

УДК 681.5

**Ю.П. Кондратенко**, д-р техн. наук, проф.,  
**О.В. Козлов**, магістр,  
Нац. ун-т кораблебудування  
ім. адм. Макарова, м. Николаїв

## СИНТЕЗ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ РІВНЕМ ЗАВАНТАЖЕНОСТІ РЕАКТОРА ТЕХНОЛОГІЧНОГО КОМПЛЕКСУ ЕКОПРОГЕНЕЗИСУ НА БАЗІ НЕЙРОРЕГУЛЯТОРІВ

*Ю.П. Кондратенко, О.В. Козлов. Синтез системи керування рівнем завантаженості реактора технологічного комплексу екопірогенезису на базі нейрорегуляторів.* Статтю присвячено розробці та дослідженню нейрорегуляторів для систем автоматичного керування рівнем завантаженості реакторів технологічного комплексу екопірогенезису. Наведені основні етапи синтезу нейрорегуляторів з передбаченням та на основі моделі авторегресії з ковзаючим середнім, отримані результати моделювання систем керування з синтезованими регуляторами в умовах дії збурювальних впливів. Проведений порівняльний аналіз показників якості систем керування, синтезованих на основі нейронних та класичних регуляторів.

*Ключові слова:* екопірогенезис, реактор, рівень завантаженості, система керування, нейрорегулятор.

*Ю.П. Кондратенко, А.В. Козлов. Синтез системы управления уровнем загрузки реактора технологического комплекса экопирогенезиса на основе нейрорегуляторов.* Статья посвящена разработке и исследованию нейрорегуляторов для систем автоматического управления уровнем загрузки реакторов комплекса экопирогенезиса. Приведены основные этапы синтеза нейрорегуляторов с предсказанием и на основе модели авторегрессии со скользящим средним, получены результаты моделирования систем управления с синтезированными регуляторами в условиях действия возмущающих воздействий. Проведен сравнительный анализ показателей качества систем управления, синтезированных на основе нейронных и классических регуляторов.

*Ключевые слова:* экопирогенезис, реактор, уровень загрузки, система управления, нейрорегулятор.

*Yu.P. Kondratenko, O.V. Kozlov. Synthesis of the reactor load level control system for ecopyrogenesis technological complex based on the neural network controllers.* This article is dedicated to the neural network controllers development and research for the reactors load level automatic control systems of the ecopyrogenesis technological complex. The synthesis basic steps of neural network predictive and Narma-L2 controllers are given, the control systems simulation results with synthesized regulators in terms of disturbances are obtained. The quality indicators comparative analysis of the control systems, based on neural network and classic controllers is worked out.

*Keywords:* ecopyrogenesis, reactor, load level, control system, neural network controller.

Технологія екопірогенезису (ЕПГ) широко застосовується для повної утилізації всього об'єму органічної частини твердих побутових відходів та низькосортного вугілля в екологічно безпечних й енергозберігаючих режимах [1]. Для реалізації даної технології використовуються спеціальні комплекси, які, в свою чергу, являють собою складні багатокomпонентні технічні об'єкти. Автоматизація технологічних комплексів даного типу дозволяє підвищити точність регулювання технічних параметрів технологічного процесу ЕПГ та покращити якість отриманого альтернативного палива.

Стабілізація рівня завантаженості піролізного реактора є однією з важливих задач автоматичного керування технологічним процесом ЕПГ [2]. Можливість довантаження твердих

побутових відходів та підтримання постійного значення їх кількості в реакторі дозволяє забезпечити роботу комплексу ЕПГ в безперервному режимі. Це дає змогу значно підвищити ефективність роботи та економічні показники комплексу, а також потребує наявності спеціальної комп'ютеризованої системи, що забезпечуватиме автоматичне регулювання рівня завантаженості реактора.

Оскільки модель даного процесу містить нелінійні елементи зі змінними параметрами, то доцільно здійснювати керування на основі принципів побудови інтелектуальних систем, які базуються на теорії штучних нейронних мереж та нечіткої логіки [3]. Системи керування й моніторингу, що розроблені на базі штучних нейронних мереж та нечіткої логіки, на даний час успішно використовуються в таких областях, як: керування різнотипними технологічними процесами та транспортом, медична та технічна діагностика, фінансовий менеджмент, біржове прогнозування, розпізнавання образів та ін. [3, 4]. Так, в системах наведення і стабілізації озброєння легкоброньованих машин застосовуються різні типи нейрорегуляторів [5]. Іншим прикладом використання інтелектуальних регуляторів є система керування температурою нагріву піролізного реактора [6], в якій для стабілізації температури застосовуються нечіткі регулятори типу Мамдані та Сугено. Відомі також різноманітні системи паркування вантажних автомобілів на базі нейронних нечітких регуляторів [3] та ін.

Метою даної статті є синтез та дослідження нейрорегуляторів для керування положенням поршня системи завантаження реактора, а саме з передбаченням (NN Predictive Controller) та з використанням моделі авторегресії з ковзаючим середнім (NARMA-L2 Controller).

