

<http://dx.doi.org/10.15589/evn20140303>

УДК 681.51:629.58

Б 69

DEVELOPMENT OF THE COMBINED AUTOMATIC CONTROL OF THE MOTION OF THE UNDERWATER VEHICLE BASED ON PREDICTION NARMA-L2 CONTROLLER

РОЗРОБКА КОМБІНОВАНОЇ СИСТЕМИ АВТОМАТИЧНОГО КЕРУВАННЯ РУХОМ ПІДВОДНОГО АПАРАТА НА БАЗІ РЕГУЛЯТОРА З ПЕРЕДБАЧЕННЯМ ТА NARMA-L2-РАДНИКОМ

Serhii V. Blintsov

sergiy.blintsov@nuos.edu.ua

ORCID: 0000-0001-5706-2200

С. В. Блінцов,

канд. техн. наук

Admiral Makarov National University of Shipbuilding, Mykolaiv

Національний університет кораблебудування імені адмірала Макарова, м. Миколаїв

Abstract. The synthesis of the neural network controller based on the NARMA-L2 algorithm has been considered. The algorithm of the synthesis is described. Its adjustment for the control of the motion speed of the underwater vehicle is performed. The obtained controller parameters providing the best quality indicators are given. It is suggested to improve the control system of the underwater vehicle based on the prediction controller by means of including the NARMA-L2 block to its structure. According to the suggestion, it is used for the calculation of the initial vector of the control signals. The scheme of the suggested control system is given and the algorithm of its functioning is described. The simulation and study of the obtained system was performed. The advantages of its performance over that of the classic prediction controller are shown.

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

Анотація. Розглянуто синтез нейромережевого регулятора на базі алгоритму NARMA-L2, а також удосконалення за його допомогою нейрорегулятора з передбаченням для автоматичного керування швидкістю руху підводного апарата. Досліджено ефективність указаних систем керування.

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

Аннотация. Рассмотрен синтез нейросетевого регулятора на базе алгоритма NARMA-L2, а также усовершенствование с его помощью нейрорегулятора с предсказанием для автоматического управления скоростью движения подводного аппарата. Исследована эффективность указанных систем управления.

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

REFERENCES

- [1] Blintsov S.V., Doan Fuk Tkhy. Neurokeruvannia rukhom pidvodnoho aparata v umovakh nevyznachenosti na bazi rehuliatora z peredbachenniam (Neural control of the motion of the underwater vehicle under the conditions of uncertainty based on the prediction controller). *Elektronne vydannia «Visnyk Natsionalnoho universytetu korablobuduvannia»* [NUS Journal. Electronic Edition], 2014, no. 1. Available at: <http://ev.nuos.edu.ua>.
- [2] Dubrova T.A. *Statisticheskie metody prognozirovaniya* [Statistical prediction methods]. Moscow, YuNITI-DANA Publ., 2003.
- [3] Kuznetsov B.I., Vasilets T.Ye., Varfolomeev A.A. Neyroupravlenie nelineynym dinamicheskim obektom s ispolzovaniem metoda obobshchennogo upravleniya s predskazaniem [Neural control of the nonlinear dynamic object using the method of generalized predictive control]. *Elektrotekhnika i elektromekhanika – Electrical Engineering and Electromechanics*, 2008, no. 4, pp. 34–41.
- [4] *Podvodnye tekhnologii i sredstva osvoeniya Mirovogo okeana* [Underwater technologies and means of development of the World ocean]. Moscow, Oruzhie i tekhnologii Publ., 2011. 780 p.
- [5] Hagan M.T., Jesus O.De, Schultz R. Training Recurrent Networks for Filtering and Control. *Recurrent Neural Networks: Design and Applications*, Chapter 12, pp. 311–340.

