

ІДЕНТИФІКАЦІЯ МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ ЛАБОРАТОРНОЇ УСТАНОВКИ ЛАНКИ КВАДРОКОПТЕРА

Ю. О. Ромасевич, доктор технічних наук, доцент

В. С. Ловейкін, доктор технічних наук, професор

О. Г. Шевчук, кандидат технічних наук

Національний університет біоресурсів і природокористування України

E-mail: romasevichyuriy@ukr.net

Анотація. У роботі проведено опис лабораторної установки ланки квадрокоптера, яка є нелінійним об'єктом керування. Проведено експериментальні дослідження по керуванню рухом установки та зібрано масив експериментальних даних. Для виконання ідентифікації математичної моделі установки виконано обробку масиву, який складався із окремих етапів. На початку розрахунків було усунено промахи вимірів. Надалі визначено масив дискретних значень кутової швидкості руху стержня (ланки квадрокоптера). Після цього проведено фільтрацію отриманого масиву та сформовано дані у форматі, що придатний для навчання штучної нейронної мережі. Такі дані включали пари: „поточне значення напруги приводу, поточне значення кута, поточне значення кутової швидкості” - „наступне значення кута, наступне значення кутової швидкості”. Нейронна мережа (предиктор) являла собою одношарову мережу прямого поширення із трьома входами та двома виходами. Тренування штучної нейронної мережі виконано за парадигмою „із вчителем”. У результаті отримано предиктор, який дозволяє спрогнозувати поведінку об'єкта керування при дії на нього певного керування (напруги живлення приводу). Якість роботи предиктора оцінена на основі аналізу графічних залежностей та за показниками середньоквадратичних відхилень експериментальних (у випадку кутової швидкості – розрахованих) та прогнозованих значень. Вона дає підстави стверджувати, що отриманий предиктор (математична модель об'єкта керування) може бути використана для проведення синтезу систем керування.

Ключові слова: ідентифікація, математична модель, апроксимація, фільтрація, експериментальні дані

Актуальність. Однією з важливих задач у теорії та практиці синтезу регуляторів є ідентифікація математичної моделі об'єкта регулювання. Ідентифікована модель об'єкта регулювання дає змогу провести синтез оптимальних систем регулювання та провести оцінку функціонування системи шляхом

проведення розрахункових експериментів та оцінки їх результатів. Більше того, у значній кількості практичних випадків саме ідентифікація моделі об'єкта регулювання є самим складним етапом у синтезі системи регулювання. Тому не дивно, що цій задачі приділяють значну увагу.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Задачі ідентифікації можуть мати різну трактовку та різні підходи до вирішення. Зокрема, у роботі [1] на основі штучної нейронної мережі, яка побудована на основі вейвлет-функцій, виконано ідентифікацію об'єкта керування. Тренування мережі виконано на основі методів градієнтного спуску та генетичного алгоритму. Подібний підхід для ідентифікації нелінійних об'єктів керування запропоновано у роботі [2]. Тут використана нейронна мережа Елмана. У роботі [3] наведено результати побудови систем керування нелінійних систем на основі нейронних мереж. У якості апроксиматора моделей систем використано багат шарові нейронні мережі. Їх тренування виконано на основі методу зворотного поширення помилки.

Варто відмітити, що описані підходи є потужним трендом у сфері ідентифікації систем. Однак, він не єдиний. Зокрема, у роботі [4] виконано узагальнення моделі першого порядку із затримкою. Така модель є надзвичайно поширеною у розрахунках систем керування і регулювання, тому коректна ідентифікація її параметрів є важливою науково-прикладною задачею.

У роботі [5] наведено аналіз публікацій щодо ідентифікації динамічних систем для вирішення задач синтезу систем керування. Тут вказані основні тренди у проблемній сфері, які були актуальні на дату публікації цієї роботи.

Загалом, для відносно простих об'єктів керування (зокрема, лінійних) доцільно застосовувати відомі моделі, які мають незначну кількість параметрів для ідентифікації (наприклад, коефіцієнти у рівняннях динаміки). Однак, для нелінійних моделей доцільно використовувати потужні математичні апроксиматори, наприклад, штучні нейронні мережі [6].