*1. Структура системи керування рівнем завантаженості піролізного реактора (СКРЗІР) та моделі основних компонентів*

Для завантаження відходів до піролізного реактора комплекс ЕПГ обладнаний гідроприводом подачі, робочим органом якого є поршень П. Зворотно-поступальний рух поршня П забезпечується за допомогою керуючого пристрою КП, електрокерованого золотника ЕКЗ, зворотного зв'язку за положенням та регулятора положення РП. Промисловий комп'ютер ПК, програмований логічний контролер ПЛК і модулі збору даних та аналогового виводу МЗД та МАВ призначені для реалізації керування гідроприводом подачі та забезпечення автоматичного регулювання рівня завантаженості реактора.

Функціональна схема СКРЗІР наведена на рис. 1.

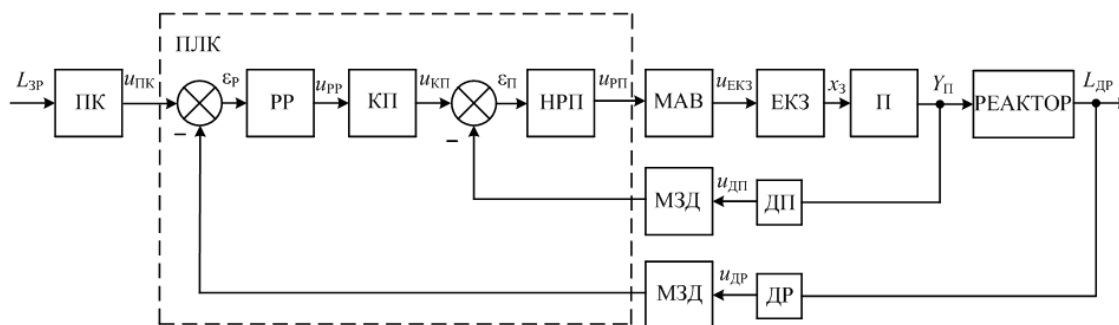


Рис. 1. Функціональна схема автоматичної СКРЗІР

Задане значення рівня завантаженості реактора  $L_{ЗР}$  встановлюється на промисловому комп'ютері ПК. Відповідний сигнал з ПК  $u_{ПК}$  подається на ПЛК. ПЛК містить в собі: перший суматор для порівняння сигналів ПК  $u_{ПК}$  та датчика рівня ДР  $u_{ДР}$ , на виході якого формується помилка регулювання рівня  $\epsilon_P = u_{ПК} - u_{ДР}$ ; регулятор рівня РР, який формує сигнал керування  $u_{РР}$  відповідно значенню помилки  $\epsilon_P$ ; керуючий пристрій КП, що виробляє сигнал керування положенням поршня  $u_{КП}$  в залежності від сигналу  $u_{РР}$  (сигнал  $u_{КП}$ , в свою чергу, має форму прямокутних імпульсів для здійснення зворотно-поступального руху поршня); другий суматор для порівняння сигналів КП  $u_{КП}$  та датчика положення ДП  $u_{ДП}$  і формування помилки

регулювання положення поршня  $\varepsilon_{\Pi} = u_{\text{КП}} - u_{\text{ДП}}$ ; нейрорегулятор положення НРП, який виробляє сигнал керування  $u_{\text{РП}}$  відповідно значенню помилки  $\varepsilon_{\Pi}$  і подає його на модуль аналогового виводу МАВ. МАВ, в свою чергу, перетворює цифровий сигнал з ПЛК  $u_{\text{РП}}$  на аналоговий сигнал керування електрокеруванням золотником  $u_{\text{ЕКЗ}}$ . Модулі збору даних МЗД перетворюють аналогові сигнали ДП  $u_{\text{ДП}}$  та ДР  $u_{\text{ДР}}$  в цифрові сигнали, що надходять до ПЛК. Аналоговий сигнал  $u_{\text{ЕКЗ}}$  з МАВ подається на ЕКЗ, що забезпечує лінійне переміщення  $x_3$  золотника, якому відповідає лінійне переміщення плунжера  $Y_{\Pi}$ . Здійснюючи зворотню поступальний рух плунжер завантажує відходи до реактора, змінюючи тим самим значення його рівня завантаженості  $L_{\text{ДР}}$ . При зменшенні в процесі ЕПГ рівня завантаженості реактора  $L_{\text{ДР}}$  СКРЗПР формує керувальний сигнал  $u_{\text{РР}}$ , згідно з яким гідропривід довантажує відходи до піролізного реактора.

СКРЗПР є двоконтурною системою, в якій контур керування положенням плунжера є внутрішнім підпорядкованим контуром. Під час синтезу НРП даний контур можна розглядати окремо як підсистему автоматичного керування положенням поршня вузла завантаження реактора.