- [6] Steven W. Moore, Harry Bohm, Vickie Jensen *Underwater Robotics: Science, Design & Fabrication*. Marine Advanced Technology Education (MATE) Center, 2010. 770 p.
- [7] Narendra K.S., Kumpati S., Kannan Parthasarathy Learning Automata Approach to Hierarchical Multiobjective Analysis. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1991, vol. 20, no. 1, January/February, pp. 263–272.
- [8] Narendra K.S., Mukhopadhyay S. Adaptive Control Using Neural Networks and Approximate Models. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1997, vol. 8, pp. 475–485.

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ

Сучасний розвиток морської робототехніки провідних країн світу здійснюється у напрямку заміни населених систем на дистанційно керовані і автономні [4, 6]. Це забезпечує безпеку обслуговуючого персоналу, а також значно скорочує його чисельність і одночасно підвищує ефективність цільового використання таких систем в інтересах морегосподарського комплексу та оборони. При цьому задача створення точних систем автоматичного керування підводними апаратами (ПА) постає все гостріше. Широкі можливості відкриває для цього застосування апарата штучних нейронних мереж – нейрокерування.

Відомо, що одними з найкращих за точністю, в тому числі для підводних апаратів, є регулятори з передбаченням [1, 3]. Вони виконують розрахунок оптимальної послідовності керуючих сигналів, чим забезпечують максимальну близькість фактичної траєкторії руху вихідної координати до заданої. Проте вагомим їх недоліком є велика кількість необхідних розрахунків на кожному кроці керування і, як наслідок, значний час, необхідний для цих розрахунків.

МЕТА РОБОТИ – синтез і дослідження NARMA-L2-регулятора, а також удосконалення за його допомогою регулятора з передбаченням для керування швидкістю руху підводного апарата.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

NARMA-L2-регулятор – це деяка реконструкція нейромережі моделі керованого об'єкта, отриманої на етапі ідентифікації. Цей підхід відомий за двома різними назвами: управління з лінеаризацією у зворотному зв'язку та управління NARMA-L2. Основна ідея цього виду управління полягає в перетворенні нелінійної динаміки системи в лінійну шляхом компенсації нелінійності.

Модель авторегресії–ковзного середнього (англ. autoregressive moving-average model, ARMA) – це одна з математичних моделей, що використовуються для аналізу і прогнозування стаціонарних часових рядів у статистиці [2]. Модель ARMA узагальнює дві більш прості моделі часових рядів – модель авторегресії (AR) та модель ковзного середнього (MA).

Моделлю ARMA (p, q), де p і q – цілі числа, що задають порядок моделі, називається процес генерації часового ряду $\{X_t\}$:

$$X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \alpha_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^q \beta_j \varepsilon_{t-j},$$

де c – константа; $\{\varepsilon_t\}$ – білий шум, тобто послідовність незалежних та однаково розподілених числових величин (як правило, нормальних) з нульовим середнім; α_i, β_j – дійсні числа, авторегресійні коефіцієнти та коефіцієнти ковзного середнього відповідно.

Така модель може інтерпретуватися як лінійна модель множинної регресії, в якій як змінні стану виступають попередні значення самої залежної змінної, а як регресійний залишок – змінні середні з елементів білого шуму. ARMA-процеси мають більш складну структуру в порівнянні зі схожими по поведінці AR-або MA-процесами в чистому вигляді, але при цьому ARMA-процеси характеризуються меншою кількістю параметрів.

Першим кроком у побудові NARMA-L2-регулятора є ідентифікація моделі. На цьому етапі навчається штучна нейронна мережа (ШНМ) спеціального виду, що представляє зворотну динаміку системи. Стандартною моделлю, яка використовується для представлення загальної дискретної нелінійної системи, є нелінійна модель авторегресії–ковзного середнього (Nonlinear ARMA, або NARMA):

$$y(k+d) = M[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)],$$

де $u(k)$ – вхід системи; $y(k)$ – вихід.

