

ДОДАТОК А

Графічний матеріал кваліфікаційної роботи

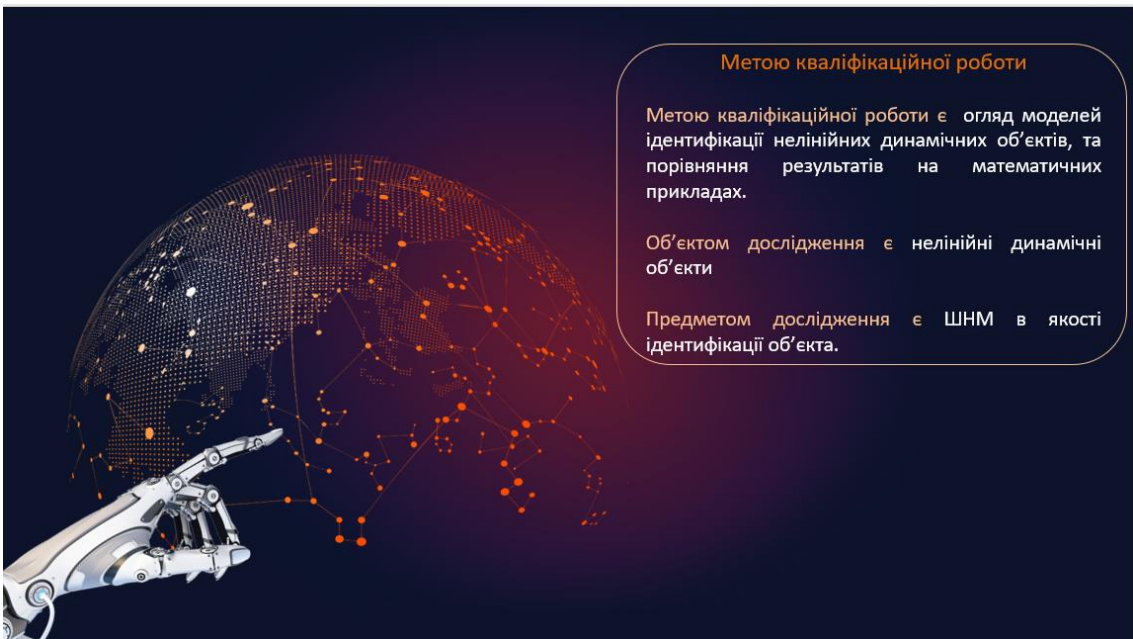


Міністерство освіти та науки України

Харківський національний університет радіоелектроніки
Кафедра «Електронних обчислювальних машин»

Кваліфікаційна робота
На тему:
«Нейромережева ідентифікація нелінійних систем»

Виконала: ст. гр. СПМ-20-3 Попова В.Ю.
Керівник: проф. Руденко О.Г.



Метою кваліфікаційної роботи

Метою кваліфікаційної роботи є огляд моделей ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів, та порівняння результатів на математичних прикладах.

Об'єктом дослідження є нелінійні динамічні об'єкти

Предметом дослідження є ШНМ в якості ідентифікації об'єкта.

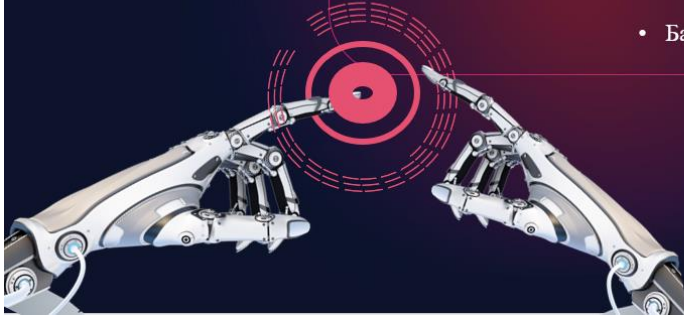
Моделі нелінійних динамічних об'єктів

Класичний підхід:

- модель Вінера;
- модель Вольтерра;
- Модель Гаммерштейна.