При розробці нелінійної математичної моделі гідроприводу завантаження відходів використовується підхід для розрахунку гідроприводу з дросельним регулюванням, зокрема з електрокеруванням розподільним пристроєм (золотником), що наведений в [7]. Рівняння (1)...(5) описують динаміку навантаженого гідроприводу, швидкість руху поршня якого регулюється чотирьохдросельним золотниковим розподільником:

$$m_{\Pi} \frac{d^2 Y_{\Pi}}{dt^2} + k_{\text{ГР}} \frac{dY_{\Pi}}{dt} + c_{\text{ЗВ}} Y_{\Pi} + P_{\text{H}} S_{\Pi} = c_{\text{ЗВ}} Y, \quad (1)$$

$$Q_3 = S_{\Pi} \frac{dY}{dt} + \frac{V_0}{2E'_{\Pi}} \frac{dP_{\text{H}}}{dt}, \quad (2)$$

$$P_{\text{H}} = P_1 - P_2 = F_{\text{H}} / S_{\Pi}, \quad (3)$$

$$Q_3 = k'_3 x_3 \sqrt{\frac{P_{\Pi} - P_{\text{H}} - P_{\text{ЗП}}}{2}}, \quad (4)$$

$$k'_3 = \mu_3 \pi d_3 k_{\Pi} \sqrt{2/\rho}, \quad (5)$$

де  $m_{\Pi}$  — маса поршня та відходів, що переміщуються з поршнем при його прямому ході;

$m$  — маса плунжера та штоку;

$Y$  та  $Y_{\Pi}$  — координати, що визначають положення плунжера гідроциліндру та плунжера П;

$k_{\text{ГР}}$  — коефіцієнт тертя;

$c_{\text{ЗВ}}$  — коефіцієнт жорсткості зв'язку плунжера з поршнем;

$P_{\text{H}}$  — перепад тиску в порожнинах гідроциліндру через дію навантаження  $F_{\text{H}}$ ;

$S_{\Pi}$  — робоча площа плунжера гідроциліндру;

$Q_3$  — значення витрати робочої рідини через золотник;

$V_0$  — об'єм рідини, що міститься в лівій або правій порожнині гідроциліндру;

$E'_{\Pi}$  — приведений модуль пружності гідроциліндру з пружною опорою;

$P_{\Pi}$  — вхідний тиск робочої рідини;

$P_{\text{ЗП}}$  — вихідний тиск робочої рідини (тиск зливу);

$k'_3$  — питома (віднесена до одиниці переміщення золотника) провідність вікон золотникового розподільника;

$\mu_3$  — коефіцієнт витрати золотника;

$d_3$  — діаметр золотника;

$k_{\Pi}$  — коефіцієнт повноти використання периметра втулки золотника вікнами;

$\rho$  — щільність робочої рідини гідроприводу.

Даний гідропривід має наступні особливості роботи: сумарна маса поршня, штоку та плунжеру є сталою величиною, а маса відходів, що переміщуються з поршнем, може бути різною в кожному циклі роботи поршня, так як суміш полімерних відходів може мати змінний склад та густину в кожній порції завантаження; навантаження при стисканні відходів у конусі  $F_n$ , від якого залежить нелінійна витратно-перепадна характеристика ЕКЗ (4), має також змінний характер в кожному робочому циклі поршня, так як суміш відходів, що завантажуються до реактора, може мати змінний склад та неоднорідне просторове розподілення; інерційне навантаження від переміщення маси відходів та навантаження від стискання відходів у конусі будуть впливати на гідропривід тільки при прямому русі поршня, в зворотному напрямку поршень рухається на холостому ході. При розрахунку гідроприводу можна припустити, що гідравлічне тертя має лінійну залежність від швидкості руху плунжера та поршня [7], а живлення гідроприводу здійснюється при постійному значенні вхідного тиску  $P_n = \text{const}$  робочої рідини. Крім того, трубопроводи від розподільного пристрою до гідроциліндру приймаються настільки короткими, що можна не враховувати хвильові процеси, які в них відбуваються. Останнє припущення є справедливим, якщо частота цих процесів виявляється на порядок вище можливої частоти коливання плунжера гідроциліндра.

Електрокерований золотник являє собою золотниковий розподільник, який переміщається за допомогою сервоприводу. В даному випадку математичну модель ЕКЗ доцільно представити у вигляді наступної передаточної функції

$$W_{\text{ЕКЗ}}(p) = \frac{x_3(p)}{u_{\text{ЕКЗ}}(p)} = \frac{k_{\text{ЕКЗ}}}{T_{\text{ЕКЗ}}^2 p^2 + 2\zeta T_{\text{ЕКЗ}} p + 1},$$

де  $k_{\text{ЕКЗ}}$ ,  $T_{\text{ЕКЗ}}$ ,  $\zeta$  — коефіцієнт підсилення, стала часу та коефіцієнт демпфування електрокерovanого золотника, що визначаються параметрами його сервопривода та розподільника;

$p$  — оператор Лапласа.

Математичну модель піролізного реактора в даному випадку можна представити у вигляді передаточної функції, входом якої є швидкість переміщення поршня  $v_n = \frac{dY_n}{dt}$ , а виходом — рівень завантаженості реактора  $L_p$ , при цьому обчислення рівня здійснюється тільки в момент прямого руху поршня, тобто при  $v_n > 0$ .

$$W_p(p) = \frac{L_p(p)}{v_n(p)} = \frac{k_p}{p},$$

де  $k_p$  — коефіцієнт передачі піролізного реактора:

$$k_p = \frac{S_n}{k_c S_p},$$

де  $S_n$  — площа поперечного перерізу плунжера;

$k_c$  — коефіцієнт стиснення відходів при проходженні через конус, значення якого може варіюватися в певних межах в залежності від фізичних властивостей відходів, що завантажуються до реактора;

$S_p$  — площа поперечного перерізу реактора.

