

COMPARISON OF NONLINEAR AND NEURAL NETWORK REGULATORS UNDER RANDOM PERTURBATIONS

O. Romaniuk, V. Tregub

National University of Food Technologies

Key words: <i>Smart regulator</i> <i>Linear regulator</i> <i>Neural network</i> <i>Neural network controller</i> <i>Random perturbation</i>	ABSTRACT Creation of new technologies requires stronger functioning of control systems. Improvement of management systems through the development of new types of actuators gives a certain effect, but many problems, such as increased performance, invariance to external influences, changes in the characteristics of the control object, etc., can not be solved using this approach. In this regard, the rapid development of advanced intelligent technologies should be acquired. In control systems for complex technical installations standard regulators are often used: integral (I), a proportional-integral (PI), proportional-integral-derivative (PID), which are widely recognized for their simplicity and high reliability. However, they can not quickly change themselves when the nonlinear parameters of complex elements of technical installations change, particularly in cases of uncontrolled disturbances. Smart, easily rebuilt and retrained controllers, changing their coefficients and adapting to the external environment, are used now instead of controllers with rigid structure.
---	--

ПОРІВНЯЛЬНА ОЦІНКА НЕЛІНІЙНИХ І НЕЙРОМЕРЕЖНИХ РЕГУЛЯТОРІВ ПРИ ВИПАДКОВИХ ЗБУРЕННЯХ

О.В. Романюк, В.Г. Трегуб

Національний університет харчових технологій

Створення нових технологій висуває все більш жорсткі вимоги до якості функціонування систем управління. Удосконалення систем управління шляхом розробки нових типів виконавчих пристроїв дає певний ефект, але значна частина проблем, таких як підвищення швидкодії, інваріантність до зовнішніх впливів, змін характеристик об'єкта управління тощо, даним підходом не вирішуються. У зв'язку з цим бурхливого розвитку набули сучасні інтелектуальні технології. У системах управління складними технологічними установками досить часто використовуються стандартні регулятори, які широко застосовуються завдяки своїй простоті і високій надійності. Проте вони не можуть оперативного самонавчатися і перебудовуватися при зміні параметрів складних елементів технологічних установок, особливо у випадках неконтрольованих збурень. Замість цих регуляторів з жорсткою структурою

актуально використовувати інтелектуальні регулятори, які легко перебудовуються й перенавчаються, змінюючи свої коефіцієнти, і пристосовуються до зовнішнього навколишнього середовища.

Ключові слова: інтелектуальні регулятори, нелінійний регулятор, нейронна мережа, нейромережний регулятор, випадкові збурення.

Постановка проблеми. Родовою ознакою інтелектуальних регуляторів (ІР) є наявність бази знань (БЗ) [1—5] про процес управління об'єктом. Хоча знання можуть мати різну форму представлення, для людини найбільш природним є використання продукційних правил. Однак експертного досвіду зазвичай буває недостатньо для докладного опису всієї БЗ, тому ІР конструюються в результаті процесу самоорганізації, в ході якого велику роль відіграє імітаційне моделювання.

Якщо об'єкт добре вивчений і зрозумілі фізичні принципи його функціонування, то імітаційна модель може бути побудована на підставі математичного опису. Якщо ж відомі тільки вхідні і вихідні співвідношення об'єкта, то можна спробувати описати його структуру за допомогою універсальних апроксиматорів — нейронної мережі (НМ) або нечіткої системи.

Мета дослідження. Здійснити порівняльну оцінку нелінійних і нейромережних регуляторів при випадкових збуреннях.

Матеріали і методи. Як математична модель об'єкта з несприятливими властивостями динамічних характеристик використана поширена в математичних розрахунках його реалізація з такою передатною функцією:

$$W(p) = \frac{k_{ob}}{T_{ob} \cdot p + 1} e^{-p\tau_{ob}}. \quad (1)$$

Несприятливі властивості динамічних характеристик полягають у зміні з рівномірним законом розподілу на $\pm 50\%$: коефіцієнта передачі (k_{ob}) та сталої часу об'єкта (T_{ob}). Враховуючи це та припустивши адитивність управління (U) і збурення (Z), аперіодичну ланку першого порядку перетворюємо в дискретну форму для роботи в середовищі прикладних програм SIMULINK та можливості моделювання невизначеності динамічних параметрів об'єкта:

$$x(kT_0) = \frac{T_0}{T_{o\sigma} + T_0} k_{o\sigma} \{Z(kT_0) - U[k - k_3]T_0\} + x[(k-1)T_0] \frac{T_0}{T_{o\sigma} + T_0}, \quad (2)$$

де k — крок квантування, $k_3 = F\left(\frac{\tau_{o\sigma}}{T_0}\right)$ $F(\dots)$ — функція «ціла частина від числа у дужках».