Мета дослідження – розробка методики ідентифікації математичної моделі об'єкта регулювання, яка була б придатною для подальшого синтезу систем регулювання. Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

1) виконати збір експериментальних даних руху лабораторної установки ланки квадрокоптера; 2) виконати синтез математичної моделі лабораторної установки; 3) провести аналіз якості роботи предиктора (математичної моделі) та вказати перспективи подальших досліджень.

Матеріали та методи дослідження. Задачу ідентифікації можна розглядати у різних постановках: 1) як оцінку параметрів наперед заданої математичної моделі об'єкта регулювання (наприклад, чисельних значень часової затримки, коефіцієнтів передаточної функції тощо); 2) як оцінку параметрів моделі та порядку моделі; 3) як визначення параметрів деякого оператора (об'єкт типу „чорний ящик”), який би виступав певним апроксиматором динаміки об'єкта регулювання (такими об'єктами можуть бути, наприклад, штучні нейронні мережі).

Вказані постановки задачі ідентифікації повинні мати оптимальний розв'язок, тобто отриманий результат має задовольняти мінімуму певного критерію, наприклад, мінімуму середньоквадратичної похибки ідентифікації моделі.

У цьому дослідженні зупинимось саме на ідентифікаторі моделі об'єкта як задачі визначення параметрів певного оператора. Цей підхід є більш універсальним в силу того, що можна різноманітними методами отримати математичну модель об'єкта регулювання, що буде достатньо точно відповідати експериментальним даним. Недоліком підходу є те, що він не пояснює фізичну картину процесів у об'єкті регулювання, а лише дає певний прогноз стосовно зміни тої чи іншої характеристики (у загальному випадку фазового вектора системи) з плином часу.

Оператором у розрахунках буде виступати нейронна мережа, а задача її тренування полягає у підборі таких компонентів тензора ваг та матриці біасів, за яких похибка апроксимації була зведена до мінімуму. У цій роботі ми використаємо парадигму навчання „з учителем”. Це вимагає наявності вибірки експериментальних даних.

У проведених дослідженнях об'єктом експериментальних досліджень виступала модель ланки квадрокоптера (рис. 1).

Лабораторна модель представляє собою стержень, на одному кінці якого закріплений безколекторний двигун RS 2212-920 kv Readytosky (саме такі двигуни

використовують для приводу безпілотних літальних апаратів). Другий кінець стержня закріплено до шарнірного з'єднання, яке, у свою чергу, закріплено до нерухомої основи. Привод отримує живлення від регульованого джерела із ШІМ-сигналом. Зміна скважності напруги живлення приводу виконується за допомогою мікроконтролера Arduino Uno.

На лабораторній установці встановлено датчики кута повороту стержня відносно горизонталі (потенціометричний датчик).

На першому етапі ідентифікації моделі було зібрано масив експериментальних даних при керуванні установкою (задання скважності напруги живлення приводу виконувалось випадковим чином). У результаті отримано вибірку експериментальних даних об'єктом розміром 30955 вимірювань. Кожне вимірювання являє собою фрейм (пакет даних) із трьох чисел: кодованого значення величини напруги живлення приводу (змінювалось від 0 до 255), кута нахилу стержня до горизонту (у радіанах) та тривалості часу між поточним та попереднім виміром (у секундах).