На стадії ідентифікації нейронна мережа навчається для апроксимації нелінійної функції $M[\]$. Якщо необхідно, щоб вихід системи слідував деякій траєкторії $y(k+d) = y_r(k+d)$, то наступним кроком є розробка нелінійного контролера у вигляді:

$$u(k) = G[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), y_r(k+d), u(k-1), \dots, u(k-m+1)].$$

Проблема з використанням цього контролера полягає в тому, що для навчання нейронної мережі по відтворенню функції G , щоб звести до мінімуму середньоквадратичну помилку, необхідно використовувати динамічний алгоритм зворотного поширення [5, 7]. Це може бути дуже повільно. Одним із рішень, запропонованих у [8], є використання для представлення системи апроксимованої моделі. Контролер, який використовується в даному випадку, базується на основі апроксимованої моделі NARMA-L2:

$$y'(k+d) = f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] + g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] \cdot u(k).$$

Це є модель у парній формі, де наступний сигнал контролера $u(k)$ не міститься всередині нелінійності. Перевага цієї форми полягає в тому, що її можна ви-

рішити відносно керуючого входу, що забезпечить слідування системи за заданою траєкторією $y(k+d) = y_r(k+d)$. В результаті контролер буде мати вигляд

$$u(k) = \frac{y_r(k+d) - f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]}{g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]}.$$

Використання цього рівняння у безпосередньому вигляді може викликати проблеми реалізації, оскільки необхідно визначати керуючий сигнал $u(k)$,

грунтуючись на виході $y(k)$ у той самий момент часу. Замість цього можна використовувати модель

$$y(k+d) = f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] + g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), \dots, u(k-m+1)] \cdot u(k+1),$$

де $d \geq 2$.

На рис. 1 показана структура відповідної нейронної мережі.

Враховуючи сказане вище, отримаємо контролер у вигляді

$$u(k+1) = \frac{y_r(k+d) - f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]}{g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]},$$

який є придатним до реалізації при $d \geq 2$. Схема системи керування представлена на рис. 2.

Тепер, маючи ШНМ (див. рис. 2), що навчена апроксимувати модель об'єкта керування, залишається лише переформатувати її у вигляд, показаний на рис. 3, щоб отримати бажаний регулятор.

На виході об'єкта проходять перехідні процеси. При цьому запам'ятовуються керуючий сигнал, вихідна координата, а також декілька попередніх значень вхідного та вихідного сигналів, які характеризують поточний стан об'єкта. Після закінчення експерименту за цими даними навчається ШНМ, потім вона переформатовується, як описано вище, і ставиться як регулятор у прямий канал системи керування.

Синтез регулятора складається з наступних дій. Спочатку необхідно отримати навчальну вибірку, яка характеризує об'єкт керування. Для цього на нього подається послідовність керуючих сигналів у вигляді сходинок випадкової довжини (для ПА, що розглядається – в діапазоні від 1 до 10 с) та ви-