Початкові значення параметрів об'єкта наведені в табл. 1.

Таблиця 1. Початкові значення параметрів об'єкта

№ п.п	Назва	Значення
1	2	3
1	Коефіцієнт передачі об'єкта k_{ob}	1
2	Стала часу об'єкта T_{ob}	100 с

1	2	3
3	Запізнення τ_{ob}	20с
4	Управляюча дія U змінюється в межах	0—100 %
5	Збурення Z змінюється випадковим чином (рівномірний розподіл) у межах	± 20 %
6	Період квантування сигналу T_0	0.5с

Дослідження проведено в середовищі прикладних програм SIMULINK і NEURAL NETWORK TOOLBOX інтегрованого пакета Matlab 7.9.0, в якому математична модель (ММ) об'єкта представлена окремою підпрограмою, зображеною на рис. 1.

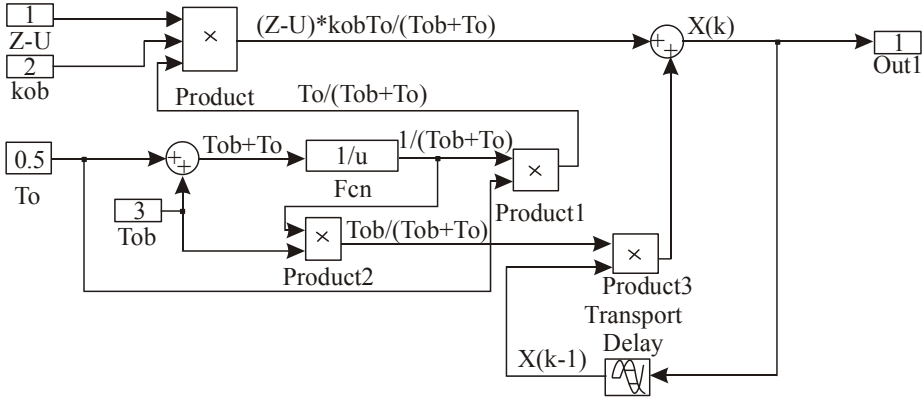


Рис. 1. Реалізація ММ об'єкта в дискретній формі

Функції блоків у схемі на рис. 1 наведені в табл. 2.

Таблиця 2. Функції блоків схеми на рис. 1

№ п.п	Назва	Функція
1	Product	Множення вхідних величин (вхідні величини мають бути однакової розмірності).
2	Fcn	Виконує задану математичну функцію з вхідною величиною.
3	Transport Delay	Блок транспортного запізнення (в даній підпрограмі затримує вхідний сигнал на одну секунду).
4	Constant (To)	Блок який генерує задану сталу величину.

У даній моделі на вхід 2 (k_{ob}) та 3 (T_{ob}) подаються сигнали з рівномірним законом розподілу ± 50 % від номінального значення. Також трапляються випадки, коли одна з вхідних величин об'єкта змінюється ($k_{ob} \rightarrow var$ або $T_{ob} \rightarrow var$), а друга – стала ($T_{ob} \rightarrow const$ або $k_{ob} \rightarrow const$). У такому разі структурна схема програми ММ залишається незмінною і набуває певного вигляду (рис. 1).

Як стандартний регулятор обрано ПІ-регулятор, передатна функція якого має вигляд:

$$W_p(p) = k_p + \frac{k_i}{p}, \quad (3)$$

де k_p — коефіцієнт передачі регулятора, а $k_i = k_p/T_i$, де T_i — стала часу інтегрування.

