

<http://dx.doi.org/10.15589/evn20140206>

УДК 681.51:629.58

Б 69

SYNTHESIS OF THE AUTOMATIC CONTROL SYSTEM OF THE MOTION SPEED OF THE UNDERWATER VEHICLE ON THE BASIS OF THE NEURAL CONTROLLER WITH A REFERENCE MODEL

СИНТЕЗ СИСТЕМИ АВТОМАТИЧНОГО КЕРУВАННЯ ШВИДКІСТЮ РУХУ ПІДВОДНОГО АПАРАТА НА БАЗІ НЕЙРОРЕГУЛЯТОРА З ЕТАЛОННОЮ МОДЕЛЛЮ

Serhii V. Blintsov

sergiy.blintsov@nuos.edu.ua

ORCID: 0000-0001-5706-2200

Doan Fuk Tkhy

Thuyhh2002@yahoo.com

ORCID: 0000-0002-3452-9039

С. В. Блінцов,

канд. техн. наук;

Доан Фук Тхи,

асп.

Admiral Makarov National University of Shipbuilding, Mykolaiv

Національний університет кораблебудування імені адмірала Макарова, м. Миколаїв

Abstract. The synthesis of the controller with a reference model on the basis of the artificial neural networks for automatic control of the motion speed of the underwater vehicle under conditions of uncertainty of the object parameters has been considered. The aperiodic link was used as a reference model. A series of experiments was conducted on the mathematical model of the motion dynamics of the underwater vehicle. The training data sample was obtained and the artificial neural network approximating the object model was trained. With the use of the network, the training of the neural network of the controller was conducted with the method of the back propagation of error. For this purpose, the experimental data were also taken from the reference model. The data served as a training sample for the training of the controller. As a result, it was found that the artificial neural network of the controller in conjunction with the object recreates the dynamics of the reference model. The developed system showed high accuracy and performance. The controllers can be successfully used to control the motion speed of the underwater vehicles. At that, the processes of obtaining the experimental sample data and the synthesis of the controller proper are quite simple and not time-consuming.

Keywords: underwater vehicle; automatic control system; artificial neural network; intelligent control.

Анотація. Розглянуто синтез регулятора з еталонною моделлю на базі штучних нейронних мереж для автоматичного керування швидкістю руху підводного апарата. Досліджено ефективність такої системи, вказані її переваги та недоліки.

Ключові слова: підводний апарат; система автоматичного керування; штучна нейронна мережа; інтелектуальне керування.

Аннотация. Рассмотрен синтез регулятора с эталонной моделью на базе искусственных нейронных сетей для автоматического управления скоростью движения подводного аппарата. Исследована эффективность такой системы, указаны ее достоинства и недостатки.

Ключевые слова: подводный аппарат; система автоматического управления; искусственная нейронная сеть; интеллектуальное управление.

REFERENCES

- [1] Ageev M.D. *Avtonomnye podvodnye roboty. Sistemy i tekhnologii* [Autonomous underwater robots. Systems and technologies]. Moscow, Nauka Publ., 2005. 398 p.
- [2] Aleksandrov A.G. *Optimalnye i adaptivnye sistemy* [Optimal and self-adapting systems]. Moscow, Vysshaya Publ., 1989. 263 p.
- [3] Tyukin I.Yu., Terekhov V.A. *Adaptatsiya v nelineynykh dinamicheskikh sistemakh* [Adaptation in nonlinear dynamic systems]. Saint Petersburg, LKI Publ., 2008. 384 p.
- [4] Filaretov V.F., Lebedev A.V., Yukhimets D.A. *Ustroystva i sistemy upravleniya podvodnykh robotov* [Control devices and systems of the underwater robots]. Moscow, Nauka Publ., 2005. 270 p.

- [5] Yurevich Ye.I. *Teoriya avtomaticheskogo upravleniya* [Automatic Control Theory]. Saint Petersburg, VXB-Peterburg Publ., 2007. 560 p.
- [6] Astrom K.J., Wittenmark B. *Adaptive Control*. Addison-Wesley, 1989, 2nd ed. 1994.

