

УДК 681.5.01:004.94

DOI <https://doi.org/10.32689/maup.it.2022.1.6>

Іван МАРИНИЧ

кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри автоматизації, комп'ютерних наук і технологій, Криворізький національний університет, вул. В. Матусевича, 11, Кривий Ріг, Дніпропетровська область, Україна, індекс 50011 (marynych@knu.edu.ua)

ORCID: 0000-0002-9036-8532

Ольга СЕРДЮК

кандидат технічних наук, старший викладач кафедри автоматизації, комп'ютерних наук і технологій, Криворізький національний університет, вул. В. Матусевича, 11, Кривий Ріг, Дніпропетровська область, Україна, індекс 50011 (olgajs28@knu.edu.ua)

ORCID: 0000-0003-0505-0800

Ivan MARYNYCH

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor at the Department of Automation, Computer Science and Technology, Kryvyi Rih National University, 11 V. Matusevicha str., Kryvyi Rih, Dnipro region, Ukraine, postal code 50011 (marynych@knu.edu.ua)

Olga SERDIUK

Candidate of Engineering Science, Senior Lecturer at the Department of Automation, Computer Science and Technology, Kryvyi Rih National University, 11 V. Matusevicha str., Kryvyi Rih, Dnipro region, Ukraine, postal code 50011 (olgajs28@knu.edu.ua)

Бібліографічний опис статті: Маринич І., Сердюк О. Застосування нейронних регуляторів при моделюванні керування стадією подрібнення в умовах гірничо-збагачувального комбінату. *Інформаційні технології та суспільство*. 2022. Вип. 1 (3). С. 45–53. DOI: <https://doi.org/10.32689/maup.it.2022.1.6>

Bibliographic description of the article: Marynych, I., Sediuk, O. (2022). Zastosuvannya neyronnih regulyatoriv pri modelyuvanni keruvannya stadiyeyu podribnennya v umovah girnicho-zbagachuvalnogo kombinatu [Use of neural regulators in control simulation of crushing stage in conditions of mining and processing plant]. *Informatsiini tekhnolohii ta suspilstvo – Information technology and society*, 1 (3), 45–53. DOI: <https://doi.org/10.32689/maup.it.2022.1.6>

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ РЕГУЛЯТОРІВ ПРИ МОДЕЛЮВАННІ КЕРУВАННЯ СТАДІЄЮ ПОДРІБНЕННЯ В УМОВАХ ГІРНИЧО-ЗБАГАЧУВАЛЬНОГО КОМБІНАТУ

Анотація. Стаття присвячена можливості застосування стандартних типів нейрорегуляторів, що пропонує середовище MATLAB & Simulink при моделюванні керування технологічним процесом, а саме стадією подрібнення, шляхом застосування узгодженого інтелектуального керування в умовах невизначеності. Застосування технологій штучного інтелекту в гірському ділі є досить актуальним в цей час. На відміну від «класичних» детермінованих автоматизованих систем керування, які засновані на використанні жорстких алгоритмів (або чіткої логіки), системи з використанням штучного інтелекту мають властивості навчання та самонавчання (тобто накопичення та узагальнення досвіду). Використання штучних нейро-нечітких мереж для моделювання і ідентифікації об'єкта керування – підхід, який зазвичай розглядається як альтернатива методам, заснованим на фізичних або технологічних принципах. Зокрема, це стосується можливості використання нейронних мереж та нечіткої логіки для управління технологічними процесами дроблення-подрібнення та збагачення корисних копалин. В роботі було розглянуто три можливих типи регуляторів, які пропонує середовище MATLAB & Simulink, а саме регулятора з передбаченням NN Predictive Controller, регулятора на основі моделі авторегресії NARMA-L2 та контролера на основі еталонної моделі – Model Reference Controller. Кожен з розглянутих регуляторів може застосовуватись при моделюванні технологічного процесу, але доцільність використання того чи іншого типу, в першу чергу залежить від характеру технологічного процесу. При моделюванні була досліджена можливість керування технологічним процесом за допомогою штучного інтелекту (регуляторів на основі нейронних мереж). Аналіз результатів моделювання трьох типів нейрорегуляторів, показав, що найбільш доцільним при моделюванні керування технологічного процесу подрібнення є застосування регулятора типу NARMA-L2.

Ключові слова: інтелектуальна система управління, моделювання, нейрорегулятор, нейромережа, стадія подрібнення.

USE OF NEURAL REGULATORS IN CONTROL SIMULATION OF CRUSHING STAGE IN CONDITIONS OF MINING AND PROCESSING PLANT

Abstract. The article is devoted to possibility of using standard types of neuroregulators that offer the MATLAB & Simulink environment in modeling control of technological process, namely grinding stage, by applying consistent intelligent control under uncertainty. Use of artificial intelligence technologies in mining is quite relevant at this time. Unlike "classical" deterministic control systems based on rigid algorithms use (or clear logic), systems using artificial intelligence have properties of learning and self-learning (that is, accumulation and generalization of experience). Use of artificial neural networks to model and identify control object is approach that is usually considered as alternative to methods based on physical or technological principles. In particular, this concerns possibility of using neural networks and fuzzy logic to control of crushing-grinding and enrichment of minerals technological processes. Paper considers three possible types of controllers offered by MATLAB & Simulink, namely the NN Predictive Controller, the NARMA-L2 autoregressive control controller and the Model Reference Controller controller. Each of the considered regulators can be applied at modeling of technological process, but expediency of use of this or that type, first of all depends on character of technological process. During the simulation, the possibility of controlling the technological process with the help of artificial intelligence (regulators based on neural networks) was investigated. Analysis of results of modeling three types of neuroregulators showed that the most appropriate for modeling the control of the technological process of grinding is the use of a regulator type NARMA-L2.