Якість процесу регулювання оцінювалась за допомогою дисперсії розугодженості:

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - m_x)^2}{n-1}, \quad (4)$$

де m_x — математичне сподівання, що дорівнює:

$$m_x = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}. \quad (5)$$

Оскільки не існує прямих методів пошуку оптимальних налаштувань ПІ-регулятора за несприятливих властивостей динамічних характеристик об'єкта і випадкових збурень, то пошук проводився експериментальним шляхом. Отримані оптимальні настройки ПІ-регулятора наведені в табл. 3. Система автоматичного регулювання зі стандартним регулятором реалізована в середовищі прикладних програм Simulink (рис. 2). Функції, які виконують блоки, використані при побудові САР наведені в табл. 4.

Таблиця 3. Оптимальні настройки ПІ-регулятора

Параметри об'єкта		Настройки ПІ-регулятора	
$k_{об}, \frac{од.x}{\%XPO}$	$T_{об}, c$	$k_p, \frac{\%XPO}{од.x}$	$k_i, \frac{\%XPO}{од.x \cdot c}$
1	50—150	10	0,15
0,5—1,5	100	10	0,13
0,5—1,5	50—150	10	0,13

Як об'єкт не був використаний стандартний блок аперіодичної ланки першого порядку Transfer Function, тому що для нього складно запрограмувати невизначеність динамічних параметрів. Значення блоків, які підключені до входу підпрограми Aperioduchna lanka ($Z, k_{об}, T_{об}$), можна змінювати залежно від змісту задачі, при цьому структура підпрограми залишається незмінною.

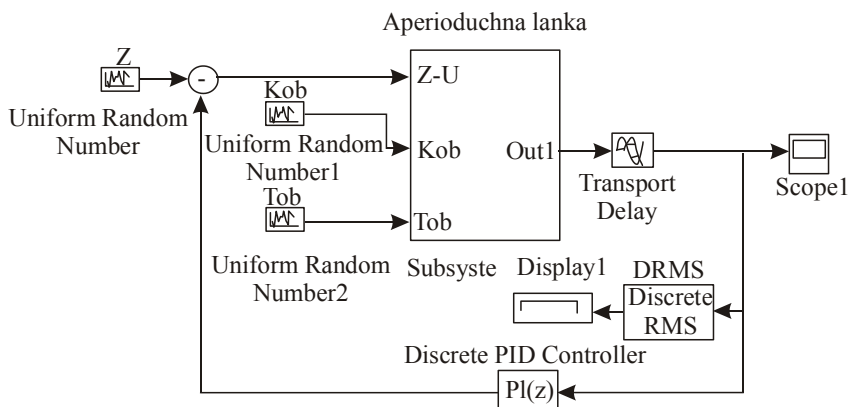


Рис. 2. Схема моделювання САР з ПІ регулятором

Таблиця 4. Функції блоків на рис. 2

№ п.п	Назва	Функція
1	Uniform Random Number	Імітація збурення Z (обмеження рівня випадкового сигналу в діапазоні $-20\% \dots +20\%$), генератор випадкового сигналу з рівномірним розподілом
2	Uniform Random Number1	Імітація коефіцієнта передачі об'єкта $k_{об}$ (обмеження рівня випадкового сигналу в діапазоні $0.5 \dots 1.5$)
3	Uniform Random Number2	Імітація сталої часу об'єкта $T_{об}$ (обмеження рівня випадкового сигналу в діапазоні $50 \dots 150$)
4	Aperioduchna lanka	Підпрограма, при розкритті якої отримаємо запрограмований вираз (2) — дискретну форму аперіодичної ланки першого порядку (рис. 1)
5	Transport Delay	Ланка чистого запізнення ($\tau_{об} = 20c$)
6	Discrete PI Controller	Регулятор з ПІ-законом регулювання
7	DRMS	Критерій якості перехідного процесу — дисперсія розузгодження
8	Display	Результат обчислення критерію якості перехідного процесу
9	Scope	Графічне відображення перехідного процесу на екрані

Для реалізації структурної схеми САР з нейромережним регулятором використано найпоширенішу та найбільш просту систему автоматичного регулювання з нейромережним регулятором (НМР), зображену на рис. 3, де b — бажаний сигнал управління системою.