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ

Підводні апарати (ПА), з точки зору керування, є складними багатозв'язними нелінійними об'єктами [1]. Але в процесі їх експлуатації виникають режими, коли бажано, щоб динаміка руху ПА підкорялась більш простим законам, наприклад, як динаміка апериодичної ланки з заданою сталою часу. Це може бути викликано режимами економії енергії при вирішенні задач, в яких необхідний плавний рух (з небезпечним вантажем або поряд з небезпечними об'єктами) тощо. Тому постає задача розробки для ПА систем керування з еталонною моделлю.

З іншого боку, математичні моделі динаміки ПА містять багато спрощень і є дуже наближеними, а крім того, ще й нелінійними. Це призводить до неможливості побудови на їх основі достатньо точних систем керування. Тому актуальним у даному випадку є застосування для побудови регуляторів апарату штучних нейронних мереж (ШНМ).

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

Керування з еталонною моделлю є досить відомим методом. Щодо застосування його в системах керування підводними апаратами, слід відзначити роботу [4]. Але в ній, як і в більшості робіт з інших галузей [2, 3, 5, 6], керування базується на математичній моделі об'єкта. При цьому, хоча й враховуються основні нелінійності, не може бути досягнуто високої точності керування, оскільки модель все одно залишається досить наближеною. Крім того, не завжди можна точно встановити параметри об'єкта, що входять до цієї моделі, що знову вносить неточності й погіршує якість керування. Таким чином, нейрокерування з еталонною моделлю для підводних апаратів залишається актуальною науковою задачею.

МЕТА РОБОТИ – синтез і дослідження автоматичної системи керування швидкістю руху підводного апарата на базі нейрорегулятора з еталонною моделлю.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Адаптивне управління з еталонною моделлю відноситься до функціонально адаптивних методів самоорганізованого управління, оскільки корекція параметрів управління тут спрямована безпосередньо на поліпшення якості роботи системи [2]. Одною з головних переваг адаптивного керування з еталонною моделлю є те, що забезпечення стійкості входить безпосередньо в сам алгоритм управління.

При інтелектуальному керуванні на основі еталонної моделі регулятор – це штучна нейронна мережа (ШНМ), яка навчена керувати об'єктом так, щоб він

відстежував поведінку еталонної моделі. Модель керованого об'єкта використовується при налаштуванні параметрів самого регулятора. Регулятор на основі еталонної моделі вимагає невеликого обсягу обчислень, однак його архітектура вимагає навчання нейронної мережі об'єкта управління і нейронної мережі регулятора. При цьому навчання регулятора є досить складним, оскільки базується на динамічному варіанті методу зворотного розповсюдження похибки.

В архітектурі нейрорегулятора використовуються дві нейронні мережі: мережа контролера і мережа об'єкта керування (рис. 1). Модель об'єкта ідентифікується, а потім контролер навчається так, щоб вихід об'єкта дорівнював виходу еталонної моделі.

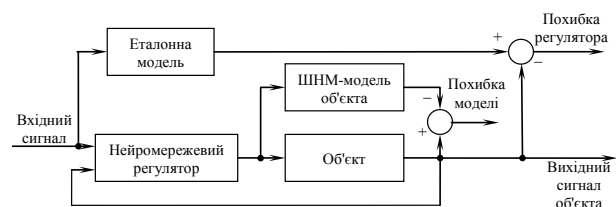


Рис. 1. Блок-схема архітектури регулятора з еталонною моделлю

На рис. 2 показані схеми нейронних мереж моделі об'єкта і контролера та їх реалізація в пакеті Neural Network Toolbox в програмному забезпеченні Matlab. Кожна мережа має два шари, кількість нейронів у прихованих шарах можна обирати. Контролер має три набори входів: затримані керуючі входи; затримані вихідні сигнали контролера; затримані вихідні сигнали об'єкта.

Для кожного з цих входів можна вибрати кількість затриманих значень. Як правило, кількість затримок зростає з порядком об'єкта.

Для нейронної мережі моделі об'єкта є два набори входів: затримані вихідні сигнали контролера; затримані вихідні сигнали об'єкта.

Регулятор у сукупності з об'єктом, з'єднані послідовно, повинні відтворювати поведінку еталонної моделі. Досягається це наступним чином.