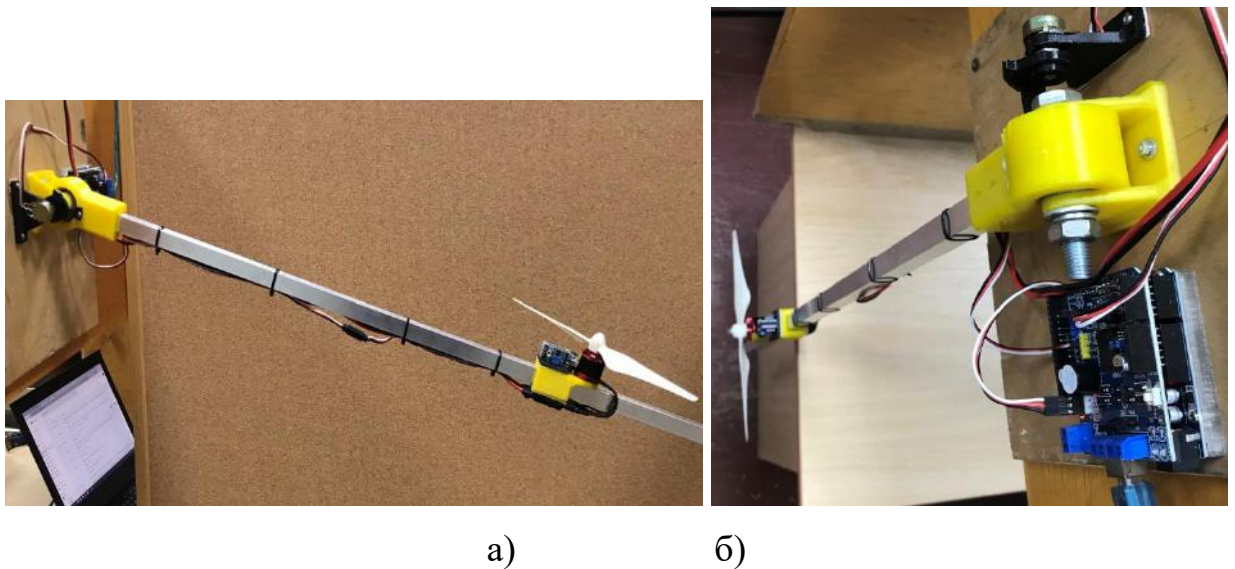


Рис. 1. Зовнішній вигляд лабораторної моделі ланки квадрокоптера:

а) вид збоку; б) вид зверху

Всі дані отримані у файлі формату log.

Надалі отримані дані були імпортовані до системи комп'ютерної алгебри Mathematica для подальшої обробки. Вона полягала у:

- 1) визначенні промахів вимірювань та їх усуненні;
- 2) розрахунку дискретних значень кутової швидкості стержня (у рад/с);
- 3) фільтрації масиву дискретних значень кутової швидкості стержня;
- 4) формуванні даних, які придатні для навчання штучної нейронної мережі (типу „вектор входу – вектор виходу”);
- 5) тренуванні штучної нейронної мережі (визначались її ваги та біаси) на основі отриманого масиву;
- 6) оцінці якості апроксимації даних за допомогою тренованої штучної нейронної мережі.

Опишемо кожен із цих етапів більш детально.

Результати досліджень та їх обговорення. Перший етап полягав у визначенні промахів вимірювань. Він виконувався шляхом побудови графічних залежностей отриманих даних (напруги живлення приводу та кута нахилу стержня) від часу та оцінці явних невідповідностей у цих графіках фізиці процесу. Такі невідповідності (наприклад, значний часовий діапазон між сусідніми вимірюваннями) були притаманні початковим даним, тому їх у подальших розрахунках не враховано. Таким чином, об'єм вибірки зменшився до 30952 фреймів.

Розрахунок дискретних значень кутової швидкості стержня виконувався за методом інтерполяції експериментальних даних поліномом:

$$\alpha_{approx} = \sum_{j=0}^n A_j t^j, \quad (1)$$

де A_j – j -тий коефіцієнт апроксимаційного полінома, який визначається методом найменших квадратів із підмасиву даних $[i-D_0, i+D_0]$ (тут D_0 – кількість фреймів зліва або справа від точки апроксимації; у розрахунках прийнято $D_0=50$, отже підмасив даних, за якими будувалися поліноми (1), включав 101 фрейм); n – порядок полінома (у розрахунках прийнято $n=20$); t – час. Надалі виконувалось визначення похідної функції (1) за часом та підстановка у отриманий вираз величини поточного часу [7]:

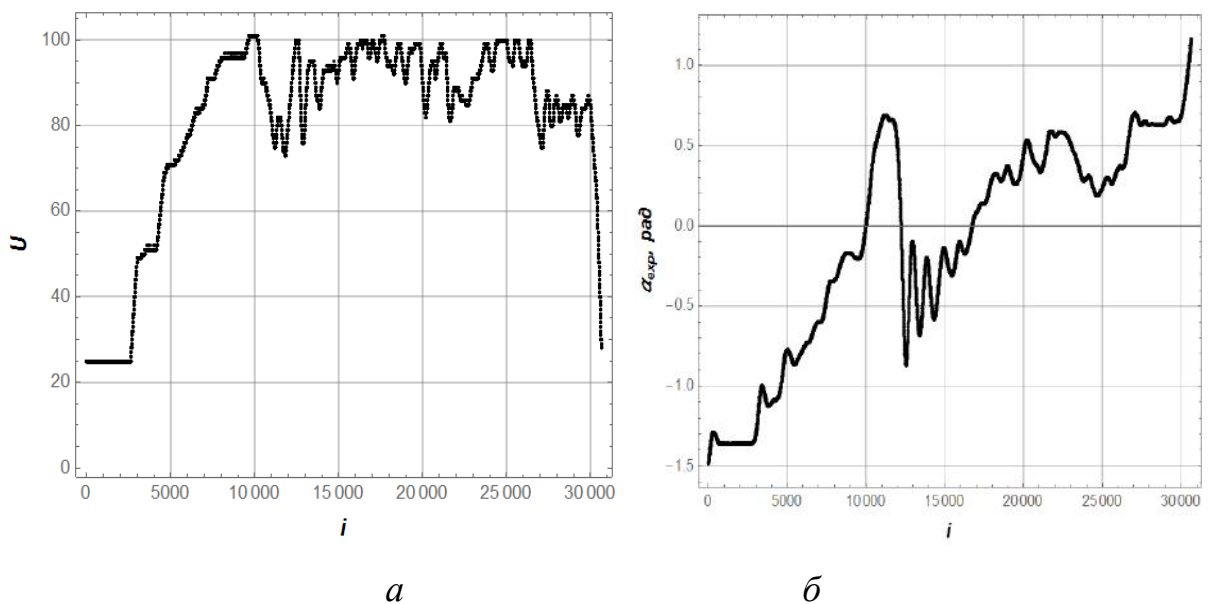
$$\dot{\alpha}_{approx}(t_i) = \left. \frac{d \sum_{j=0}^n A_j t^j}{dt} \right|_{t \rightarrow t_i} \quad (2)$$

Отриманий маси даних був доволі зашумлений, що не відповідало фізиці процесу збору лабораторного експерименту. Тому подальший етап полягав у фільтрації даних за допомогою методу біжучої медіани (аналог методу біжучого середнього [8]). Виконання розрахунків полягало у визначенні медіани підмасиву даних дискретних швидкостей (2):

$$\dot{\alpha}_{filt.approx}(t_i) = \dot{\alpha}_{1/2}(i - F_0, i + F_0), \quad (3)$$

де F_0 – кількість фреймів зліва або справа від точки фільтрації (у розрахунках прийнято $F_0=100$, отже підмасив даних, за якими виконувалось визначення величин медіан, включав 201 фрейм).

Для того, щоб оцінити отримані дані побудуємо графічні залежності (рис. 2). На рис. 2 і у подальших графічних залежностях символ i позначає номер фрейма або вимірювання.