2. Синтез нейромережевої підсистеми автоматичного керування положенням поршня завантажувального вузла реактора.

При використанні інтелектуальних регуляторів положення поршня, зокрема, нейрорегуляторів, що реалізують функції ПЛК (див. рис. 1), вхідними сигналами є сигнали КП  $u_{\text{КП}}$  та ДП  $u_{\text{ДП}}$ , а вихідним — сигнал керування  $u_{\text{РП}}$ , що подається на електрокерований золотник.

Розглянемо більш детально процедуру синтезу нейрорегулятора з передбаченням. Принцип керування з передбаченням базується на методі віддаленого горизонту [8], суть якого полягає в тому, що модель об'єкта керування на базі нейронної мережі передбачає його поведінку на певному інтервалі часу в майбутньому. В свою чергу, дані про майбутню поведінку об'єкта керування застосовуються для обчислення такого сигналу керування  $u_{\text{рп}}$ , який мінімізує наступний критерій якості:

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} (u_{\text{кп}}(t+j) - Y_{\text{пм}}(t+j))^2 + \rho \sum_{j=1}^{N_u} (u'(t+j-1) - u'(t+j-2))^2, \quad (6)$$

де  $N_1, N_2$  та  $N_u$  — константи, що задають межі, в яких обчислюється помилка спостереження і величина сигналу керування, відповідно;

$u'$  — пробний сигнал керування;

$\rho$  — ваговий коефіцієнт для складової величини сигналу керування.

Функціональні структури процесу керування з передбаченням та нейронної мережі моделі об'єкта керування наведені на рис. 2, де прийнято наступні позначення:  $Y_{\text{пм}}$  — вихідний сигнал (лінійне переміщення поршня) моделі процесу керування на базі нейронної мережі;  $e$  — помилка навчання; ЛЗ — лінія затримки; ІW та LW — матриці вагових коефіцієнтів вхідного та вихідного шару, відповідно;  $b$  — вектор зміщення певного шару;  $a(t)$  — вектори виходу певного шару;  $S$  — кількість нейронів певного шару.

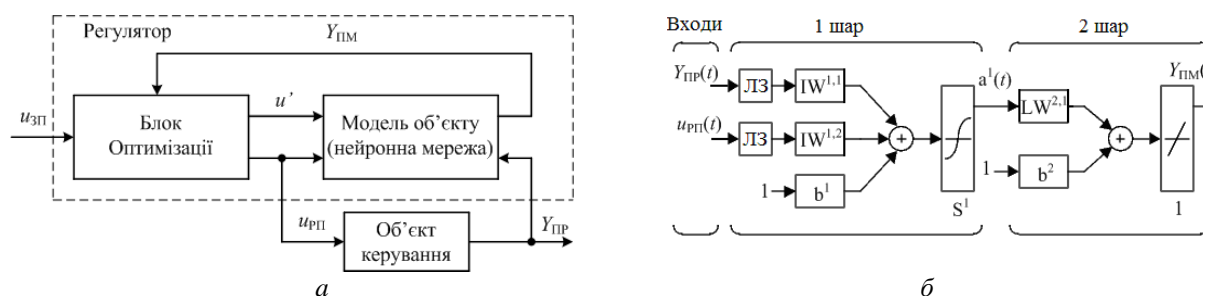


Рис. 2. Функціональні структури процесу керування з передбаченням (а) та моделі об'єкта керування на основі нейронної мережі (б)

Інтелектуальний регулятор складається з моделі на базі нейронної мережі і блока оптимізації. Блок оптимізації, в свою чергу, визначає значення  $u'$ , які мінімізують критерій якості керування, а також відповідний керувальний сигнал  $u_{\text{рп}}$ .

Процедура синтезу даного регулятора складається з двох етапів: ідентифікація об'єкта керування та налагодження оптимізаційних параметрів регулятора. На етапі ідентифікації об'єкта керування при побудові нейронної мережі, структурна схема якої наведена на рис. 2 (б), проведено ряд досліджень для визначення оптимальних параметрів даної мережі. Дослідження проводились при наступних діапазонах початкових даних нейронної мережі: кількість нейронів вхідного шару  $S = 7 \dots 14$ ; кількість елементів затримки на вході та виході  $N_i = 1 \dots 4$  та  $N_j = 2 \dots 5$ , відповідно. Після проведення досліджень встановлено, що для даного процесу керування оптимальними параметрами нейронної мережі є:  $S = 7 \dots 11$ ,  $N_i = 2$  та  $N_j = 4$ . Навчання даної нейронної мережі проводилося за допомогою навчальної вибірки довжиною 10000 точок та алгоритму навчання Левенберга-Марквардта. Кількість циклів навчання обрано 200.