Синтез регулятора проводиться у два етапи: ідентифікація об'єкта керування і налаштування самого регулятора. На першому етапі проводиться експеримент по отриманню навчальної вибірки, що характеризує модель об'єкта, тобто знімається залежність вихідної координати від керуючого сигналу та поточного стану об'єкта. Останній характеризується декількома попередніми значеннями вихідної координати та керуючого сигналу. Вказана залежність апроксимується штучною нейромережею, яка буде служити моделлю об'єкта.

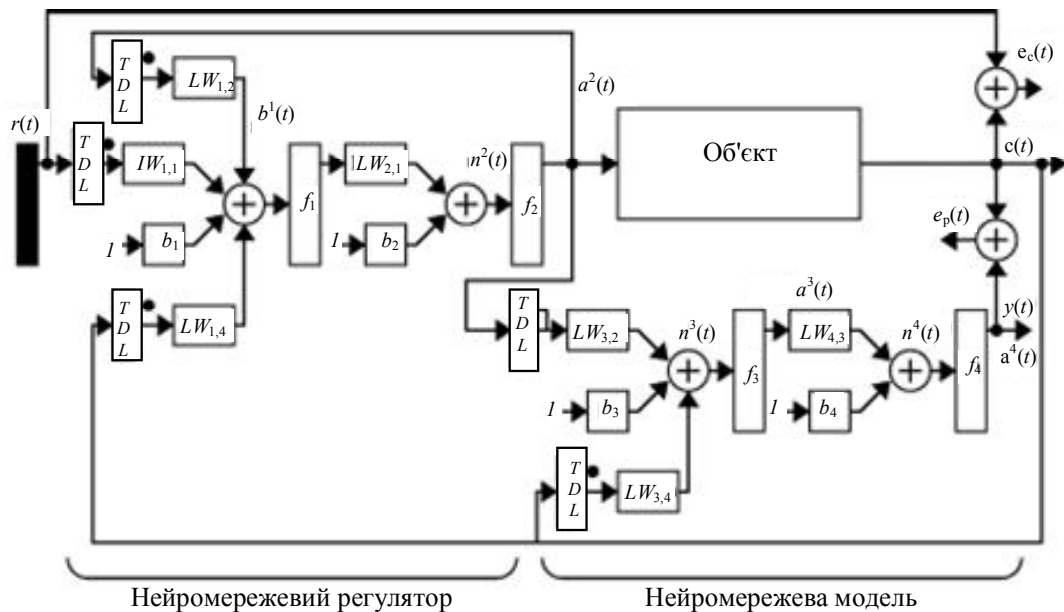


Рис. 2. Структура нейронних мереж контролера та моделі об'єкта

Другим етапом є зняття аналогічних даних з еталонної моделі. Потім проводиться навчання нейромережі регулятора. Але при цьому виникає складність, оскільки необхідний вихідний сигнал для нейромережі регулятора невідомий, відомий лише вихід еталонної моделі, який має видати система з двох послідовно з'єднаних нейромереж – регулятора та моделі об'єкта. Тому навчання мережі регулятора відбувається за спеціальним динамічним алгоритмом зворотного поширення похибки, при цьому похибка з виходу другої нейромережі (моделі) передається до її входу, а потім вже проводиться корекція вагових коефіцієнтів першої нейромережі (контролера).

Таким чином, після завершення навчання ШНМ-регулятор, послідовно з'єднаний з моделлю об'єкта, буде відтворювати динаміку еталонної моделі. Після цього друга нейромережа відключається і регулятор підключається безпосередньо на об'єкт. Якщо ШНМ-модель була достатньо точною, то тепер і регулятор у сукупності з самим об'єктом також буде відтворювати поведінку еталонної моделі.

Проектування нейрорегуляторів для різних динамічних систем значно спрощується завдяки наявності в пакеті Neural Networks Toolbox спеціальних програмних засобів та системи імітаційного моделювання Simulink. Для проектування нейромережових регуляторів на основі еталонної моделі запуск інструментальних засобів проводиться активізацією блоку Reference Model Controller. У результаті з'являється діалогова панель Reference Model Controller, яка дозволяє визначити архітектуру нейронної мережі регулятора і провести її навчання. Але спочатку необхідно відкрити іншу панель – Plant Identification (ідентифікація моделі), рис. 3. Вона входить до складу розділу Control Systems бібліотеки нейронних блоків системи

Simulink, є універсальним засобом і може бути використана для побудови нейромережових моделей будь-яких динамічних об'єктів.