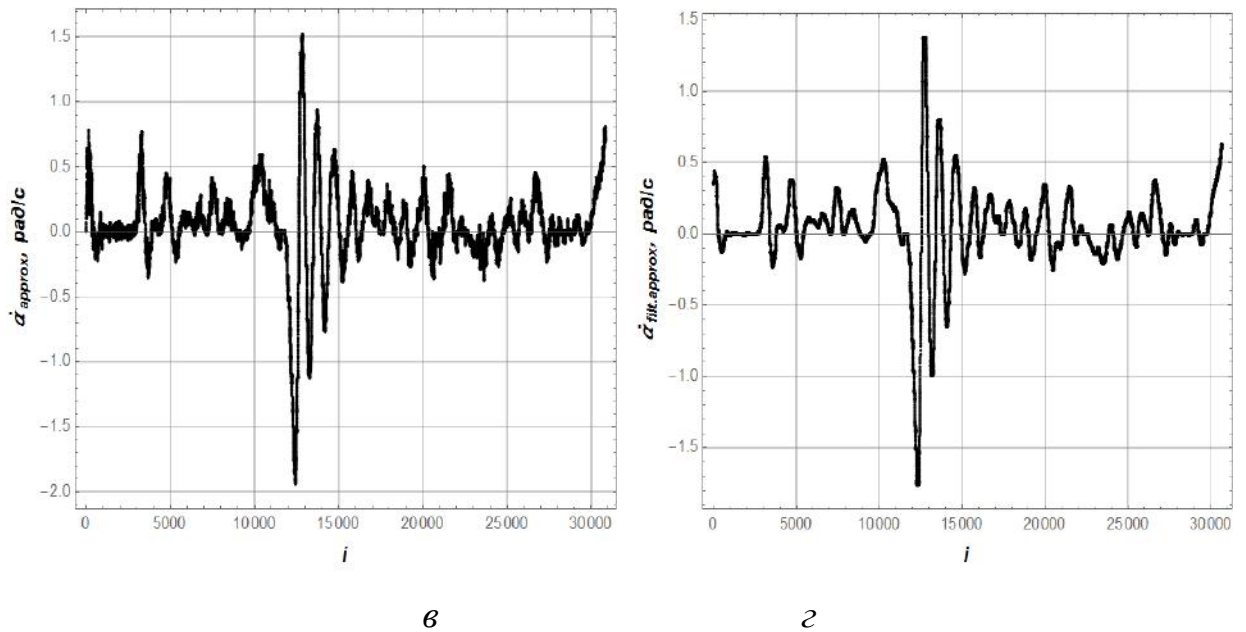


Рис. 2. Графічні залежності масивів:

- а) кодованого значення напруги живлення електродвигуна; б) кута відхилення стержня від вертикалі; в) швидкості кута відхилення стержня від вертикалі (2); г) фільтрованих значень швидкості кута відхилення стержня від вертикалі (3)

З рис. 2 видно, що фільтрація даних дозволила усунути високочастотні зміни величини швидкості зміни кута нахилу стержня, які не відповідають фізичним умовам проведення експерименту.

На наступному етапі сформовано дані, які придатні для тренування штучної нейронної мережі. Вхідним вектором був фрейм $\{U_i, \alpha_{i.exp}, \dot{\alpha}_{i.filt.approx}\}$, а вихідним $\{\alpha_{i+1.exp}, \dot{\alpha}_{i+1.filt.approx}\}$.

На основі отриманих даних проведено тренування одношарової штучної нейронної мережі із трьома входами (за розмірністю вхідного вектора) та двома виходами (за розмірністю вихідного вектора). Тренування (навчання) штучної нейронної мережі виконано за парадигмою „із вчителем”.

Останній етап у дослідженні полягав у оцінці якості апроксимації даних, тобто якості роботи предиктора (тренованої штучної нейронної мережі). Для цього наведемо графічні залежності (рис. 3).

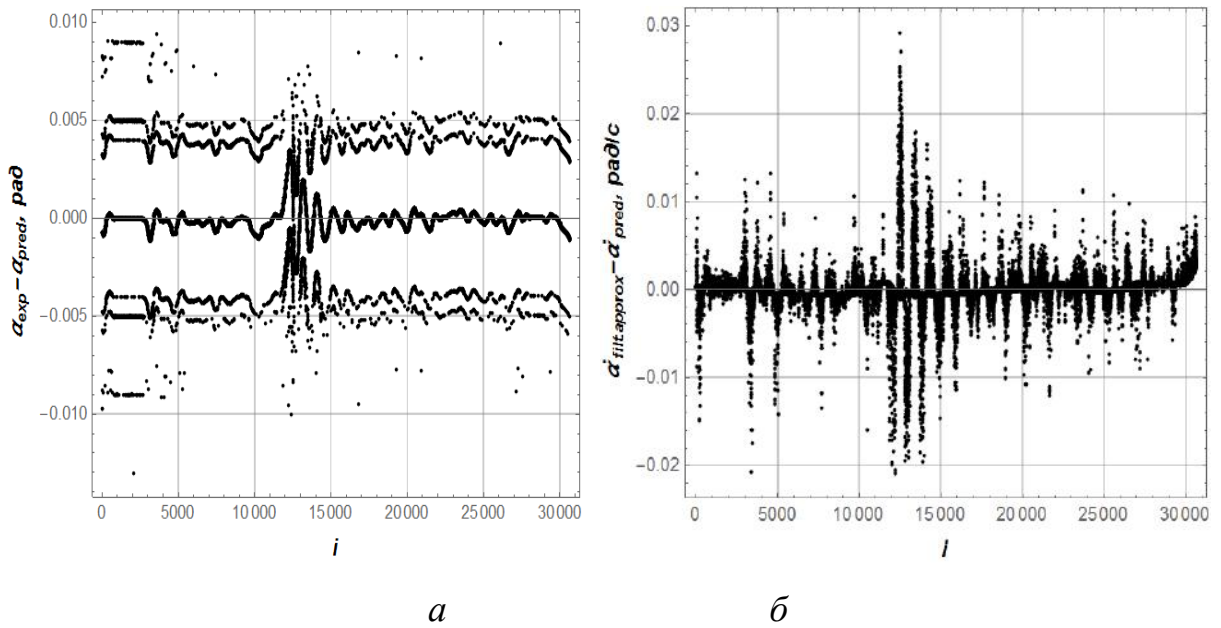


Рис. 3. Графічні залежності масивів:

- а) похибки роботи предиктора за кутом відхилення стержня; б) похибки роботи предиктора за кутовою швидкістю стержня

З рис. 3 видно, що абсолютні значення похибок незначні, що вказує на досить якісну роботу тренованої штучної нейронної мережі (предиктора).