Key words: intelligent control system, modeling, neuroregulator, neural network, grinding stage.

Постановка проблеми. Сучасний стан підприємств гірничої галузі характеризується гострою необхідністю вирішення цілого комплексу проблем. В умовах зносу основних засобів виробництва і неможливості їх швидкого відновлення однією з основних проблем є те, що переорієнтація на світові ринки збуту вимагає постійного підвищення конкурентоспроможності продукції, що випускається, зниження її енергоємності.

Відомі різні шляхи кардинального вирішення цих питань: заміна застарілого обладнання, впровадження ефективніших технологій, удосконалення існуючих схем ланцюгів апаратів тощо. Світовий досвід свідчить, що у умовах найефективнішим шляхом підвищення якості та зниження собівартості є комплексна автоматизація основних технологічних процесів, заснована на застосуванні сучасних інтегрованих систем інтелектуального, оптимального і адаптивного керування [3; 8].

Головною проблемою, що виникає під час реалізації таких систем, є відсутність надійних засобів контролю необхідної точності або досить значна вартість окремих датчиків [4]. В той же час, зараз досить активно розвивається альтернативний спосіб побудови автоматизованих систем керування (АСК) на основі використання технологій штучного інтелекту (нейронні мережі, нечітка логіка, генетичні алгоритми тощо). На відміну від «класичних» детермінованих АСК, які засновані на використанні жорстких алгоритмів (або чіткої логіки), системи з використанням штучного інтелекту мають властивості навчання та самонавчання (тобто накопичення та узагальнення досвіду). Також на розробку та впровадження інтелектуальних систем управління витрачаються значно менші кошти за рахунок зменшення необхідності використання дорогого обладнання (датчики, комунікації).

Враховуючи всі зазначені фактори, можна стверджувати, що проблема застосування технологій штучного інтелекту в гірничій справі є відносно новою і дуже актуальною. Зокрема, це стосується можливості використання нейронних мереж та нечіткої логіки для управління технологічними процесами дроблення-подрібнення та збагачення корисних копалин [4].

Аналіз досліджень та постановка задачі. Аналіз робіт показує, що переважна більшість АСУ реалізовано на основі застосування класичних підходів теорії управління, адаптивних та оптимальних систем. Як математичні моделі, як правило, застосовується 1–2 каналні лінійні системи. Більшість таких систем досить просто реалізується за допомогою класичних ПІД-регуляторів. Відносна простота реалізації та порівняно висока надійність таких систем зумовлюють їхнє застосування приблизно у 80–90% систем промислової автоматизації [8]. Водночас відомо, що такі системи не завжди можуть забезпечувати необхідну якість управління, особливо в умовах не стаціонарності, інерційності, запізнення, випадкових обурень, наявності нечіткої та неповної інформації. До того ж, ПІД-регулятори вимагають постійного переналаштування власних коефіцієнтів у разі зміни технологічної ситуації. Тому одним з найбільш перспективних напрямків є застосування нейромережових технологій в задачах управління. За останні десятиліття даний напрямок отримав значний розвиток [7].

У роботі [2] виконано синтез нейрорегулятора з передбаченням NN Predictive Controller для рішення задачі управління електромеханічною системою з урахуванням пружності механічних зв'язків.

Наведено порядок синтезу нейрорегулятора для заданого об'єкту управління з використанням пакету прикладних програм Neural Network Toolbox системи MATLAB. Виконано моделювання нейромережевої системи та показано, що синтезований нейрорегулятор забезпечує високі динамічні характеристики системи з пружними зв'язками в кінематичних передачах.

Наприклад у роботі [5] Виконано синтез нейрорегулятора на основі моделі авторегресії для рішення задачі управління системою наведення і стабілізації озброєння легкоброньованих машин. Наведено порядок синтезу нейрорегулятора NARMA-L2 Controller для заданого об'єкту управління та виконано моделювання системи на ЕОМ.

Аналізуючи ці та інші роботи [6; 10] можна дійти висновку, що кожен з типів регуляторів з набору блоків Neural Network Blockset краще підходить до відповідних процесів, тому метою дослідження є синтез трьох типів нейрорегуляторів пакету Neural Network Toolbox системи MATLAB для управління стадією подрібнення шляхом застосування узгодженого інтелектуального управління в умовах невизначеності.

Виклад основного матеріалу. Динамічні моделі систем управління з нейромережевими регуляторами розміщені в спеціальному розділі Control Systems набору блоків Neural Network Blockset. У MATLAB реалізовані три нейрорегулятори: регулятор на основі моделі авторегресії зі змінним середнім – NARMA-L2 Controller; регулятор на основі еталонної моделі – Model Reference Controller і регулятора з передбаченням NN Predictive Controller [2].