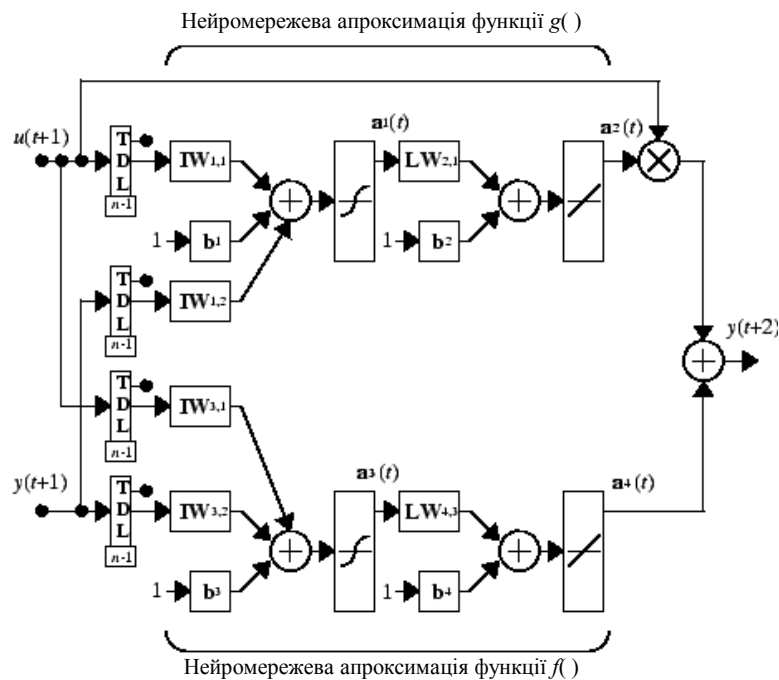


Рис. 1. Структура нейронної мережі NARMA-L2-регулятора

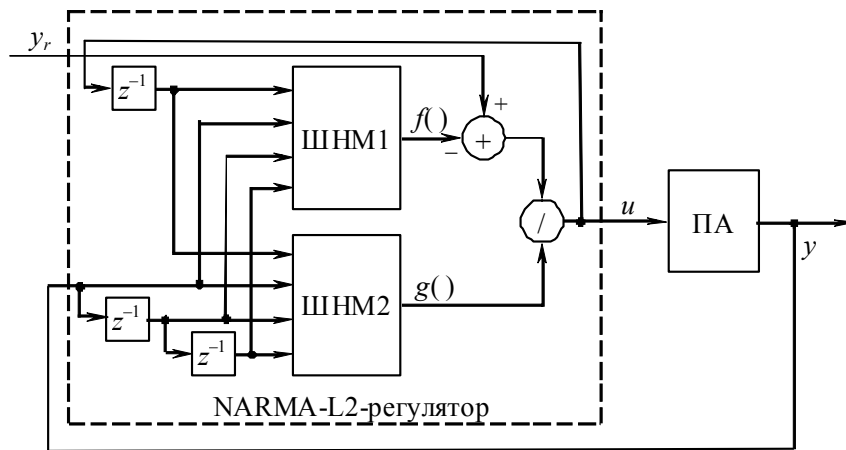


Рис. 2. Схема системи керування з NARMA-L2-регулятором

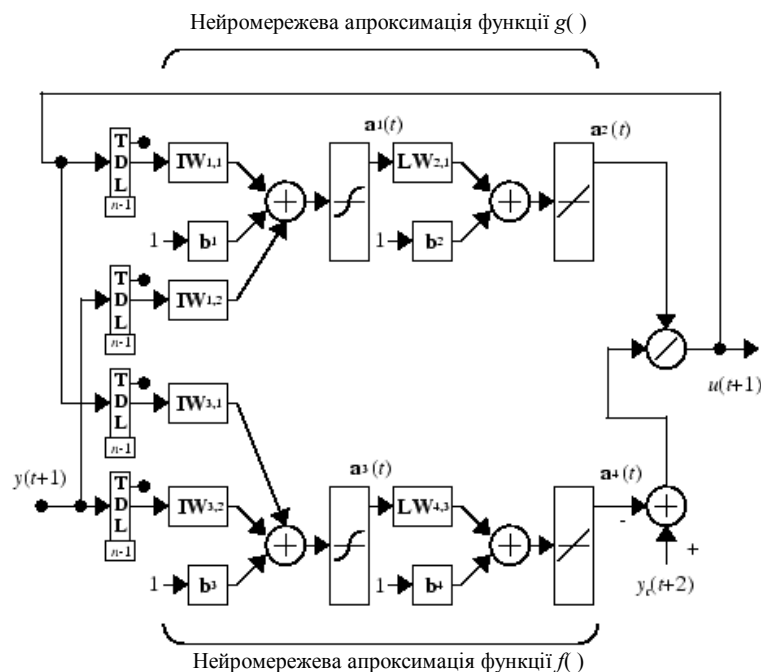


Рис. 3. Структура нейромережевого регулятора NARMA-L2

Було проведено серію експериментів з моделлю ПА в системі Simulink середовища MATLAB, в результаті яких встановлені значення параметрів регулятора, що забезпечують найкращі показники якості керування:

Кількість прихованих шарів нейромережі	30
Інтервал дискретизації	0,1 с
Кількість затримок для вхідного сигналу	1
Кількість затримок для вихідного сигналу	3
Кількість точок навчальних даних	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

У результаті отримано значення середньоквадратичної похибки $7,3 \cdot 10^{-11}$, максимальне абсолютне значення похибки на тестових даних – 0,001 м/с, що складає 0,25 % від максимальної швидкості і є прийнятним результатом.