За допомогою керуючих елементів панелі Plant Identification можна задати архітектуру нейронної мережі, параметри навчальної послідовності і параметри навчання, а також управляти процесом ідентифікації та оцінювати якість цього процесу.

Для ідентифікації об'єкта необхідно виконати наступні дії.

1. Задати архітектуру нейронної мережі, яка буде виконувати роль моделі.
2. Задати параметри вхідного сигналу.
3. Вибрати Simulink-модель об'єкта.
4. Згенерувати навчальну послідовність заданого обсягу, запустивши модель Simulink за допомогою кнопки Generate Training Data. Генерація навчальної послідовності виконується шляхом подачі на об'єкт впливу у вигляді ступінчастих сигналів випадкової довжини та амплітуди з указаного діапазону і зняття значень на вході й виході моделі через кожен крок квантування.
5. По завершенні генерації навчальної послідовності необхідно або прийняти ці дані, і тоді вони будуть використані для навчання нейронної мережі, або відкинути їх, якщо вони не задовольняють умові охопту всього діапазону, і повторити процес генерації.
6. Після отримання навчальної послідовності необхідно встановити параметри навчання і запустити процес навчання нейронної мережі.
7. Після завершення навчання його результати відображаються на графіках зміни помилки мережі для навчальної, контрольної і тестової послідовностей, а також у вікні вихідних значень, де показані для порівняння виходи моделі й мережі при подачі на їх входи зазначених послідовностей.

8. Якщо результати навчання прийнятні, то треба зберегти параметри нейромережевої моделі об'єкта і приступити до синтезу регулятора, натиснувши кнопки Apply і Ok.

9. Якщо результати навчання неприйнятні, то слід натиснути кнопку Cancel і повторити процес ідентифікації спочатку, змінюючи архітектуру мережі і параметри навчальної послідовності.

10. Навчальну послідовність можна імпортувати з робочої області або з файлу, натиснувши на кнопку Import Data. Якщо необхідно навчальну послідовність зберегти в робочій області або у файлі для подальшого використання, то слід після отримання даних натиснути кнопку Export Data.

Таким чином, ми можемо ідентифікувати об'єкт, представлений у вигляді Simulink-моделі – побудувати двошарову нейронну мережу з прямою передачею сигналів з необхідним числом нейронів і ліній за-

тримки, навчити цю мережу для отримання нейромережевої моделі об'єкта, оцінити якість навчання і роботу нейронної мережі.

Після цього можна переходити до налаштування самого регулятора, яке здійснюється у вікні «Model Reference Control» (рис. 4). Тут алгоритм схожий з попереднім розглянутим вікном. Спочатку знімається навчальна вибірка з еталонної моделі, яка також має бути задана у вигляді окремого Simulink-файла. За еталонну модель була взята аперіодична ланка зі сталою часу 1 с. Після цього проводиться навчання, але в даному випадку навчається мережа контролера, а саме навчання проводиться за алгоритмом динамічного зворотного розповсюдження похибки.

Після навчання відокремлюється нейромережа контролера і включається в прямий канал керування об'єктом (рис. 5).

