоких переконань з використанням методу офф-лайн компенсації запропоновано алгоритм компенсації абсолютної точності позиціонування промислових роботів. Він прогнозує і компенсує абсолютну похибку позиціонування промислових роботів на основі алгоритму DBN і DE. Оптимізовано кількість прихованих шарів, вузли прихованого шару, швидкість навчання, фактори імпульсу, ітерації RBM та ітерації тонкого налаштування DBN.

Встановлено модель похибки положення промислових роботів. У поєднанні з оффлайн-методом компенсації зворотного зв'язку запропонований метод перевіряється експериментально з використанням промислового робота KR6_R700 sixx_CR та лазерного трекара AT901-B.

Результати експериментальної верифікації показують, що метод компенсації помилок позиціонування на основі GPSO-DNN має хорошу точність компенсації.

Похибка позиціонування зменшується з 1,529 мм до 0,364 мм, а точність позиціонування робота значно покращується на 76,19%, що підтверджує практичність і точність методу.

Література

1. Olsson T, Haage M, Kihlman H, Johansson R, Nilsson K, Robertsson A, et al. Cost-efficient drilling using industrial robots with high-bandwidth force feedback. *Robot Cim-Int Manuf.* 2010; 26(1):24- 38.
2. Saund B, Devlieg R. High Accuracy Articulated Robots with CNC Control Systems. *Sae International Journal of Aerospace*, 2013, 6(2):780-784.
3. Kihlman Henrik, Loser Raimund, Cooke Andrew, et al. Metrology-integrated industrial robots: calibration, implementation and testing, *Proceedings of the 35th ISR (International Symposium on Robotics)*, 2004.
4. Zak G, Benhabib B, Fenton R G, et al. Application of the weighted least squares parameter estimation method to the robot calibration. *Journal of Mechanical Design*, 1994, 116(3):890-893.
5. Roth Z S, Mooring B W, Ravani B. An Overview of Robot Calibration. *Information Technology Journal*, 1987, 3(1):377-385.
6. Renders J M , Rossignol E , Becquet M , et al. Kinematic calibration and geometrical parameter identification for robots. *Robotics & Automation IEEE Transactions on*, 1991, 7(6):721-732.
7. Zhong X, John Lewis, Francis L. N-Nagy. Inverse robot calibration using artificial neural networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 1996, 9(1):83-93.
8. Wei Z, Wenhe L, Wei T. Theory and experiment of industrial robot accuracy compensation method based on spatial interpolation. *Journal of mechanical engineering*. 2013,49(03):42-48.
9. Xu W L, Wurst K H, Watanabe T, et al. Calibrating a modular robotic joint using neural network approach. *IEEE World Congress on IEEE International Conference on Neural Networks*. 1994.
10. H.N. Nguyen, J. Zhou, H.J. Kang, A calibration method for enhancing robot accuracy through integration of an extended Kalman filter algorithm and an artificial neural network, *Neurocomputing* 151 (2015) 996–1005.
11. Li Z, Tian W, Hu J, Wang M, Li B, Liao W (2023) Deformation error compensation by stiffness model of mechanical joint on a flexible track drilling robot for aircraft assembly. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 127(11):5863-78. <https://doi.org/10.1007/s00170-023-11821-3>.

12. Li Z, Li S, Luo X (2024) A Novel Machine Learning System for Industrial Robot Arm Calibration. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs* 71(4):2364-8. <https://doi.org/10.1109/TCSII.2023.3332825>.
13. Nguyen H-N, Le P-N, Kang H-J (2019) A new calibration method for enhancing robot position accuracy by combining a robot model-based identification approach and an artificial neural network-based error compensation technique. *Advances in Mechanical Engineering* 11(1):1687814018822935. <https://doi.org/10.1177/1687814018822935>.
14. Hyun-Kyu L, Dong-Hyeok K, Sung-Rak K, Hee-Jun K. A practical approach to enhance positioning accuracy for industrial robots. 2009 ICROS-SICE International Joint Conference ICCAS-SICE 2009. 2009.
15. Renders JM, Rossignol E, Becquet M, Hanus R (1991) KINEMATIC CALIBRATION AND GEOMETRICAL PARAMETER-IDENTIFICATION FOR ROBOTS. *Ieee Transactions on Robotics and Automation* 7(6):721-32. <https://doi.org/10.1109/70.105381>.