При подальшому розгляді детальний опис синтезу кожного з наведених регуляторів приводити не будемо, так як він є стандартним і залежить від об'єкту керування, а приділимо увагу доцільності використання регуляторів цих типів для технологічного процесу подрібнення.

Застосування регулятора з передбаченням NN Predictive Controller.

Регулятор з передбаченням NN Predictive Controller використовує модель об'єкта управління у вигляді нейронної мережі для того, щоб передбачати його майбутню поведінку. Алгоритм оптимізації обчислює управляючі сигнали, які мінімізують різницю між бажаними і дійсними змінами сигналу на виході моделі і таким чином оптимізує поведінку об'єкта на заданому інтервалі часу. Побудова моделі об'єкта управління виконується автономно з використанням нейронної мережі, регулятор навчається в груповому режимі з використанням одного з алгоритмів навчання. Регулятор вимагає значного обсягу обчислень, оскільки для розрахунку оптимального закону управління оптимізація виконується на кожному такті управління [1; 9].

Для побудови нейронної мережі для управління технологічним процесом необхідно сформулювати нелінійний регулятор наступного виду [9; 11]:

$$y(k) = \sum_{j=N_1}^{N_2} (y_r(t+j) - y_m(t+j))^2 + p \sum_{j=1}^{N_u} (u'(t+j-1) - u'(t+j-2)) \quad (1)$$

Структурна схема нейроконтролера та результати моделювання управління технологічним процесом представлені відповідно на рис. 1-2.

Функція predort - виконує завдання передбачення майбутнього значення.

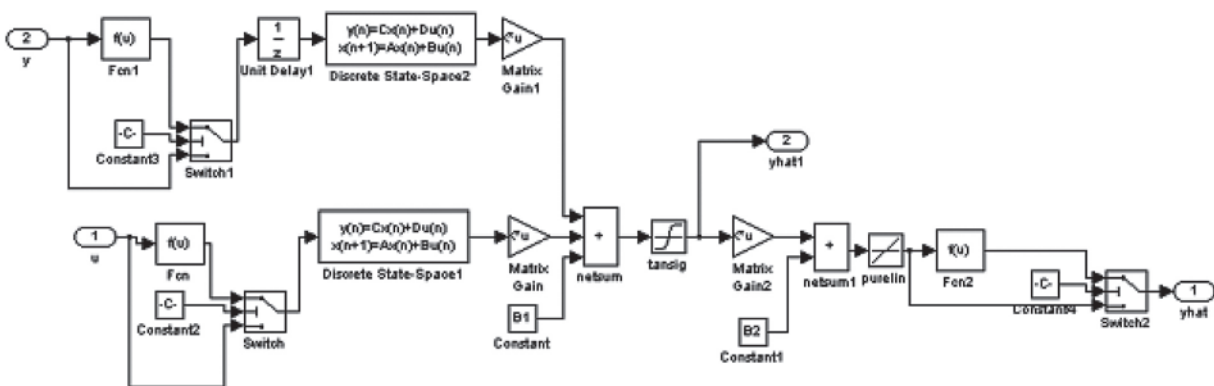


Рис. 1. Структурная схема нейроконтролера NN Predictive Controller

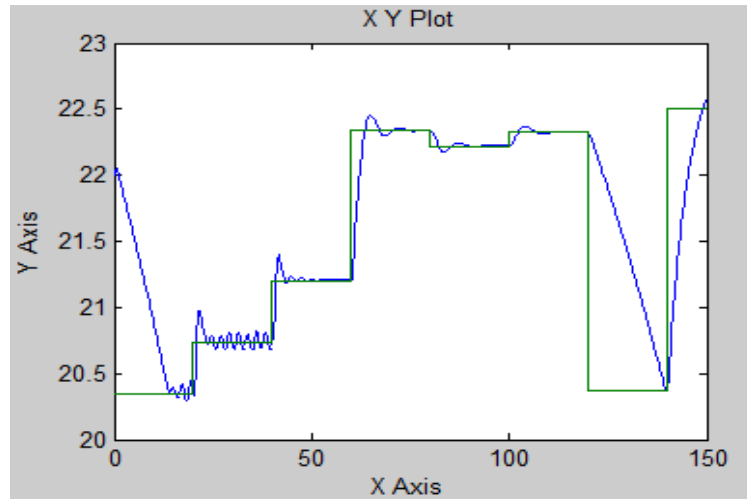


Рис. 2. Результати моделювання технологічного процесу

Застосування регулятора на основі моделі авторегресії NARMA-L2.

З усіх архітектур цей регулятор потребує найменшого обсягу обчислень. Цей регулятор – це деяка реконструкція нейромережевої моделі керованого процесу, отриманої на етапі ідентифікації [9; 11]. Обчислення у час пов'язані лише з реалізацією нейронної мережі. Недолік методу полягає в тому, що модель процесу повинна бути задана в канонічній формі простору стану, що відповідає матриці, що супроводжує, що може призводити до обчислювальних похибок.