На другому етапі синтезу інтелектуального регулятора проводилося налагодження таких параметрів оптимізації, як  $N_2$  та  $N_1$ , тобто верхньої та нижньої межі першої суми в показнику якості (6);  $N_u$  — верхня межа другої суми в показнику якості (6);  $\rho$  — ваговий коефіцієнт для складової величини сигналу керування;  $\alpha$  — параметр одномірного пошуку, що задає поріг зменшення показника якості;  $\gamma$  — число ітерацій на один такт дискретності. В ході проведених досліджень встановлено, що оптимальними параметрами налагодження є наступні:  $N_1 = 1$ ;  $N_2 =$

12;  $N_u = 2$ ;  $\rho = 0,05$ ;  $\alpha = 0,001$ ;  $\gamma = 2$ .

Розглянемо більш детально процедуру синтезу нейрорегулятора NARMA-L2. Регулятор типу NARMA-L2 використовує в якості моделі процесу керування модель нелінійної авторегресії з ковзаючим середнім (Nonlinear Autoregressive — Moving Average) [9]. Сигнали керування за допомогою даного регулятора формуються наступним чином:

$$u_{\text{РП}}(k+1) = \frac{u_{\text{ЗП}}(k+d) - f[Y_{\text{РП}}(k), Y_{\text{РП}}(k-1), \dots, Y_{\text{РП}}(k-n+1), u_{\text{РП}}(k-1), \dots, u_{\text{РП}}(k-m+1)]}{g[Y_{\text{РП}}(k), Y_{\text{РП}}(k-1), \dots, Y_{\text{РП}}(k-n+1), u_{\text{РП}}(k-1), \dots, u_{\text{РП}}(k-m+1)]}, \quad (7)$$

де  $d$  — число тактів передбачення;

$g(\cdot)$  та  $f(\cdot)$  — нелінійні оператори.

Рівняння (7) використовується при  $d \geq 2$ .

Функціональні структури системи керування та нейромережевого регулятора NARMA-L2 наведені на рис. 3. Блоки ліній затримки ЛЗ запам'ятовують відповідні послідовності входів і виходів, а двошарові нейронні мережі формують оцінки нелінійних операторів і обчислюють сигнал керування у формі (7).

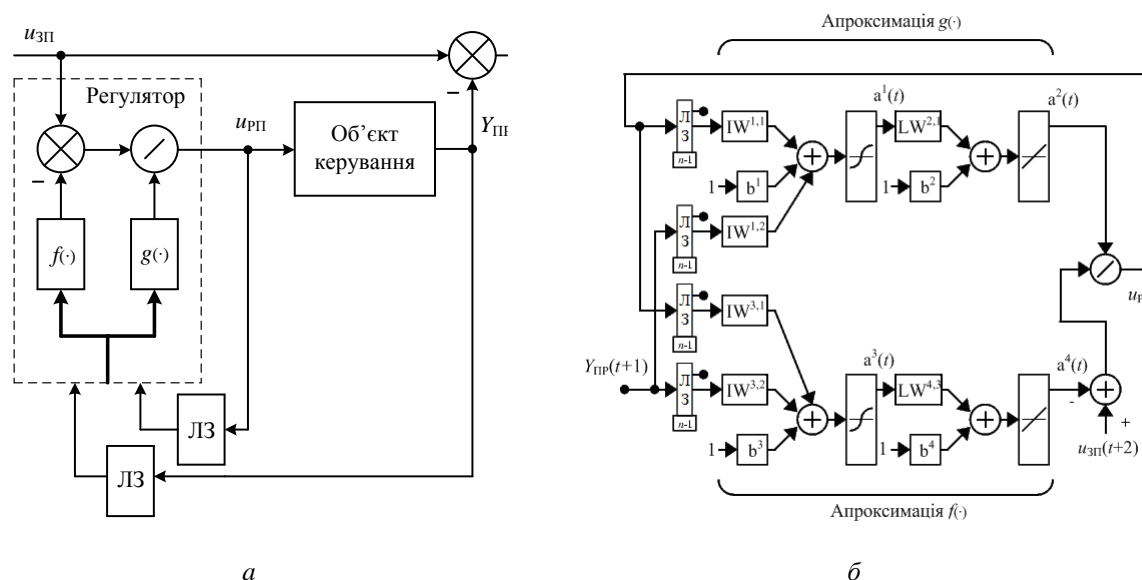


Рис. 3. Функціональні структури процесу керування з з регулятором NARMA-L2 (а) та нейромережевого регулятора NARMA-L2 (б)

Процедура синтезу даного регулятора являє собою процес ідентифікації об'єкту керування та побудови регулятора у вигляді нейромережевої NARMA-L2-моделі (рис. 3). Процедура ідентифікації об'єкту керування є аналогічною, як і для регулятора з передбаченням. В синтезованій авторами нейронній мережі: число нейронів прихованого шару — 8, кількість елементів запізнення на вході моделі — 2, кількість елементів запізнення на виході — 3. Навчання даної нейронної мережі проводилось за допомогою навчальної вибірки довжиною 10000 точок та алгоритму навчання Левенберга-Марквардта, кількість циклів навчання обрано 200.

3. Моделювання та порівняльний аналіз показників якості СКРЗПР з традиційним ПД та нейромережевими регуляторами.