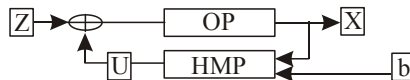


Рис. 3. Структурна схема САР з нейромережним регулятором

Проектування нейромережного регулятора передбачає ряд проектних параметрів, що потрібно задати: архітектура мережі, мережна топологія, функціонал якості навчання мережі та використані для тренування приклади навчання. Для розв'язання цих задач використано багат шаровий перцептрон (БШП) з одним прихованим шаром. Використання більше одного прихованого шару при визначенні топології мережі в процесі тренування не дає бажаного результату навчання.

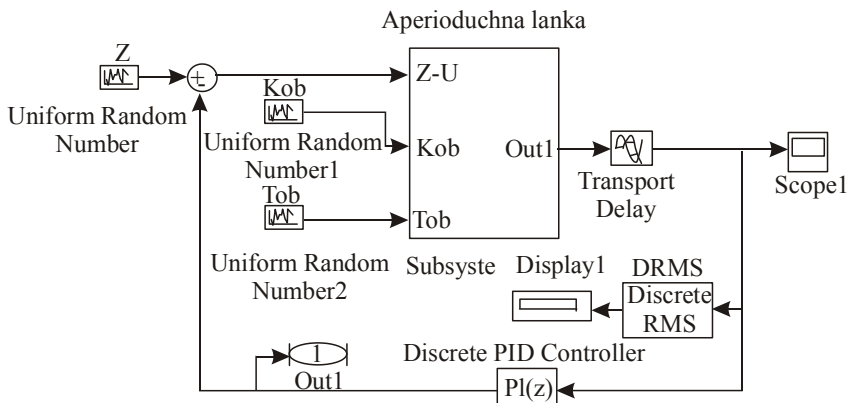


Рис. 4. Підпрограма отримання бажаного значення (b)

У середовищі Simulink НМР реалізується побудовою нейронної мережі (НМ), налаштування якої повинні бути такими, щоб сигнал на її виході відповідав визначеним вхідним сигналам. Як сигнал b взято вихід ПІ-регулятора. Для цього створено підпрограму b , в якій реалізована досліджувана САР з ПІ-регулятором, а до блоку Out1- виходу з підпрограми підключено вихід з ПІ-регулятора. На рис. 4 та 5 зображена підпрограма b та схема моделювання САР з НМР на першому етапі (отримання дослідних даних) відповідно.

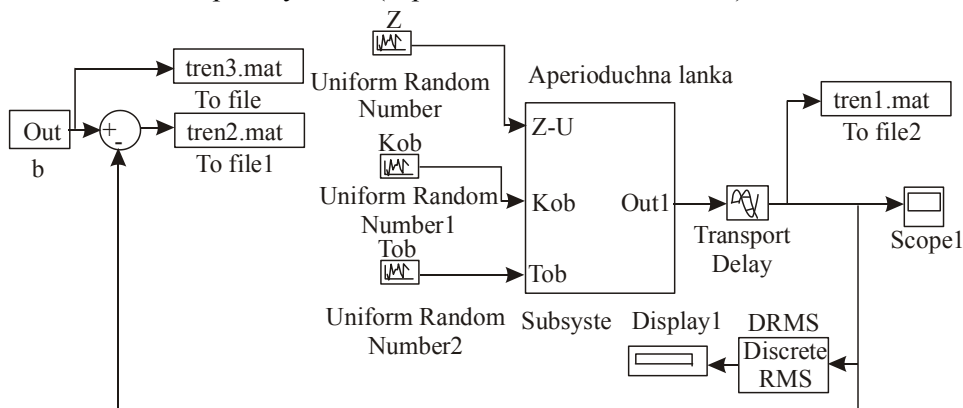


Рис. 5. Схема моделювання САР з НМР на першому етапі

Як похибку навчання НМ (функції оцінки якості навчання) задано середньоквадратичну помилку, позначення якої в середовищі Matlab таке:

$$mse = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varepsilon_i^2, \quad (6)$$

де N — величина вибірки тренувальних даних; ε — похибка навчання мережі (різниця між бажаним і реальним сигналом на її виході).