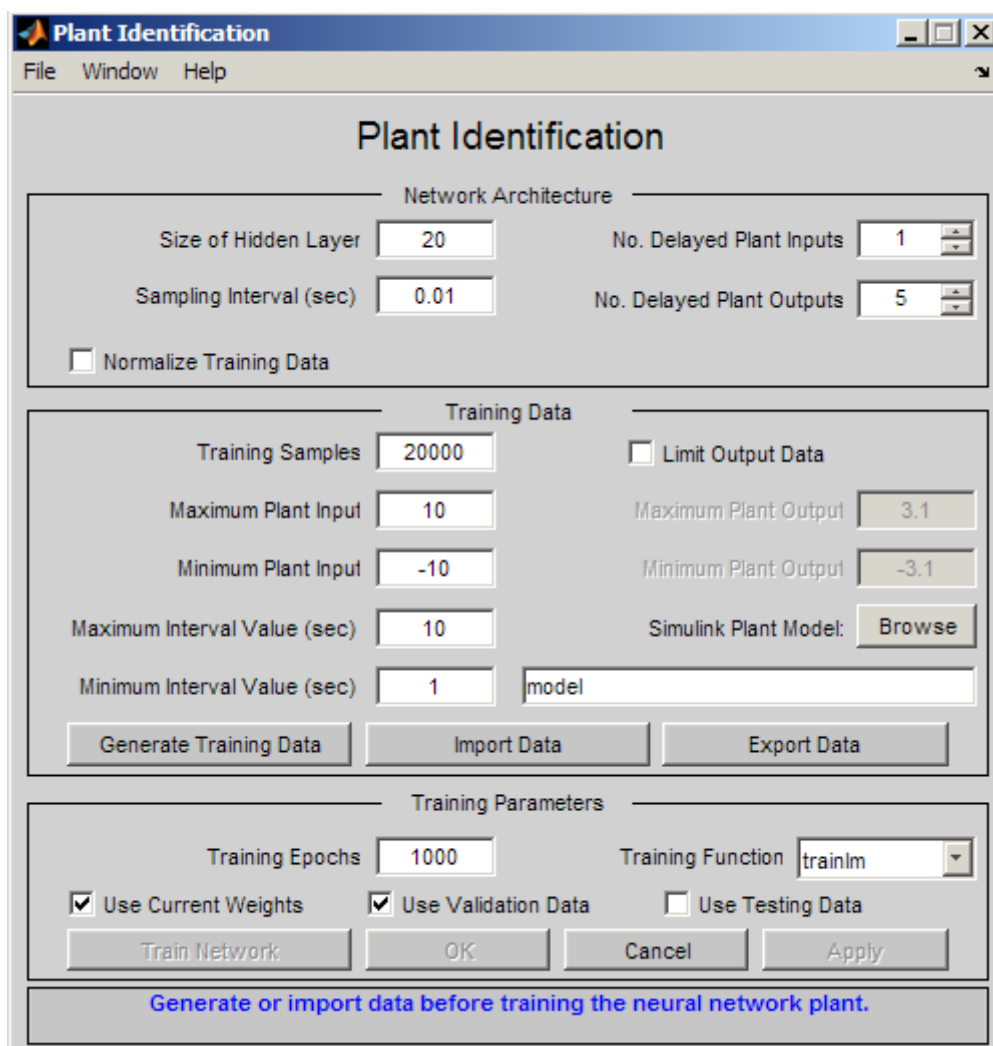


Рис. 3. Діалогова панель настроювання параметрів ідентифікації нейромережевої моделі об'єкта