Для побудови нейронної мережі для управління технологічним процесом необхідно сформуванати нелінійний регулятор наступного виду:

$$u(k) = G[y(k), y(k - 1), \dots, y(k - n + 1), y_r(k + d), u(k - 1), \dots, u(k - m + 1)] \quad (2)$$

Але хоча такий регулятор за допомогою нейронної мережі може бути побудований, - для цього потрібно провести дуже багато розрахунків, для зменшення середньоквадратичної похибки у зв'язку з використанням методу зворотного поширення помилки. Для практичного вирішення цього завдання, вчені Нарендра та Макхопадхаї запропонували іншу NARMA-модель, що отримала назву NARMA-L2 [9; 11], і має такий вигляд:

$$u(k) = \frac{y_r(k + d) - f[y(k), y(k - 1), \dots, y(k - n + 1), u(k - 1), u(k - 1), \dots, u(k - m + 1)]}{g[y(k), y(k - 1), \dots, y(k - n + 1), u(k - 1), u(k - 1), \dots, u(k - m + 1)]} \quad (3)$$

Але таке використання реалізації регулятора не бажано, оскільки управління $u(k)$ залежить від значення виходу $y(k)$, тому (3) модифікується наступним чином [9,11]:

$$u(k + 1) = \frac{y_r(k + d) - f[y(k), y(k - 1), \dots, y(k - n + 1), u(k - 1), u(k - 1), \dots, u(k - m + 1)]}{g[y(k), y(k - 1), \dots, y(k - n + 1), u(k - 1), u(k - 1), \dots, u(k - m + 1)]} \quad (4)$$

Структурна схема нейроконтролера представлена на рис. 3.

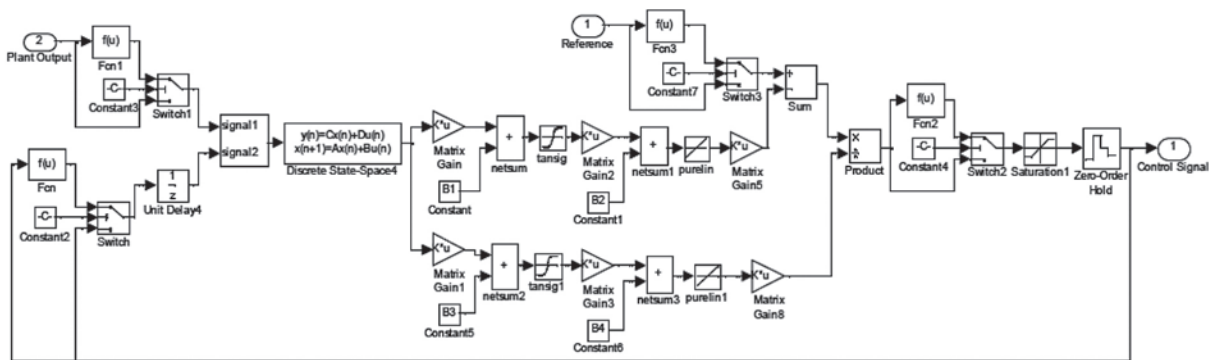


Рис. 3. Структурна схема нейроконтролера NARMA-L2

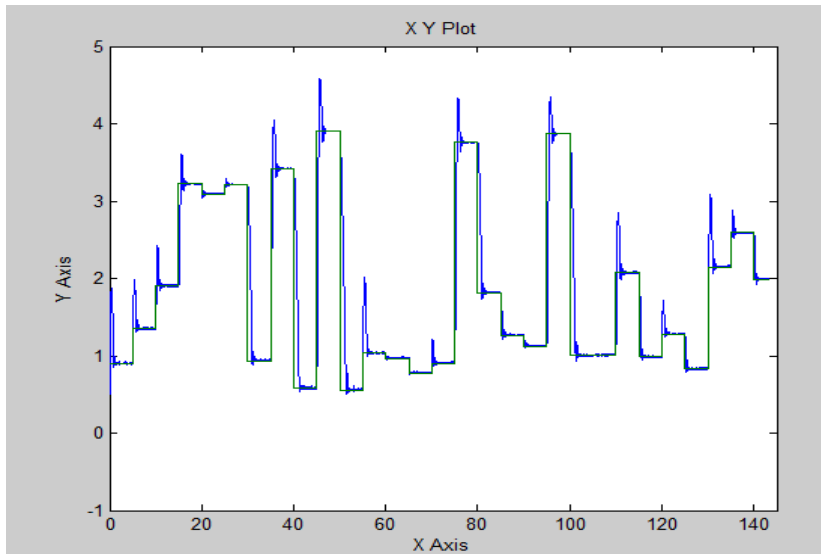


Рис. 4. Результати моделювання технологічного процесу

Застосування регулятора на основі еталонної моделі Model Reference Controller.

Необхідний обсяг обчислень для цього регулятора, порівняно з попереднім, менший. Однак архітектура регулятора з еталонною моделлю потребує навчання нейронної мережі керованого процесу та нейронної мережі регулятора [1; 6]. При цьому навчання регулятора виявляється досить складним, оскільки навчання ґрунтується на динамічному варіанті методу зворотного поширення помилки. Перевагою регуляторів на основі еталонної моделі є те, що вони можуть бути застосовані до різних класів керованих процесів.