References

1. Olsson T, Haage M, Kihlman H, Johansson R, Nilsson K, Robertsson A, et al. Cost-efficient drilling using industrial robots with high-bandwidth force feedback. *Robot Cim-Int Manuf.* 2010; 26(1):24- 38.
2. Saund B, Devlieg R. High Accuracy Articulated Robots with CNC Control Systems. *Sae International Journal of Aerospace*, 2013, 6(2):780-784.
3. Kihlman Henrik, Loser Raimund, Cooke Andrew, et al. Metrology-integrated industrial robots: calibration, implementation and testing, *Proceedings of the 35th ISR (International Symposium on Robotics)*, 2004.
4. Zak G, Benhabib B, Fenton R G, et al. Application of the weighted least squares parameter estimation method to the robot calibration. *Journal of Mechanical Design*, 1994, 116(3):890-893.
5. Roth Z S, Mooring B W, Ravani B. An Overview of Robot Calibration. *Information Technology Journal*, 1987, 3(1):377-385.
6. Renders J M , Rossignol E , Becquet M , et al. Kinematic calibration and geometrical parameter identification for robots. *Robotics & Automation IEEE Transactions on*, 1991, 7(6):721-732.
7. Zhong X, John Lewis, Francis L. N-Nagy. Inverse robot calibration using artificial neural networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 1996, 9(1):83-93.
8. Wei Z, Wenhe L, Wei T. Theory and experiment of industrial robot accuracy compensation method based on spatial interpolation. *Journal of mechanical engineering.* 2013,49(03):42-48.
9. Xu W L, Wurst K H, Watanabe T, et al. Calibrating a modular robotic joint using neural network approach. *IEEE World Congress on IEEE International Conference on Neural Networks.* 1994.
10. H.N. Nguyen, J. Zhou, H.J. Kang, A calibration method for enhancing robot accuracy through integration of an extended Kalman filter algorithm and an artificial neural network, *Neurocomputing* 151 (2015) 996–1005.
11. Li Z, Tian W, Hu J, Wang M, Li B, Liao W (2023) Deformation error compensation by stiffness model of mechanical joint on a flexible track drilling robot for aircraft assembly. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 127(11):5863-78. <https://doi.org/10.1007/s00170-023-11821-3>.
12. Li Z, Li S, Luo X (2024) A Novel Machine Learning System for Industrial Robot Arm Calibration. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs* 71(4):2364-8. <https://doi.org/10.1109/TCSII.2023.3332825>.
13. Nguyen H-N, Le P-N, Kang H-J (2019) A new calibration method for enhancing robot position accuracy by combining a robot model-based identification approach and an artificial neural network-based error compensation technique. *Advances in Mechanical Engineering* 11(1):1687814018822935. <https://doi.org/10.1177/1687814018822935>.
14. Hyun-Kyu L, Dong-Hyeok K, Sung-Rak K, Hee-Jun K. A practical approach to enhance positioning accuracy for industrial robots. 2009 ICROS-SICE International Joint Conference ICCAS-SICE 2009. 2009.
15. Renders JM, Rossignol E, Becquet M, Hanus R (1991) KINEMATIC CALIBRATION AND GEOMETRICAL PARAMETER-IDENTIFICATION FOR ROBOTS. *Ieee Transactions on Robotics and Automation* 7(6):721-32. <https://doi.org/10.1109/70.105381>.

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

РЕЦЕНЗІЯ НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ

Дипломник: Королюк Богдан Сергійович

Тема: Метод оцінки та компенсація похибки позиціонування промислових роботів

Спеціальність: 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка»

Обсяг кваліфікаційної роботи:

Кількість листів креслень -; кількість сторінок записки 82

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень У роботі розроблено метод оцінки та компенсації похибки позиціонування промислових роботів

2. Висновок про відповідність роботи дипломному завданню _____
Кваліфікаційна робота відповідає виданому завданню _____

3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: У першому розділі були запропоновані методи компенсації помилок позиціонування робота на основі вдосконаленої глибокої нейронної мережі (GPSO-DNN), на основі моделювання жорсткості, складеного ансамблю та диференціальної еволюції та глибоких мереж. У другому розділі було проведено аналіз основних сучасних засобів інтелектуалізації роботи промислового обладнання, показано перспективність застосування роботів маніпуляторів у приладобудівній промисловості при виготовленні точних виробів. У третьому розділі був запропонований метод компенсації помилок, для підвищення абсолютної точності позиціонування робота. Аналізуючи кінематичну модель і структурний склад промислового робота, з'ясовуються джерела помилок позиціонування робота і стратегії компенсації. У четвертому розділі на основі мереж глибоких переконань з використанням методу офф-лайн компенсації запропоновано алгоритм компенсації абсолютної точності позиціонування промислових роботів.