Нейромережевий підхід:

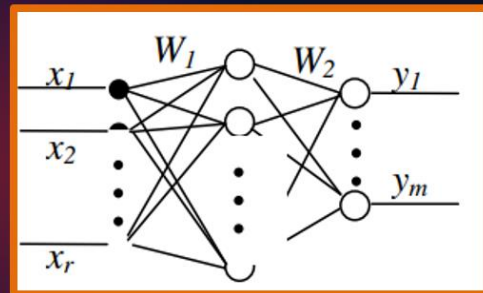
- Багатошаровий перцептрон;



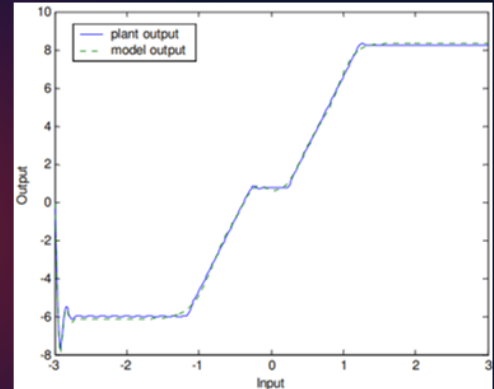
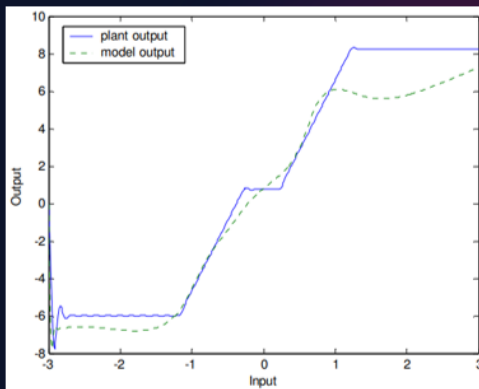
Перцептрон

Двошаровий перцептрон можна представити наступною математичною функцією

$$Y = f_2(W_2 \cdot f_1(W_1 \cdot X + \theta_1) + \theta_2)$$



Модель Хаммерштейна на основі нейронної мережі



Моделі MIMO NARX і MIMO ANARX

Штучні нейронні мережі також є дуже зручним інструментом для ідентифікації систем Multiply Input – Multiply Output (MIMO).

Модель MIMO NARX, отримана шляхом навчання двохшарового перцептрона визначена як

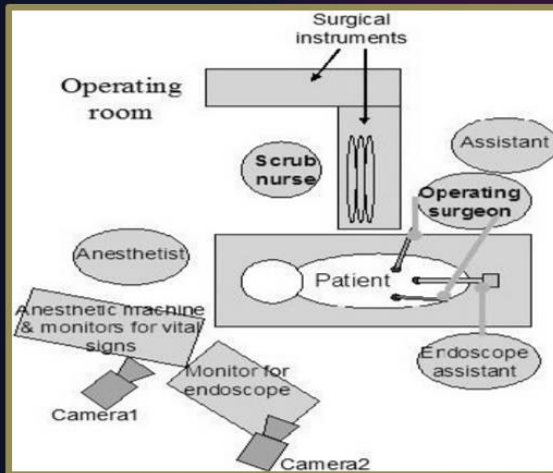
$$Y(t) = C \cdot \varphi(W \cdot [Y(t-1), \dots, Y(t-n_y), U(t-1), \dots, U(t-n_u)]^T)$$

Модель ANARX на основі нейронних мереж для систем MIMO визначена як

$$Y(t) = \sum_{i=1}^n C_i \cdot \varphi_i(W_i \cdot [Y(t-i), U(t-i)]^T)$$



ANARX-модель руки хірурга на основі NN для розпізнавання руху



Модель грудної клітки хірурга:

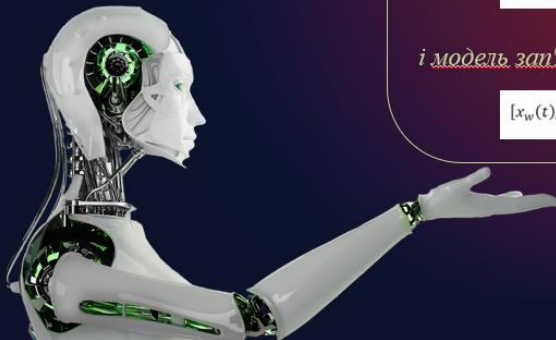
$$[x_c(t), y_c(t), z_c(t)]^T = \sum_{i=1}^3 C_c^i \cdot \varphi_c^i(W_c^i[X(t-i), Y(t-i), Z(t-i)]^T)$$