Для дослідження роботи регулятора використовувалась Simulink-модель, показана на рис. 4.

Блоки «Ramp», «Zero-Order Hold», «Fcn1», а також «Ramp1» і «Fcn2» служать для задавання східчастого та синусоїдального вхідних сигналів, перемикання між якими виконується 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.

Результати моделювання роботи синтезованого регулятора відображені на рис. 5. При синусоїдальному сигналі фактична швидкість майже збігається з заданою, тому на рисунку не наведена.

Абсолютна похибка в усталених режимах лежить в межах 0,002 м/с (за умов ідеальних датчиків та відсутності збурень), що складає 0,5 % від максимальної швидкості і є дуже хорошим результатом, але все-таки гіршим за точність регулятора з передбаченням. Розглянемо тепер, як можна використати отриманий результат для удосконалення роботи останнього.

Як уже сказано, регулятор з передбаченням забезпечує високу точність керування, але суттєвим його недоліком є велика кількість необхідних обчислень і, як наслідок, довгий час цих обчислень. Спробуємо покращити його характеристики в наступний спосіб.

У перший момент часу послідовність керуючих сигналів береться випадковим чином, або середні, або граничні значення. Ця послідовність оптимізується, і перше значення подається на об'єкт. Починаючи з другого моменту часу, береться послідовність,

розрахована на попередньому кроці (окрім першого значення, яке вже використане), до неї додається ще одне значення (знову ж таки, випадкове), і ця послідовність знов оптимізується. При цьому основним слабким місцем, яке забирає багато часу, є саме алгоритм оптимізації.

Для прискорення розрахунків пропонується наступне рішення. Для формування первісної послідовності можна використовувати NARMA-L2-регулятор (радник), описаний вище. Він працює дуже швидко, хоча й не забезпечує такої точності, як регулятор з передбаченням. Але за його допомогою можна формувати первісну послідовність керуючих сигналів, яка вже сама по собі буде забезпечувати адекватне керування, і алгоритму оптимізації залишиться лише уточнити її, відштовхуючись від вектора, вже дуже наближеного до оптимального.

Схема системи керування, що працює за описаною методикою, показана на рис. 6.

Відзначимо, що для синтезу NARMA-L2-радника не потрібно проводити додаткових експериментів, його ШНМ можна навчити на тих самих даних, які використовувались для навчання ШНМ-моделі регулятора з передбаченням.

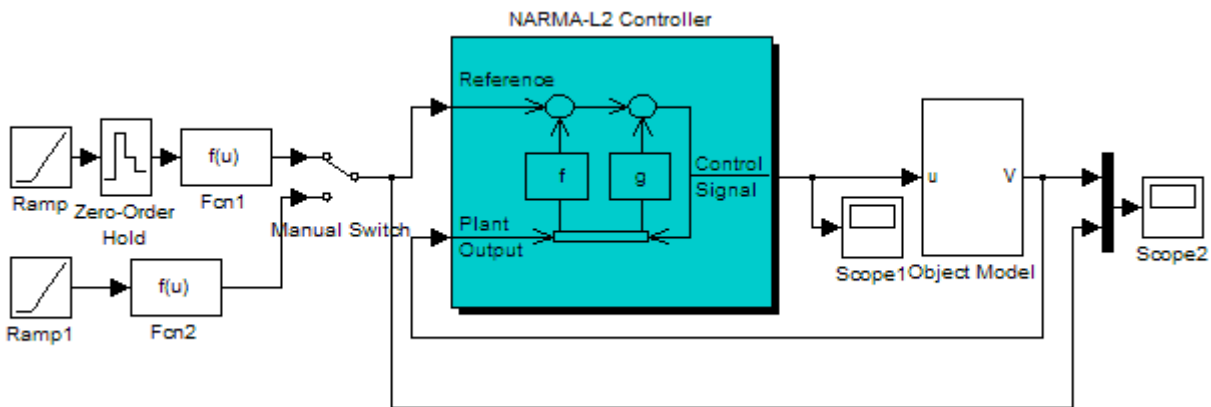


Рис. 4. Модель системи керування з нейрорегулятором NARMA-L2 в середовищі Matlab Simulink