При управлінні на основі еталонної моделі регулятор – це нейронна мережа, яка навчена управляти об'єктом так, щоб він відстежував поведінку еталонної моделі. При цьому модель керованого об'єкта активно використовується при налаштуванні параметрів самого регулятора. При побудові нейрорегулятора Model Reference Controller спочатку виконується ідентифікація об'єкта управління, а потім проводиться синтез закону управління. Необхідний обсяг обчислень для цього регулятора можна порівняти з попереднім. Однак архітектура регулятора з еталонною моделлю вимагає навчання нейронної мережі об'єкта управління і нейронної мережі регулятора. При цьому навчання регулятора виявляється достатньо складним, оскільки засноване на динамічному варіанті методу зворотного розповсюдження помилки. Структурна схема нейроконтролера представлена на рис. 5.

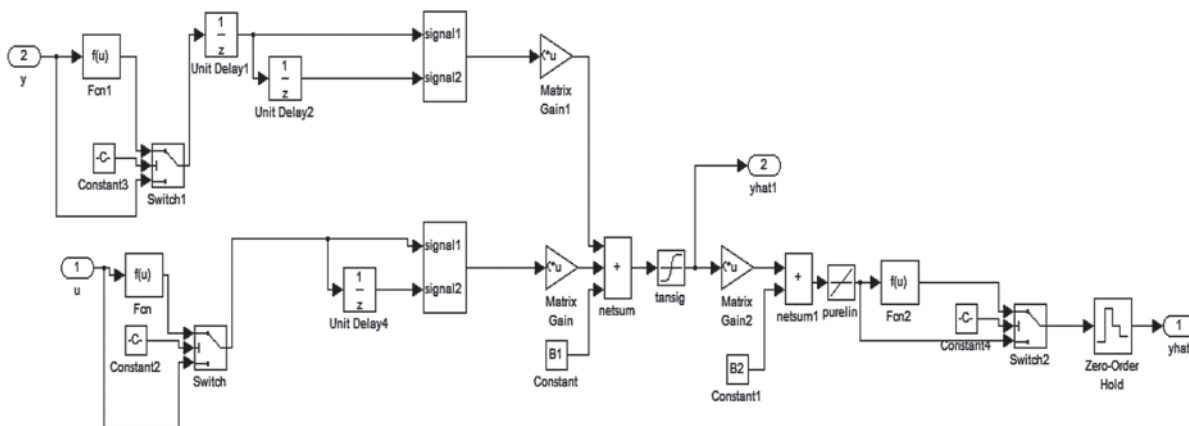


Рис. 5. Структурна схема нейроконтролера Model Reference Controller

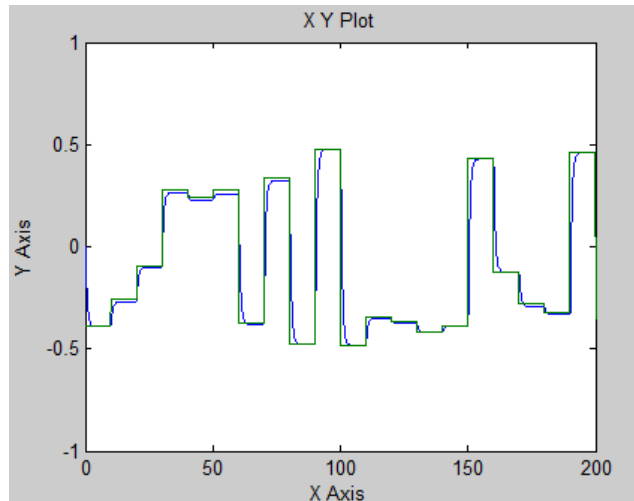


Рис. 6. Результати моделювання технологічного процесу

На перший погляд більш доцільним є використання регулятора на основі моделі авторегресії NARMA-L2. Тому для розглянемо моделювання нейромережевого контролера NARMA-L2 для стадії подрібнення. Як базова модель для отримання навчальної послідовності комплексу прийемо класичну модель в операторній формі. Відповідно до [7; 8] такий об'єкт, що складається з декількох дробарок, розділяючих грохотів і первантажувальних конвеєрів представляється наступною схемою (рис. 7).