Аналогічно моделі грудної клітки хірурга, модель ліктя хірурга

$$[x_e(t), y_e(t), z_e(t)]^T = \sum_{i=1}^3 C_e^i \cdot \varphi_e^i(W_e^i[X(t-i), Y(t-i), Z(t-i)]^T)$$

і модель зап'ястя хірурга

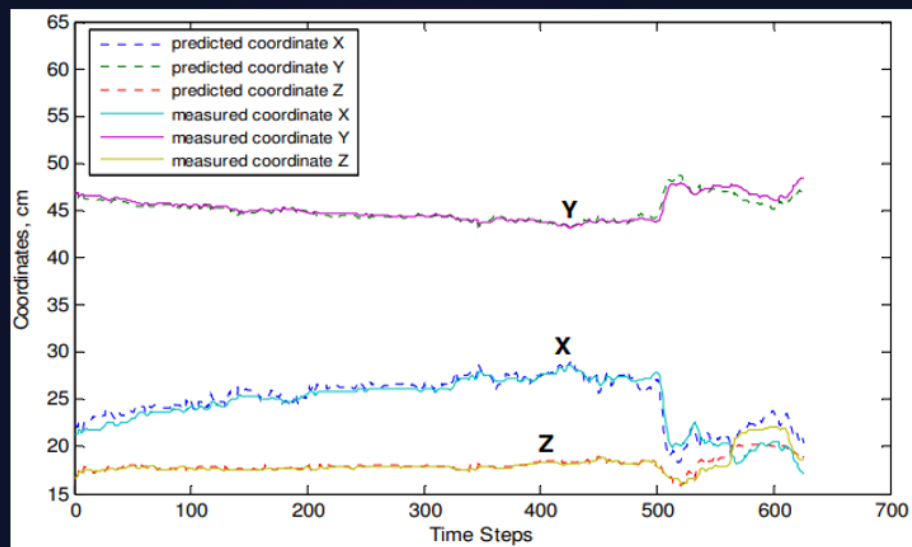
$$[x_w(t), y_w(t), z_w(t)]^T = \sum_{i=1}^3 C_w^i \cdot \varphi_w^i(W_w^i[X(t-i), Y(t-i), Z(t-i)]^T)$$



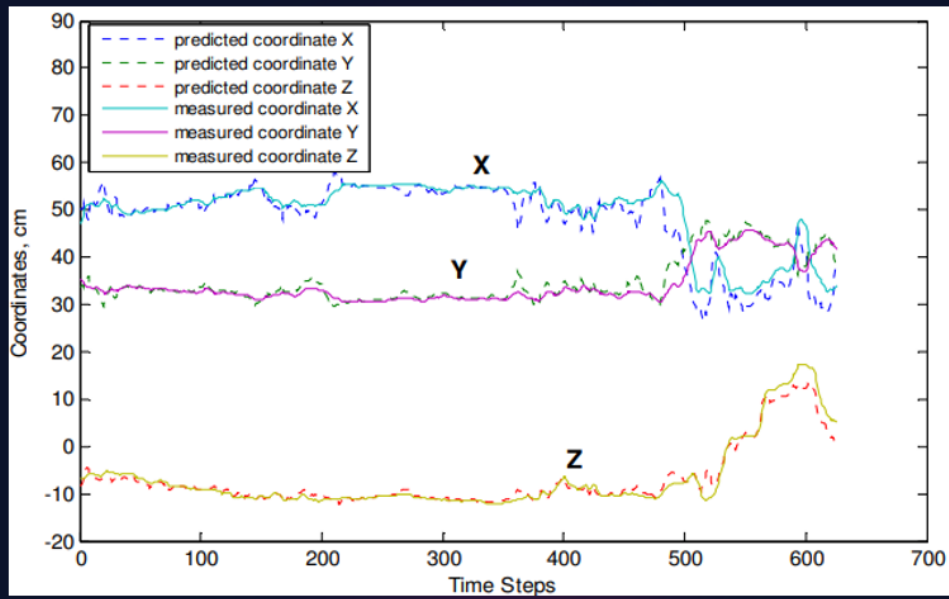
Для навчання мережі було обрано алгоритм Левенберга-Марквардта.