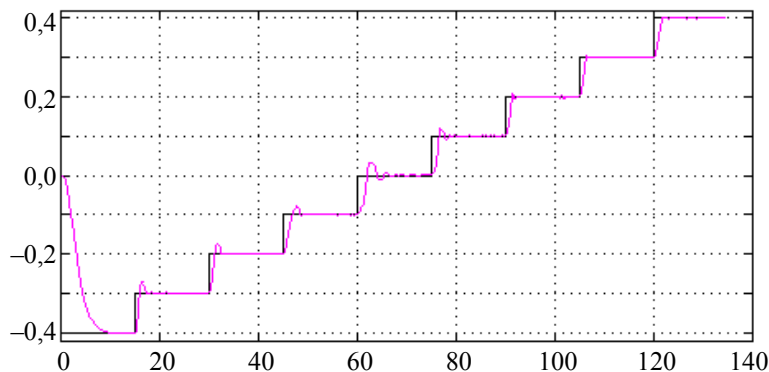


Рис. 5. Моделювання роботи нейрорежевого NARMA-L2-регулятора при ступінчатому вхідному сигналі

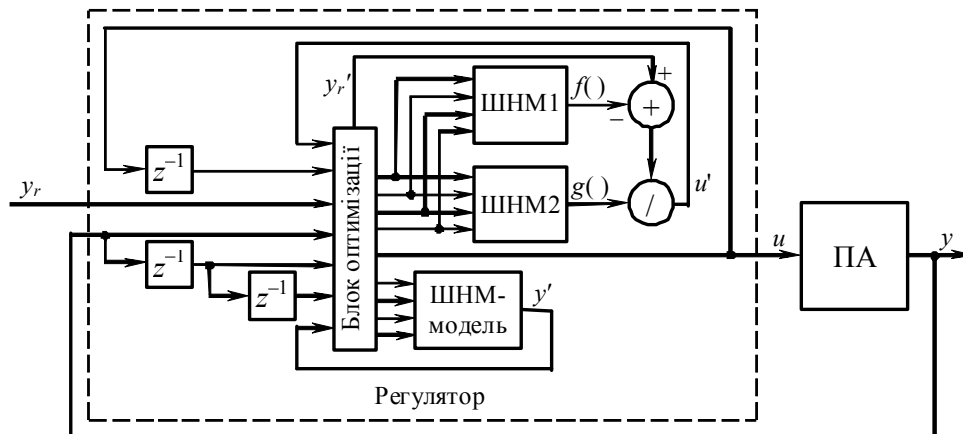


Рис. 6. Схема системи керування на базі регулятора з передбаченням та NARMA-L2-радником

Пропонована система працює наступним чином. Сигнал з датчика швидкості y та його затримані на один і два кроки значення, сигнал завдання y_r , і попередній сигнал керування u зчитуються блоком оптимізації. Вони подаються на ШНМ1 і ШНМ2, та обчислюється сигнал керування u' за алгоритмом NARMA-L2. Цей сигнал, а також затримані попередні значення швидкості подаються на ШНМ-модель, і обраховується наступне значення швидкості. Воно, разом з попередніми значеннями, знову подається на NARMA-L2-регулятор і обчислюється керуючий сигнал для наступного кроку, який знову подається на ШНМ-модель. Процес повторюється до тих пір, поки не буде сформована послідовність керуючих сигналів для всього горизонту керування. Потім ця послідовність використовується як початковий вектор, з якого блок оптимізації починає роботу. Після знаходження оптимальної послідовності, як і в класичному регуляторі з передбаченням, перше значення подається на об'єкт, і в наступній точці весь процес повторюється спочатку.