Моделювання перехідних процесів підсистеми автоматичного керування положенням поршня з нейромережевими та класичним ПД-регулятором здійснено для гідроприводу потужністю 10 кВт з максимальним ходом плунжера 0,6 м, при вхідному сигналі у вигляді прямокутних пульсацій з періодом  $T = 40$  с та амплітудою  $Y_{\text{ПЗ}} = 0,4$  м, а також при дії на

поршень сили навантаження  $F_n$ , що має змінний характер. Передаточна функція традиційного ПД-регулятора має вигляд

$$W(p) = k_{\text{П}} + k_{\text{Д}}p,$$

де  $k_{\text{П}}$  та  $k_{\text{Д}}$  — коефіцієнти, що настраюються.

Для моделювання обираємо значення коефіцієнтів, що визначені в результаті параметричної оптимізації:  $k_{\text{П}} = 0,96$ ;  $k_{\text{Д}} = 1,1$ .

На рис. 4 представлені перехідні процеси підсистеми автоматичного керування положенням поршня з різнотипними регуляторами та характер сили навантаження  $F_n$ , де прийнято наступні позначення: 1, 2 та 3 — перехідні процеси підсистем з регуляторами типу: NARMA-L2 Controller, NN Predictive Controller та класичний ПД, відповідно; А та В — ділянки прямого та зворотного ходу поршня, відповідно;  $F_{\text{нп}1}$ ,  $F_{\text{нп}2}$ ,  $F_{\text{нп}3}$ ,  $F_{\text{нп}4}$  — початкові значення сили навантаження у відповідних робочих циклах поршня;  $F_{\text{нма}x1}$ ,  $F_{\text{нма}x2}$ ,  $F_{\text{нма}x3}$ ,  $F_{\text{нма}x4}$  — максимальні значення сили навантаження у відповідних робочих циклах поршня.

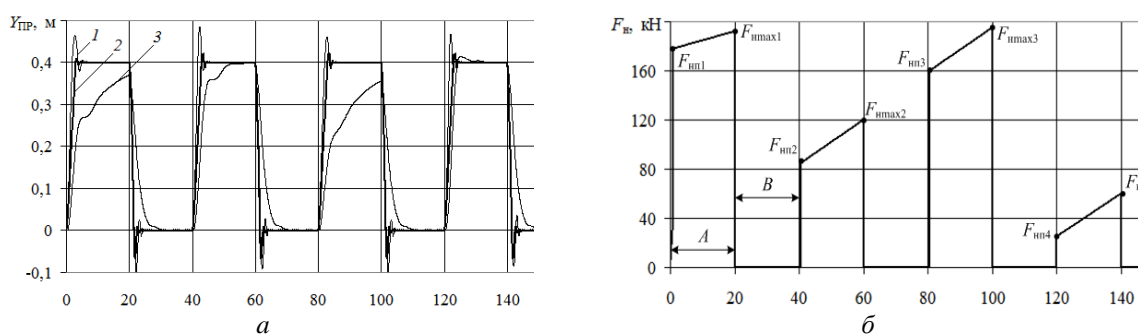


Рис. 4. Перехідні процеси підсистеми керування положенням поршня (а) та характер сили навантаження  $F_n$ , що діє на поршень (б)

В таблиці представлений порівняльний аналіз показників якості підсистем керування з класичним ПД-регулятором та нейрорегуляторами при  $T = 40$  с та  $Y_{\text{ПЗ}} = 0,4$  м, де позначено:  $\sigma$  — відносне перерегулювання,  $\sigma = [(Y_{\text{МАХ}} - Y_{\text{ПР}}) / Y_{\text{ПР}}] \cdot 100\%$ ;  $\Delta$  — статична похибка,  $\Delta = [(Y_{\text{ПЗ}} - Y_{\text{ПР}}) / Y_{\text{ПЗ}}] \cdot 100\%$ ;  $\mu$  — коливальність.

Порівняльний аналіз показників якості підсистем керування з класичним ПД-регулятором та нейрорегуляторами

Показники якості	Значення показників якості САК		
	ПД-регулятор	NARMA-L2 Controller	NN Predictive Controller
$\sigma$ , %	0...2,5	15...22,5	1,1...5,05
$t_p$ , с	10...39	3,5...6	4...6,5
$\Delta$ , %	0	0	0
$\mu$	0...2	3...5	3...5

Як видно з рис. 4, найкращі показники якості для розглянутого вхідного сигналу має підсистема з регулятором типу NN Predictive Controller, зокрема: час регулювання  $t_p$  складає від 4 до 6,5 с, перерегулювання  $\sigma$  — від 1,1 до 5,05 %, коливальність  $\mu$  — від 3 до 5, а статична похибка  $\Delta$  дорівнює 0. Підсистема керування з регулятором типу NARMA-L2 Controller також має високі показники якості: вона має більш високу швидкодію ( $t_p = 3,5...6$  с), але й значно більше значення перерегулювання ( $\sigma = 15...22,5$  %) у порівнянні з підсистемою з регулятором NN Predictive Controller. Щодо підсистеми керування з класичним ПД-регулятором, то вона має

більш низькі показники якості, при цьому відхилення реального значення положення поршня  $Y_{\text{пр}}$  від заданого  $Y_{\text{пз}}$  в кінці процесу регулювання становить близько 10 %, що суттєво впливає на ефективність функціонування системи керування рівнем завантаженості реактора.