Після навчання мережі різні набори даних (отримані під час іншої хірургічної операції) були використані для перевірки моделі. На рисунках представлені результати моделювання прогнозу для 5 кроків часу.

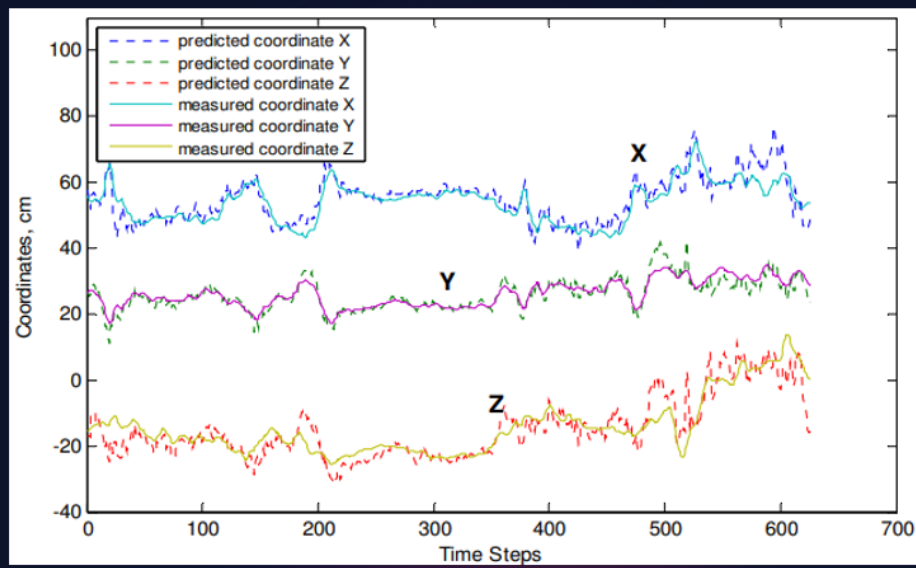
З рисунків, показаних нижче видно, що модель здатна з високою точністю передбачати координати грудної клітки, ліктя та зап'ястя до 5 часових кроків відповідно.



Для валідаційного експерименту, показаного на рисунку, середні абсолютні похибки прогнозу грудних координат X, Y і Z, становлять 7,3 мм, 2,6 мм, 2,5 мм.



Для валідаційного експерименту, показаного на рисунку, середні абсолютні похибки прогнозу координат ліктя X, Y і Z становлять 1,68 см, 8,8 мм, 8,4 мм.



Для валідаційного експерименту, показаного на рисунку, середні абсолютні похибки прогнозу і координат X, Y і Z зап'ястя становлять 2,3 см, 1,5 см, 3,4 см.

Хороша точність результаті, особливо якщо врахувати той факт, що похибки вимірювання системи обробки зображень зберігаються як у наборі перевірки, так і в наборі для навчання. Координати були отримані системою обробки зображень, яка відстежувала положення 3 кольорових маркерів діаметром близько 3 см. Таким чином, похибки прогнозування не перевищують діаметри маркерів. Можна також згадати, що під час навчання нейронної мережі ми фільтруємо випадковий шум, який присутній у навчальній сукупності.

Висновки:

У ході виконання кваліфікаційної роботи були досліджені існуючі методи ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів.

Показана ефективність використання алгоритму Левенберга-Марквардта на прикладі ідентифікації моделі грудної клітки, ліктя та зап'ястя хірурга

Приклад з хірургом демонструє, що структура ММО ANARX на основі NN, яка має обмежену зв'язність через розділення різних екземплярів часу, може бути дуже успішно використана для отримання досить складних моделей, коли використання класичних структур NARX на основі NN практично неможливе через велику кількість зв'язків і, відповідно, параметрів, які потрібно розрахувати за алгоритмом навчання. У деяких випадках необхідність відокремлення екземплярів часу також дуже очевидна через природу змодельованого процесу.