Як показало моделювання, керуючий сигнал, що розраховувався системою, залишився фактично ідентичним тому, який був у класичному регуляторі з передбаченням [1], похибка в усталених режимах близька до нуля, але час розрахунків зменшився до 20...30 % залежно від вхідного сигналу.

Таким чином, вирішується задача побудови системи керування істотно нелінійним об'єктом – підводним апаратом в умовах невизначеності його па-

раметрів на основі лише експериментальних даних. При цьому сам експеримент по отриманню даних є дуже простим і таким, що легко реалізується. Отримана система забезпечує високу точність, формуючи близький до оптимального сигнал керування, при цьому процес оптимізації займає до 30 % менше часу у порівнянні з традиційною системою керування з передбаченням.

ВИСНОВКИ

1. Синтезовано NARMA-L2-регулятор для керування швидкістю руху підводного апарата як нелінійного об'єкта. Абсолютна похибка в усталених режимах лежить в межах 0,002 м/с (за умов ідеальних датчиків та відсутності збурень), що складає 0,5 % від максимальної швидкості. Цей регулятор є досить простим у синтезі і може використовуватись самостійно в системах керування ПА.

2. Удосконалено систему керування на базі регулятора з передбаченням за допомогою введення NARMA-L2-радника, що дозволило скоротити час, необхідний для обчислення керуючих сигналів, до 30 %. При цьому вказана система забезпечує високу точність – похибка в усталених режимах близька до нуля.

3. Описані системи керування можуть бути синтезовані в умовах невизначеності моделі й параметрів об'єкта лише за експериментальними даними, при цьому сам процес проведення експерименту є досить простим і не вимагає спеціальних засобів чи обладнання.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] **Блінцов, С. В.** Нейрокерування рухом підводного апарата в умовах невизначеності на базі регулятора з передбаченням [Електронний ресурс] / С. В. Блінцов, Доан Фук Тхи // Електронне видання «Вісник Національного університету кораблебудування». – Миколаїв : НУК, 2014. – № 1. – Режим доступу: <http://ev.nuos.edu.ua>.
- [2] **Дуброва, Т. А.** Статистические методы прогнозирования [Текст] : учеб. пособие для вузов / Т. А. Дуброва. – М. : ЮНИТИ-ДАНА, 2003.

- [3] **Кузнецов, Б. И.** Нейроуправление нелинейным динамическим объектом с использованием метода обобщенного управления с предсказанием [Текст] / Б. И. Кузнецов, Т. Е. Василец, А. А. Варфоломеев // Электротехника и электромеханика. – Х. : ХНТУ «ХПИ». – 2008. – № 4. – С. 34–41.
- [4] Подводные технологии и средства освоения Мирового океана [Текст]. – М. : Изд. дом «Оружие и технологии», 2011. – 780 с.
- [5] **Hagan, M. T.** Training Recurrent Networks for Filtering and Control [Text] / M. T. Hagan, O. De Jesus, R. Schultz // Recurrent Neural Networks: Design and Applications, Chapter 12. – CRC Press. – P. 311–340.
- [6] **Moore, S. W.** Underwater Robotics: Science, Design & Fabrication [Text] / Steven W. Moore, Harry Bohm, Vickie Jensen // Marine Advanced Technology Education (MATE) Center, 2010. – 770 p.
- [7] **Narendra, K. S.** Learning Automata Approach to Hierarchical Multiobjective Analysis [Text] / K. S. Narendra, S. Kumpati, Kannan Parthasarathy // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. – Vol. 20. – No. 1, January/February 1991. – P. 263–272.
- [8] **Narendra, K. S.** Adaptive Control Using Neural Networks and Approximate Models [Text] / K. S. Narendra, S. Mukhopadhyay // IEEE Transactions on Neural Networks. – 1997. – Vol. 8. – P. 475–485.

© С. В. Блінцов

Надійшла до редколегії 13.11.13
Статтю рекомендує до друку член редколегії Вісника НУК
д-р техн. наук, проф. Г. В. Павлов
Статтю розміщено у Віснику НУК № 3, 2014