Крім того, дамо певну чисельну оцінку якості роботи предиктора. Для цього використаємо показник середньоквадратичного відхилення для обох фазових координат системи:

$$\Delta_{\alpha} = \sqrt{\frac{\sum_{r=1}^R (\alpha_{exp} - \alpha_{pred})^2}{R}}; \quad (4)$$

$$\Delta_{\dot{\alpha}} = \sqrt{\frac{\sum_{r=1}^R (\dot{\alpha}_{fit.approx} - \dot{\alpha}_{pred})^2}{R}}. \quad (5)$$

Величини (4) та (5) рівні відповідно $6,04 \cdot 10^{-2}$ рад та $2,37 \cdot 10^{-3}$ рад/с, що вказує на прийнятну якість прогнозу, який виконує предиктор.

Висновки і перспективи. Таким чином, отримано математичну модель об'єкта керування, яка дозволяє достатньо якісно моделювати динаміку керування нелінійною системою (лабораторна модель ланки квадрокоптера). У подальшому

отримані результати (предиктор) можуть бути використані для синтезу системи керування або регулювання. Бажано, щоб такий синтез був виконаний на основі оптимізаційних підходів, що є подальшим напрямком даних досліджень. Крім того, обов'язковим етапом наступних досліджень є перевірка адекватності отриманих у даній роботі результатів та результатів, що відповідають реалізації оптимального регулювання.

Список використаних джерел

1. Abiyev R.H., Kaynak O. Identification and Control of Dynamic Plants Using Fuzzy Wavelet Neural Networks. 2008 IEEE International Symposium on Intelligent Control 2008. DOI: 10.1109/isic.2008.4635940
2. Al-Jamali N.A.S., Al-Raweshidy H.S. Modified Elman Spike Neural Network for Identification and Control of Dynamic System. IEEE Access. 2020. 8. 61246-61254. DOI: 10.1109/access.2020.2984311
3. El Hamidi K., Mjahed M., El Kari A., Ayad H. Adaptive Control Using Neural Networks and Approximate Models for Nonlinear Dynamic Systems. Modelling and Simulation in Engineering, 2020, pp. 1-13. DOI: 10.1155/2020/8642915
4. Muresan C.I., Ionescu C.M. Generalization of the FOPDT Model for Identification and Control Purposes. Processes. 2020. 8(6), p. 682. DOI: 10.3390/pr8060682
5. Gevers M. Identification for Control: From the Early Achievements to the Revival of Experiment Design. European Journal of Control, (2005). 11(4-5), pp. 335-352. DOI: 10.3166/ejc.11.335-352
6. Cybenko G.V. Approximation by Superpositions of a Sigmoidal function // Mathematics of Control Signals and Systems. – 1989. – Т. 2, № 4. – pp. 303-314.
7. Ромасевич Ю. О. Динамічна оптимізація руху механізмів вантажопідійомних машин як мехатронних систем: дис. доктора техн. наук: 05.05.05. Одеса, 2015. 384 с.
8. Arce G.R. Nonlinear Signal Processing: A Statistical Approach. Wiley: New Jersey, USA, 2005. – p. 480.

References

1. Abiyev, R. H., Kaynak, O. (2008). Identification and Control of Dynamic Plants Using Fuzzy Wavelet Neural Networks. 2008 IEEE International Symposium on Intelligent Control 2008. DOI: 10.1109/isic.2008.4635940
2. Al-Jamali, N. A. S., Al-Raweshidy, H. S. (2020). Modified Elman Spike Neural Network for Identification and Control of Dynamic System. IEEE Access. 2020, 8. 61246-61254. DOI: 10.1109/access.2020.2984311
3. El Hamidi, K., Mjahed, M., El Kari, A., Ayad, H. (2020). Adaptive Control Using Neural Networks and Approximate Models for Nonlinear Dynamic Systems. Modelling and Simulation in Engineering, 2020, 1-13. DOI: 10.1155/2020/8642915
4. Muresan, C. I., Ionescu, C. M. (2020). Generalization of the FOPDT Model for Identification and Control Purposes. Processes, 2020, 8(6), 682. DOI: 10.3390/pr8060682