Аналіз результатів математичного моделювання СКРЗПР з двопозиційним регулятором рівня та нейрорегулятором положення поршня типу NARMA-L2 Controller для реактора об'ємом 100 літрів з максимальним рівнем його завантаженості 0,6 м показує, що для підсистеми керування положенням поршня з нейрорегулятором типу NARMA-L2 Controller максимальне значення часу регулювання  $t_p$  складає 6 с (рис. 4), а отже період прямокутних пульсацій вхідного сигналу можна зменшити до 20 с. На рис. 5 наведені графіки перехідних процесів СКРЗПР при початковому завантаженні реактора та при ступінчатому відхиленні реального значення рівня від заданого, де період прямокутних пульсацій сигналу керування контуром положення  $T = 20$  с, а задане значення рівня завантаженості реактора  $L_{\text{зр}} = 0,5$  м.

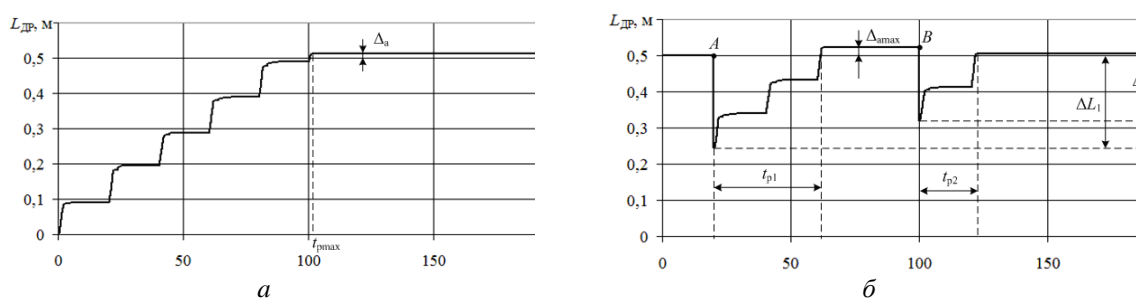


Рис. 5. Перехідні процеси системи керування рівнем завантаженості реактора при початковому завантаженні (а) та при ступінчатому відхиленні реального значення рівня від заданого (б)

При значеннях відхилень рівня  $\Delta L_1 = 0,25$  м та  $\Delta L_2 = 0,2$  м (точки А і В на рис. 5 (б)), час регулювання складає  $t_{p1} = 42$  с та  $t_{p2} = 22,5$  с. Як видно з рис. 5, час завантаження реактора та максимальна статична помилка системи складають 100 с та 5 %, відповідно.

#### Висновки

У даній роботі представлено розробку системи автоматичного керування рівнем завантаженості піролізного реактора технологічного комплексу екопірогенезису. Також наведено синтез нейрорегуляторів типу NN Predictive Controller та NARMA-L2 Controller для підсистеми автоматичного керування положенням поршня вузла завантаження реактора.

В результаті проведеного авторами порівняльного аналізу показників якості підсистем керування положенням поршня з класичним ПД-регулятором та нейрорегуляторами вищенаведених типів можна зробити висновок, що для даної підсистеми керування доцільно застосовувати нейрорегулятор типу NARMA-L2 Controller, оскільки підсистема керування з такого виду регулятором має найменший час регулювання, а значення її перерегулювання лежить в допустимих межах. Щодо підсистеми керування з нейрорегулятором типу NN Predictive Controller, то вона має значно менше значення перерегулювання та дещо більший час регулювання в порівнянні з підсистемою з регулятором NARMA-L2 Controller. Проте, при застосуванні в даній підсистемі керування нейрорегулятор NN Predictive Controller потребує значних обчислювальних затрат і досить складний для практичної реалізації. Таких недоліків позбавлений більш простий регулятор типу NARMA-L2 Controller, отже доцільність його використання в даній підсистемі очевидна. В свою чергу, підсистема керування з класичним ПД-регулятором має нижчі показники якості — цей факт підтверджує низьку ефективність застосування класичних регуляторів в системах керування об'єктами, що мають суттєво нелінійні елементи та змінні параметри.

Результати моделювання СКРЗПР показують, що дана система з нейрорегулятором типу NARMA-L2 Controller в контурі керування положенням поршня та двопозиційним регулятором в контурі керування рівнем має досить високі показники якості. Застосування вищенаведеного



нейрорегулятора в контурі керування положенням поршня дає змогу значно зменшити період прямокутних пульсацій вхідного сигналу даного контуру, що, в свою чергу, суттєво підвищує швидкодню всієї системи.