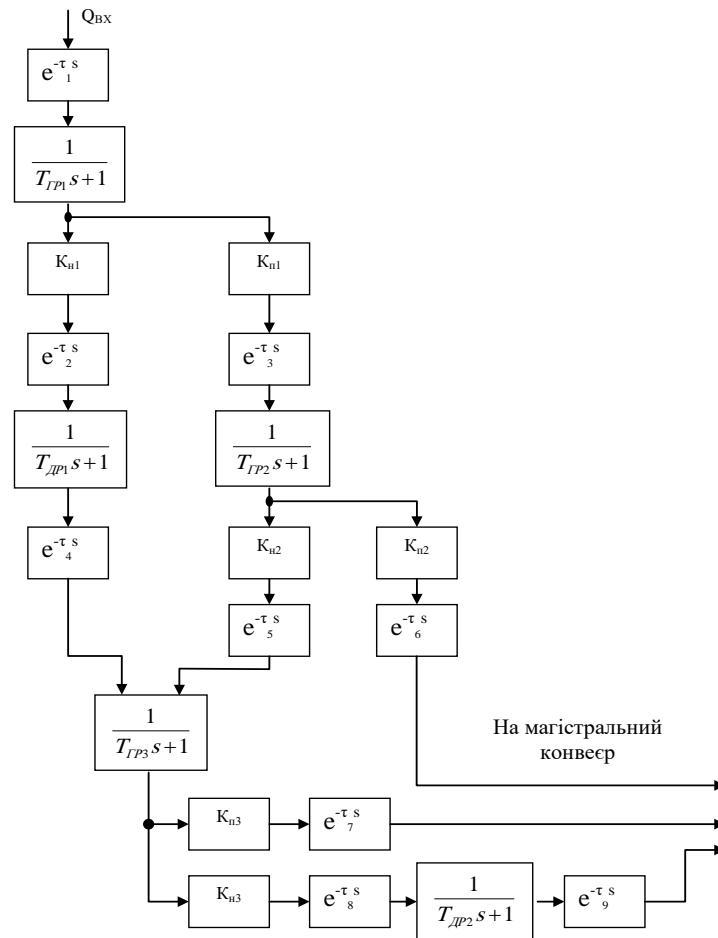


Рис. 7. Структурна схема стадії подрібнення

За допомогою цієї моделі була сформована навчальна вибірка з 1200 спостережень. Діапазон зміни вхідного впливу від 85 т/годину до 115 т/годину.

При синтезі нейрорегулятора NARMA-L2 Controller використовуються такі файли, розміщені в каталозі toolbox/nnet/ncontrol системи SIMULINK: Nncontrolutil – підтримка, що забезпечує можливість звертання до приватних функцій із системи SIMULINK; Sfunxy2 – функція виведення графіків; Nnidet.m – функція, що використовується під час ідентифікації об'єкта управління (ця функція використовується при побудові нейромережевої моделі об'єкта управління при синтезі всіх регуляторів, реалізована в ППП Neural Network Toolbox системи MATLAB) [9; 11].

Проектування нейрорегулятора складається з двох етапів: етап ідентифікації керованого об'єкта та етапу синтезу закону управління. На етапі ідентифікації розробляється модель керованого об'єкта як нейронної мережі, яка на етапі синтезу використовується для синтезу регулятора.

Процес синтезу нейроконтролера починається шляхом активізації блоку NARMA-L2 Controller. Вікно Plant Identification NARMA-L2 універсальне і може бути використане для побудови нейромережевих моделей будь-якого динамічного об'єкта, який описаний моделлю SIMULINK [9; 11].

Навчання нейромережевого NARMA – регулятора, що містить 10 нейронів у прихованому шарі, на тренувальній послідовності проводилося протягом 100 циклів. Система з нейрорегулятором показано на рис. 8, де блок Subsystem містить модель наведену на рис. 7.