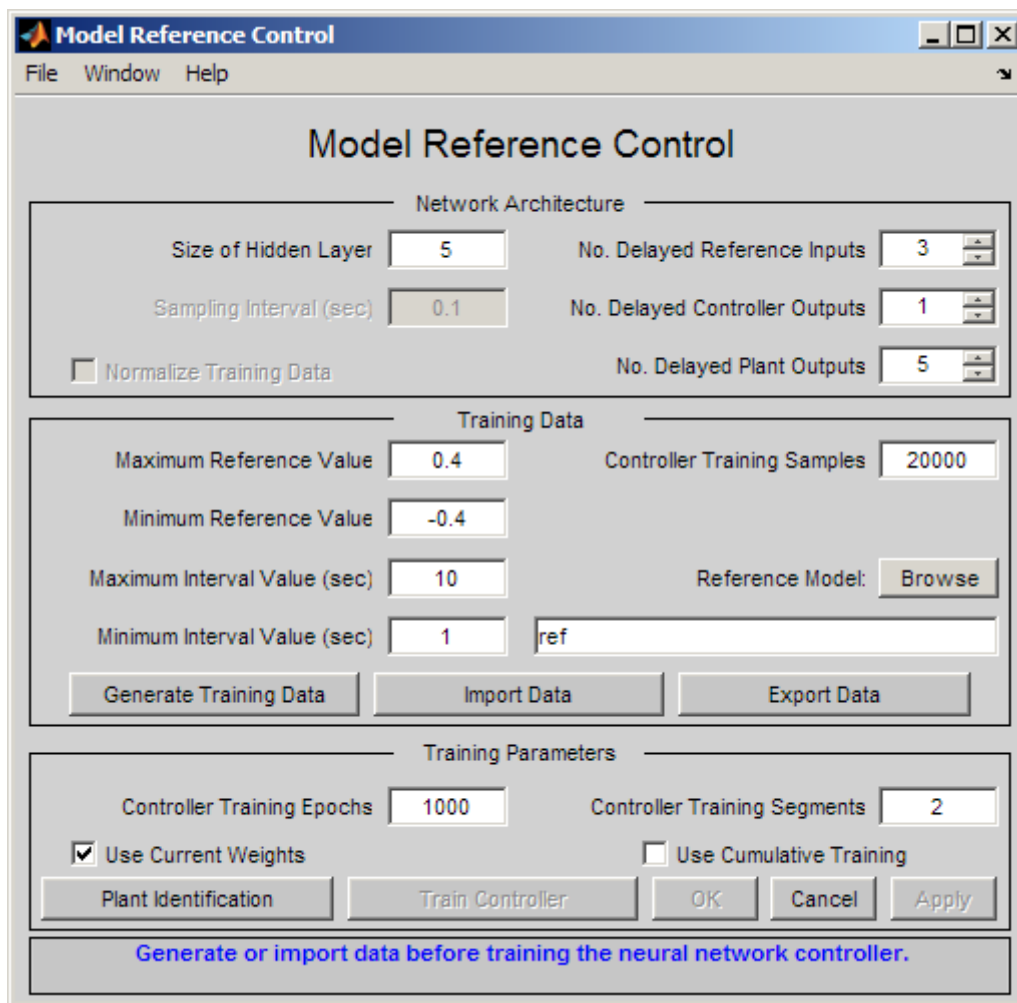


Рис. 4. Діалогова панель налаштувань навчання регулятора

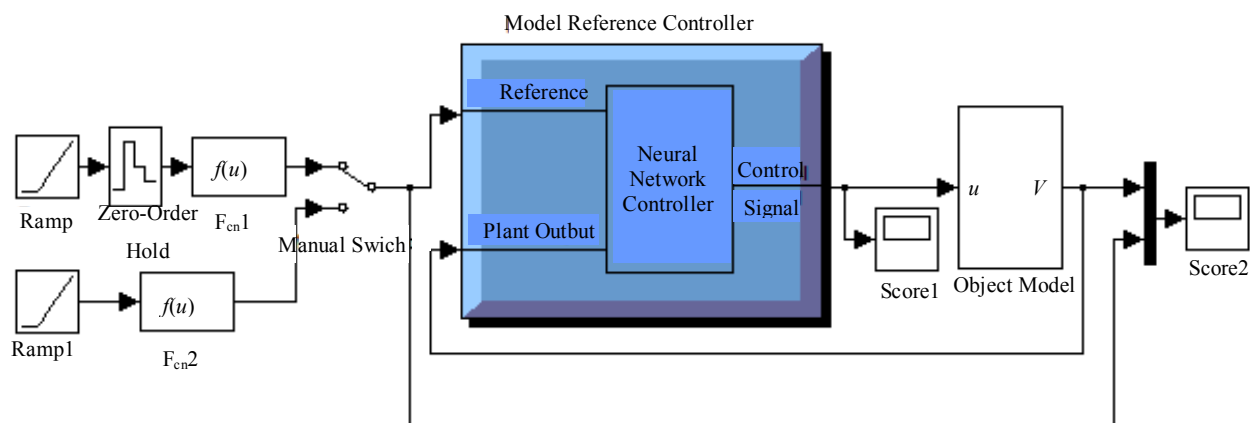


Рис. 5. Модель системи керування з нейрорегулятором з еталонною моделлю в середовищі Matlab Simulink

На рис. 5 блоки «Ramp», «Zero-Order Hold», «Fcn1», а також «Ramp1» і «Fcn2» служать для задавання східчастого та синусоїдального входних сигналів, перемикання між якими виконуються блоком «Manual Switch». «Model Reference Controller» – блок регулятора з еталонною моделлю. «Object Model» – підсистема, що реалізує

модель руху ПА, на її вході – керуючий сигнал (напряга живлення електродвигуна), на виході – швидкість руху.