### Література

1. Маркіна, Л.М. Впровадження екологічно безпечної технології екопірогенезису при утилізації органічних побутових відходів з одержанням альтернативного палива [Текст] / Л.М. Маркіна // Інновації в суднобудуванні та океанотехніці: Матеріали міжнародної науково-технічної конференції. — Миколаїв: НУК, 2011. — С. 457 — 460.
2. Кондратенко, Ю.П. Аналіз комплексу задач та координат керування технологічним процесом екопірогенезису [Текст] / Ю.П. Кондратенко, О.В. Козлов // Технічні вісті. Вип. 1(33), 2(34), 2011. — С. 13 — 16.
3. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы [Текст] / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский // Пер. с польск. И.Д. Рудинского. — М.: Горячая линия — Телеком, 2006. — 452 с.
4. Медведев, В.С. Нейронные сети. MATLAB 6 [Текст] / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин // Под общ. ред. В.Г. Потемкина — М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. — 496 с.
5. Кузнецов, Б.И. Синтез нейроконтроллера с предсказанием для двухмассовой электромеханической системы [Текст] / Б.И. Кузнецов, Т.Е. Василец, А.А. Варфоломеев // Электротехника і електромеханіка. — 2008. — № 3. — С. 27 — 32.
6. Кондратенко, Ю.П. Нечіткі регулятори в системах керування реакторами багатоконтурних піролізних установок [Текст] / Ю.П. Кондратенко, О.В., Козлов // Проблеми інформаційних технологій. — 2012. — № 11. — С. 12 — 20.
7. Попов, Д.Н. Динамика и регулирование гидро- и пневмосистем [Текст] / Д.Н. Попов. — М.: «Машиностроение», 1976. — 424 с.
8. Soloway, D. Neural Generalized Predictive Control [Text] / D. Soloway, P. J. Haley // Proceedings of the 1996 — IEEE International Symposium on Intelligent Control, 1996. — pp. 277 — 281.
9. Narendra, K. S. Adaptive Control Using Neural Networks and Approximate Models [Text] / K. S. Narendra, S. Mukhopadhyay // IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 8, 1997. — pp. 475 — 485.

### References

1. Markina, L.M. Vprovadjenya ecologychno bezpechnoyi tehnologiyi ekopyrogenезису pri utilizacii organichnih pobutovih vidhodiv [Implementation of Ecologically Friendly Technology of Ecopyrogenesis at Organic Waste Disposal to Produce Alternative Fuels] [Text] / L. M. Markina // Inovacii v sudnobuduvanni ta okeanotehnikе: Materiali mіjnarodnoyi nauko-ve-tеchnoyi konferencii [Innovations in Shipbuilding and Ocean Engineering: Proceedings of the International Scientific and Technical Conference]. — Mykolaiv, 2011. — pp. 457 — 460.
2. Kondratenko, Y.P. Analiz kompleksu zadach ta kordinat keruvannya tehnologichnim procesom ekopyrogenезису [Analysis of Complex of Tasks and Controlled Coordinates of Technological Process of ecopyrogenesis] [Text] / Y.P. Kondratenko, O.V. Kozlov // Tehnichni visti [Technical News], Iss. 1(33) — 2(34), 2011. — pp. 13—16.
3. Rutkovskaya, D. Neyronnie seti, geneticheskie algoritmi i nechetkie sistemi [Neural Networks, Genetic Algorithms and Fuzzy Systems] [Text] / D. Rutkovskaya, M. Pilinsky, L. Rutkowski // Per. s polsk. I.D. Rudinskogo. — [Translated from Polish by I. D. Rudinsky]. — Moscow, 2006. — 452 p.
4. Medvedev, V.S. Neyronnie seti. MATLAB 6 [Neural Networks, MATLAB 6] [Text] / V.S. Medvedev, V.G. Potemkin // Pod obsh. red. V.G. Potemkina. — [Edited by V. G. Potemkin]. — Moscow, 2002. — 496 p.
5. Kuznetsov, B.I. Sintez neyrokontrolera s predskazaniem dlya dvuhmasovoy elektromehanicheskoy sistemi [Neural Network Predictive Controller Synthesis for the Two-mass Electromechanical System] [Text] / B.I. Kuznetsov, T.E. Vasilets, A.A. Varfolomeev // Elektrotehnika i elektromehaniка [Electrical Engineering and Electromechanics], 2008. — # 3. — pp. 27 — 32.
6. Kondratenko, Y.P. Nechitki regulatori v sistemah keruvannya reaktorami bagatokonturnih piroliznih ustanovok [Fuzzy Controllers in Reactors Control Systems of Multiloop Pyrolysis Plants] [Text] / Y.P.

- 
- Kondratenko, O.V., Kozlov // Problemi informaciynih tehnologiy [Information Technology Problems]. — 2012. — # 11. — pp. 12 — 20.
7. Popov, D. N. Dinamika i regulirovanie gidro- i pnevmosistem [Dynamics and Regulation of Hydraulic and Pneumatic Systems] [Text] / D.N. Popov. — Moscow, 1976. — 424 p.
8. Soloway, D. Neural Generalized Predictive Control [Text] / D. Soloway, P. J. Haley // Proceedings of the 1996-IEEE International Symposium on Intelligent Control, 1996. — pp. 277 — 281.
9. Narendra, K.S. Adaptive Control Using Neural Networks and Approximate Models [Text] / K.S. Narendra, S. Mukhopadhyay // IEEE Transactions on Neural Networks, # 8, 1997. — pp. 475 — 485.

Рецензент д-р техн. наук, проф. Одес. нац. політехн. ун-ту Положаєнко С.А.

Надійшла до редакції 24 грудня 2012 р.