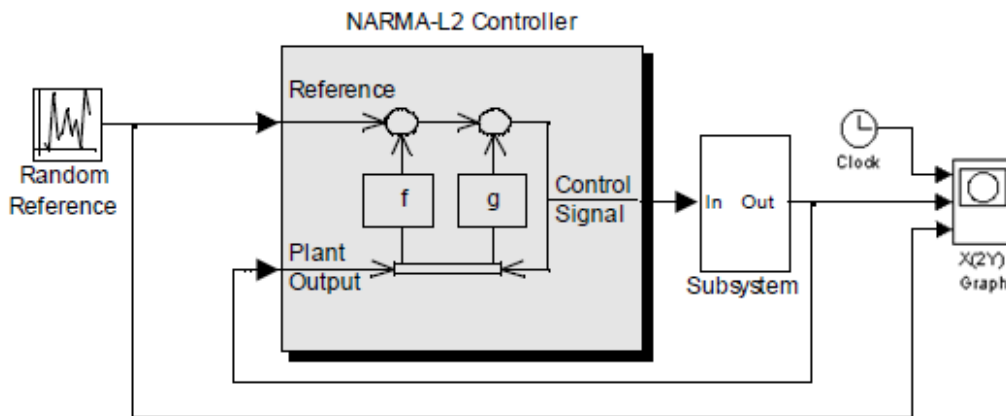


Рис. 8. Система с NARMA-L2 – регулятором

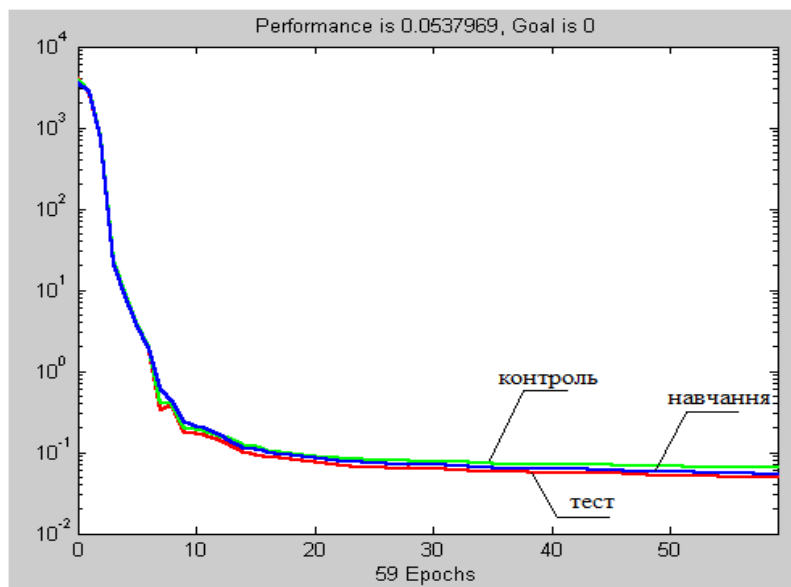


Рис. 9. Помилка навчання, контрольної та тестової послідовності для нейромережевого регулятора

На рис. 9 представлені графіки помилки для навчальної, тестової та контрольної послідовностей.

Результат роботи системи з кваліфікованим регулятором представлений на рис. 10 де крива 1 відображає вхідний вплив; а крива 2 – вихідний сигнал.

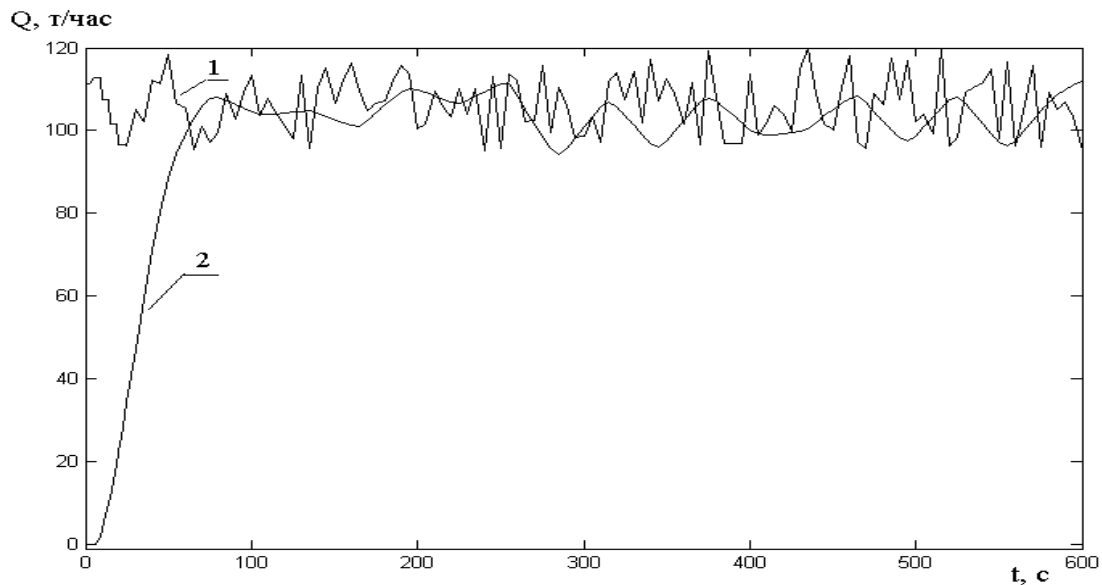


Рис. 10. Вхідний та вихідний сигнали системи з NARMA-L2-регулятором

Порівняння графіків вхідного (випадкового) сигналу та виходу системи показує, що застосування регулятора дозволяє досягти стабільнішої роботи ділянки по вихідному продукту, при випадкових змінах вхідного вантажопотоку.

Висновки. Було розглянуто три типи регуляторів нейрорегуляторів пакету Neural Network Toolbox системи MATLAB, а саме регулятор на основі моделі авторегресії зі змінним середнім – NARMA-L2 Controller; регулятор на основі еталонної моделі – Model Reference Controller і регулятора з передбаченням NN Predictive Controller. Проаналізовано відмінності у їх роботі, побудові та ідентифікації нейронних мереж об'єкта та самого регулятора. На основі результатів моделювання можна стверджувати, що найбільш доцільно для керування технологічним процесом подрібнення використовувати регулятор на основі моделі авторегресії зі змінним середнім – NARMA-L2 Controller.