На основі аналізу результатів багатьох експериментів були отримані найкращі параметри для ідентифікації об'єкта і навчання регулятора, які наведені в табл. 1 і 2.

Таблиця 1. Параметри ідентифікації об'єкта

Кількість прихованих шарів нейромережі моделі	20
Інтервал дискретизації	0,01
Кількість затримок для вхідного сигналу	1
Кількість затримок для вихідного сигналу	5
Кількість поданих сигналів	20000
Максимальний вхідний сигнал	10 В
Мінімальний вхідний сигнал	-10 В
Максимальний інтервал між сигналами	10 с
Мінімальний інтервал між сигналами	1 с
Функція для навчання	trainlm
Кількість повторювань при навчанні	1000

Таблиця 2. Параметри навчання регулятора

Кількість прихованих шарів нейромережі моделі	20
Кількість затримок для вхідного сигналу еталонної моделі	3
Кількість затримок для керуючого сигналу	1
Кількість затримок для вихідного сигналу	5
Кількість поданих сигналів	20000
Максимальний вхідний сигнал	0,4 м/с
Мінімальний вхідний сигнал	-0,4 м/с
Максимальний інтервал між сигналами	10 с
Мінімальний інтервал між сигналами	1 с
Кількість повторювань при навчанні	1000
Кількість сегментів навчальних даних	2

Результати моделювання роботи отриманої системи керування для ступінчатого вхідного сигналу наведені на рис. 6.

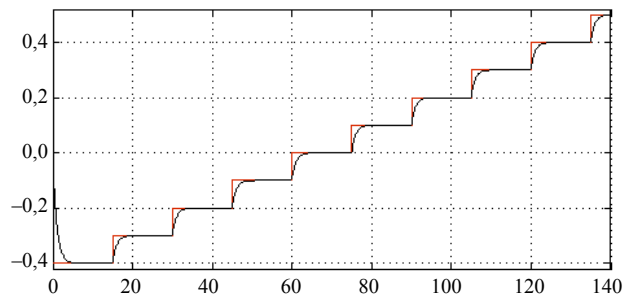


Рис. 6. Моделювання роботи системи керування

Регулятор точно відтворює поведінку еталонної моделі (їх графіки співпадають), при цьому керуючий сигнал є досить плавним.

ВИСНОВКИ

У роботі синтезовано регулятор з еталонною моделлю на базі штучних нейронних мереж, досліджено його роботу та показано, що такі регулятори можуть успішно застосовуватись для керування швидкістю руху підводного апарата. При цьому процеси експериментального отримання навчальної вибірки та власне синтезу регулятора є досить простими й не затратними в часі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] Агеев, М. Д. Автономные подводные роботы. Системы и технологии [Текст] / М. Д. Агеев. – М. : Наука, 2005. – 398 с.
- [2] Александров, А. Г. Оптимальные и адаптивные системы [Текст] / А. Г. Александров. – М. : Высшая школа, 1989. – 263 с.
- [3] Тюкин, И. Ю. Адаптация в нелинейных динамических системах [Текст] / И. Ю. Тюкин, В. А. Терехов. – С.Пб. : ЛКИ, 2008. – 384 с.
- [4] Филаретов, В. Ф. Устройства и системы управления подводных роботов [Текст] / В. Ф. Филаретов, А. В. Лебедев, Д. А. Юхимец. – М. : Наука, 2005. – 270 с.
- [5] Юревич, Е. И. Теория автоматического управления [Текст] / Е. И. Юревич. – С.Пб. : БХВ-Петербург, 2007. – 560 с.
- [6] Astrom, K. J. Adaptive Control / K. J. Astrom, B. Wittenmark. – Addison-Wesley, 1989, 2nd ed. 1994.

© С. В. Блінцов, Доан Фук Тхи

Надійшла до редколегії 19.11.13

Статтю рекомендує до друку член редколегії Вісника НУК
д-р техн. наук, проф. Г. В. Павлов

Статтю розміщено у Віснику НУК № 2, 2014