5. Gevers, M. (2005). Identification for Control: From the Early Achievements to the Revival of Experiment Design. *European Journal of Control*, 1(4-5), 335-352. DOI: 10.3166/ejc.11.335-352

6. Cybenko, G. V. (1989). Approximation by Superpositions of a Sigmoidal function // *Mathematics of Control Signals and Systems*, 2 (4), 303-314.

7. Romasevych, Yu. O. (2015). *Dynamichna optymizatsiia rukhu mekhanizniv vantazhopidiomnykh mashyn yak mekhatronnykh system* [Dynamical optimization of movement of load-lifting machines mechanisms as mechatronic systems]: disertation of doctor of technical sciences: 05.05.05. Odessa, 384.

8. Arce, G. R. (2005). *Nonlinear Signal Processing: A Statistical Approach*. Wiley: New Jersey, USA, 480.

ИДЕНТИФИКАЦИЯ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ЛАБОРАТОРНОЙ УСТАНОВКИ ЗВЕНА КВАДРОКОПТЕРА

Ю. А. Ромасевич, В. С. Ловейкин, А. Г. Шевчук

Аннотация. *В работе проведено описание лабораторной установки звена квадрокоптера, которая является нелинейной системой регулирования. Проведены экспериментальные исследования по управлению движением установки и собран массив экспериментальных данных. Для выполнения идентификации математической модели установки выполнено обработку массива, которая состояла из отдельных этапов. В начале расчетов были устранены промахи измерений. В дальнейшем определен массив дискретных значений угловой скорости движения стержня (звена квадрокоптера). После этого проведена фильтрация полученного массива и сформированы данные в формате, пригодном для обучения искусственной нейронной сети. Такие данные включали пары: „текущее значение напряжения привода, текущее значение угла, текущее значение угловой скорости” - „последующее значение угла, последующее значение угловой скорости”. Нейронная сеть (предиктор) представляла собой однослойную сеть прямого распространения с тремя входами и двумя выходами. Тренировка искусственной нейронной сети выполнена по парадигме „с учителем”. В результате получен предиктор, который позволяет спрогнозировать поведение объекта управления при действии на него определенного управления (напряжения питания привода). Качество работы предиктора оценено на основе анализа графических зависимостей и по показателям среднеквадратичных отклонений экспериментальных (в случае угловой скорости – рассчитанных) и прогнозируемых значений. Оно дает основания утверждать, что полученный предиктор (математическая модель объекта управления) может быть использована для проведения синтеза систем управления.*

Ключевые слова: *идентификация, математическая модель, аппроксимация, фильтрация, экспериментальные данные*

IDENTIFICATION OF THE MATHEMATICAL MODEL OF THE LABORATORY UNIT OF THE QUADROPTER LINK

Yu. Romasevych, V. Loveikin, O. Shevchuk

Abstract. *The paper describes a laboratory setup of a quadrocopter link, which is a nonlinear plant. Experimental studies on the control of the movement of the installation were carried out and an array of experimental data was obtained. In order to perform the identification of the mathematical model of the installation, the array was processed. The procedure is consisted of separate stages. At the beginning of the calculations, measurement errors were eliminated. Subsequently, an array of discrete values of the angular velocity of the rod (quadrocopter link) movement is determined. After that, the resulting array was filtered and data was generated in a format suitable for training an artificial neural network. Such data included the pairs: „current value of the voltage drive, current value of the angle, current value of the angular velocity” - „subsequent value of the angle, subsequent value of the angular velocity”. The neural network (predictor) was a single-layer feedforward network with three inputs and two outputs. Artificial neural network has been trained according to the paradigm of supervised training. As a result, a predictor has been obtained that allows predicting the behavior of the plant under a certain control (drive supply voltage). The quality of the predictor's work was estimated based on the analysis of graphical dependencies and in terms of the standard deviations of the experimental (in the case of angular velocity – calculated) and predicted values. It gives grounds to state that the obtained predictor (mathematical model of the plant) may be used in order to synthesize control systems.*

Key words: *identification, mathematical model, approximation, filtration, experimental data*