Список використаних джерел:

1. Astolfi A., Karagiannis D., Ortega R. Nonlinear and adaptive control with applications. Berlin: Springer. 2008. 290 p.
2. Василюк Т. Ю., Варфоломій О. О., Іщенко В. С., Ковальчук С. Л. Синтез нейромережевого регулятора для електромеханічної системи з пружними зв'язками в кінематичних передачах. *Системи обробки інформації*. 2018. 2(153). С. 7–17.
3. Гвоздик В. С., Купін А. И. Реализация согласованного управления мельницами измельчения на основе применения нечеткого контролера. *Разраб. рудн. месторожден*. Кривой Рог. 2005. Вып. 88. С. 148–152.
4. Купін А. И. Інтелектуальна ідентифікація та керування в умовах процесів збагачувальної технології: монографія. Кривий Ріг : КТУ. 2008. 204 с.
5. Кузнецов Б. И., Василюк Т. Е., Варфоломеев А. А. Синтез нейросетевого регулятора NARMA-L2 CONTROLLER для системы наведения и стабилизации. *Електротехніка і Електромеханіка*. 2011. № 4. С. 41–46.
6. Кузнецов Б. И., Василюк Т. Ю., Варфоломій О. О. Нейромережева система наведення і стабілізації з регулятором на основі еталонної моделі Model Reference Controller. *Електротехніка і електромеханіка*. 2015. №4. С. 35–39.
7. Marynych I. A. Reason for application of intelligent systems for disintegrating complex control. *Metallurgical and Mining Industry*. 2014. No6. P. 25–29.
8. Назаренко В. М., Назаренко М. В., Хоменко С. А., Купін А. И. Современные информационные технологии для управления работой рудником горнообогатительного комбината. *Разраб. рудн. месторожден*. Кривой Рог. 2002. Вып. 77. С. 66–70.
9. Пупков К. А., Егупов Н. Д. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления. Москва : Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана. 2001. 744 с.
10. Shuzhi Sam Ge, Chenguang Yang, Tong Heng Lee. Adaptive Predictive Control Using Neural Network for a Class of Pure-Feedback Systems in DiscreteTime. *Neural Networks IEEE Transactions*, Sept. 2008. P. 1599–1614.
11. Терехов В. А., Ефимов Д. В., Тюкин И. Ю. Нейросетевые системы управления. Москва : Высш.шк. 2002. 183 с.

References:

1. Astolfi A., Karagiannis D., Ortega R. (2008). Nonlinear and adaptive control with applications. Berlin: Springer. p. 290. [in English].
2. Vasilec' T.Yu., Varfolomiev O.O., Ishchenko V.S., Koval'chuk S.L. (2018). Sintez nejromerezhevogo reguljatora dlya elektromekhanichnoi sistemi z pruzhnimi zv'yazkami v kinematičnijih peredachah [Synthesis of a neural network controller for electro-mechanical system with elastic coupling in kinematic transmissions]. *Sistemi obrobki informacii*. no 2(153). pp. 7–17. doi.30748/soi.2018.153.01 [in Ukrainian].
3. Gvozdič V.S., Kupin A.I. (2005). Realizacija soglasovannogo upravlenija mel'nicami izmel'čeniya na osnove primeneniya nečetkogo kontrolera. [Implementation of grinding mills coordinated control based on fuzzy controller use]. *Razrab. rudn. mestorozhden. Krivoj Rog*. vol. 88. pp. 148–152. [in Russian].
4. Kupin A.I. (2008). Intelektual'na identifikacija ta keruvannya v umovah procesiv zbagachuval'noi tekhnologii [Intellectual identification and identification in minds of processes of smart technology]: monografiya. Krivij Rig: KTU. 204 p. [in Ukrainian].
5. Kuznecov B.I., Vasilec T.E., Varfolomeev A.A. (2011). Sintez nejrosetevogo reguljatora NARMA-L2 CONTROLLER dlya sistemy navedeniya i stabilizacii. [NARMA-L2 controller synthesis for a guidance and stabilization system]. *Elektrotehnika i Elektromekhanika*. no 4. pp. 41–46. [in Russian].
6. Kuznecov B.I., Vasilec' T.Yu., Varfolomiev O.O. (2015). Nejromerezheva sistema navedenniya i stabilizacii z reguljatorom na osnovi etalonnoi modeli Model Reference Controller [Neuromede guidance and stabilization system with regulator based on Model Reference Controller]. *Elektrotehnika i Elektromekhanika*. no. 4. pp. 35–39. [in Ukrainian].
7. Marynych I.A. (2014). Reason for application of intelligent systems for disintegrating complex control. *Metallurgical and Mining Industry*. no 6. pp. 25–29. [in English].
8. Nazarenko V.M., Nazarenko M.V., Homenko S.A., Kupin A.I. (2002). Sovremennye informacionnye tekhnologii dlya upravleniya rabotoj rudnikom gornoobogatitel'nogo kombinata [Modern information technologies for managing work of mine of mining and processing plant]. *Razrab. rudn. mestorozhden. Krivoj Rog*. vol. 77. pp. 66–70. [in Russian].
9. Pupkov K.A., Egupov N.D. (2001). Metody robstnogo, nejro-nečetkogo i adaptivnogo upravleniya [Robust, neuro-fuzzy and adaptive control methods]. Moscow : Izd-vo MGTU im. N.E. Bauman. 744 p. [in Russian].
10. Shuzhi Sam Ge, Chenguang Yang, Tong Heng Lee. (2008). Adaptive Predictive Control Using Neural Network for a Class of Pure-Feedback Systems in Discrete Time. *Neural Networks IEEE Transactions*. pp. 1599–1614. [in English].
11. Terekhov V. A., Efimov D. V., Tyukin I. YU. (2002). Nejrosetevye sistemy upravleniya [Neural network control systems]. Moscow : Vyssh.shk.. 183 p. [in Russian].