4. Позитивні сторони роботи: висока практична цінність роботи.

5. Негативні сторони роботи: немає.

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: Пояснювальна записка оформлена, згідно діючих стандартів оформлення документації

7. Відгук про роботу в цілому: Робота виконана на належному рівні.

8. Інші зауваження: відеутні

9. Оцінка дипломної роботи:

Розглянувши позитивні та негативні сторони представленої кваліфікаційної роботи вважаю, що робота заслуговує оцінки «добре» 4,00 (С)

Рецензент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи) Лисенко Сергій Миколайович, доктор технічних наук, професор кафедри КПС

“12” 12 2024р.



[Signature] (підпис)

Завідувачу кафедри АКІТтаР
д-ру техн.наук, проф. Мартинюку В.В.

Королюк Б.С.

ПІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 2 курс, групи АКІТРм-23-1

ЗАЯВА

З правилами чинного Положення «Про систему забезпечення академічної доброчесності у Хмельницькому національному університеті» від 01.07.2022, згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування заходів дисциплінарної та академічної відповідальності, ознайомлений (а). Про використання програмно-технічних засобів для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на наявність плагіату ознайомлений(а) та надаю свою згоду на обробку та збереження університетом моєї роботи в інституційному репозитарії університету.

Також надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних програмно-технічних засобів (StrikePlagiarism та Anti-Plagiarism) та використання роботи для виявлення плагіату в інших роботах, які перевіряються програмно-технічними засобами та користувачами, що мають доступ до цих програмно-технічних засобів, виключно в обмежених цілях для виявлення плагіату в текстах робіт.

Робота для перевірки університетом надається в друкованому та електронному варіанті. Електронна версія моєї роботи збігається (ідентична) з друкованою.

02.12.2024 р.

дата



підпис

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

Автор: Богдан КОРОЛЮК

Співавтор:

Назва: МКР Королюк

Науковий керівник: Наталя МОРКУН

Підрозділ: Кафедра автоматизації, комп'ютерно-інтегрованих технологій та робототехніки

Коефіцієнт подібності 1: 8.4%

Коефіцієнт подібності 2: 7.5%

Мікропробіли: 4

Заміна букв: 10

Інтервали: 0

Білі знаки: 1

Дата створення звіту: 2024-12-11 09:10:21.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедур. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2024-12-11

Патл


експерт

Anti-Plagiarism v-15.257

Максимальне співпадіння з одним документом 1.0%

Словники перевірки: en_US, ru_RU, ua_UA. Помилки в документах: 11%

ID: 157657 Назва: МКР Метод оцінки та компенсація похибки позиціонування промислових робіт Додано в БД: 2024-12-11 Автора: Богдан КОРОЛЮК Керівники: Наталя МОРКУН Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	100043	777	1102 (1%)	15 (2%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

РІШЕННЯ ЕКСПЕРНОЇ КОМПІСІЇ
КАФЕДРИ АВТОМАТИЗАЦІЇ, КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ТА
РОБОТОТЕХНІКИ
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Метод оцінки та компенсація похибки позиціонування промислових роботів

Автор: Королук Богдан Сергійович

Спеціальність: 174 – Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка

Освітня програма: Освітньо-професійна програма «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка»

Науковий керівник: Моркун Наталя Володимирівна, доктор технічних наук, професор

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	відповідає
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої й електронної версії роботи	
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того, як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
5	Інше:	

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом, оскільки:

1) у тексті кваліфікаційної роботи системами перевірки на плагіат виявлено схожість з деякими документами в частині загальноживаних обов'язкових словосполучень у стандартних бланках (титулка, відомість документів), у структурі змісту, назвах розділів/підрозділів тощо, у назвах публікацій у переліку джерел посилання;

2) усі запозичення є фрагментарними або мають належним чином оформленні посилання;

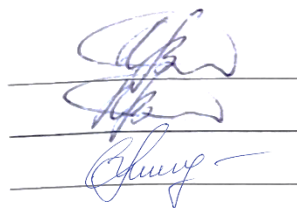
3) виявлені модифікації тексту не впливають на відсоток схожості.

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів ідентичності схожості, складає 8.4% і адресується до 76 джерел, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру теми і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Завідувач кафедри

Гарант освітньої програми

Керівник кваліфікаційної роботи



Валерій МАРТИНЮК

Валерій МАРТИНЮК

Наталя МОРКУН