У подальшому схема дослідження САР набула іншого вигляду (рис. 6), де блок Neural Network — це нейронна мережа, яка і є НМР.

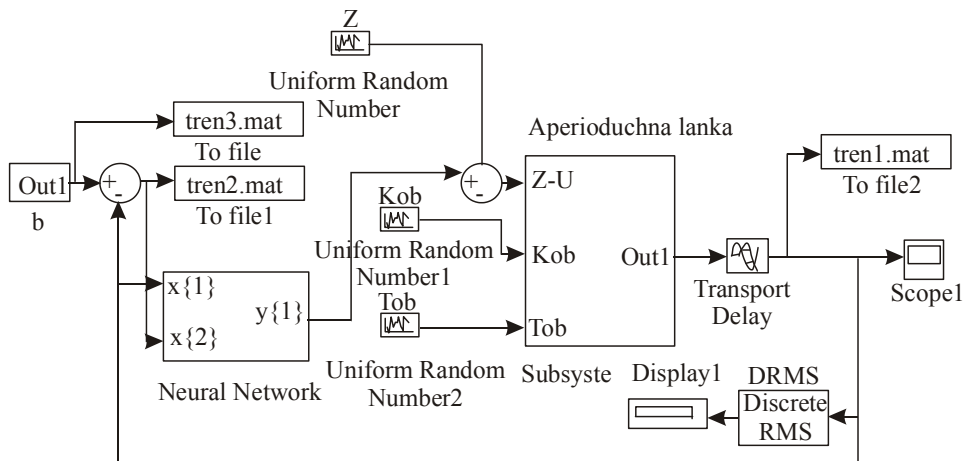


Рис. 6. Схема моделювання САР з НМР на другому етапі

На рис. 7 зображена структурна схема САР, яка, крім НМР, включає нейроідентифікатор (НІ). Лише після того, як налаштовано роботу САР з НМР, в систему вводять НІ, причому топологія мережі НМР у цьому випадку залишається тією ж, а вихід НІ підключається до першого входу НМР.

Побудова САР з НМР та НІ базується на побудованій САР з НМР. Для САР, зображеної на рис. 7, будемо нейроідентифікатор. На першому кроці побудови дослідна схема має вигляд, показаний на рис. 8, де відомий вже блок To File записує інформацію щодо дійсного виходу об'єкта, а блок To File1 — щодо дійсного входу об'єкта.

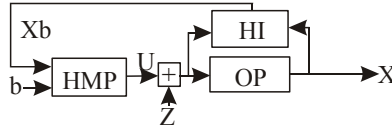


Рис. 7. Структурна схема САР з НМР і НІ

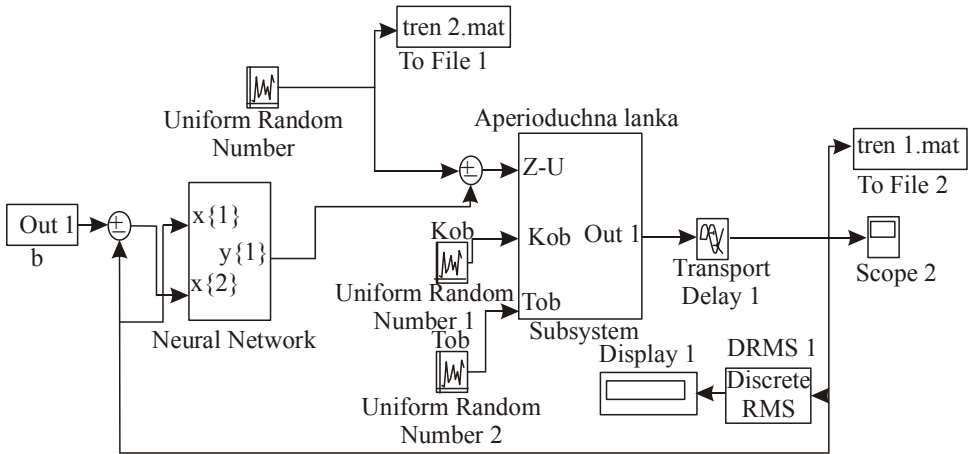


Рис. 8. Схема моделювання САР з НМР на етапі побудови НІ

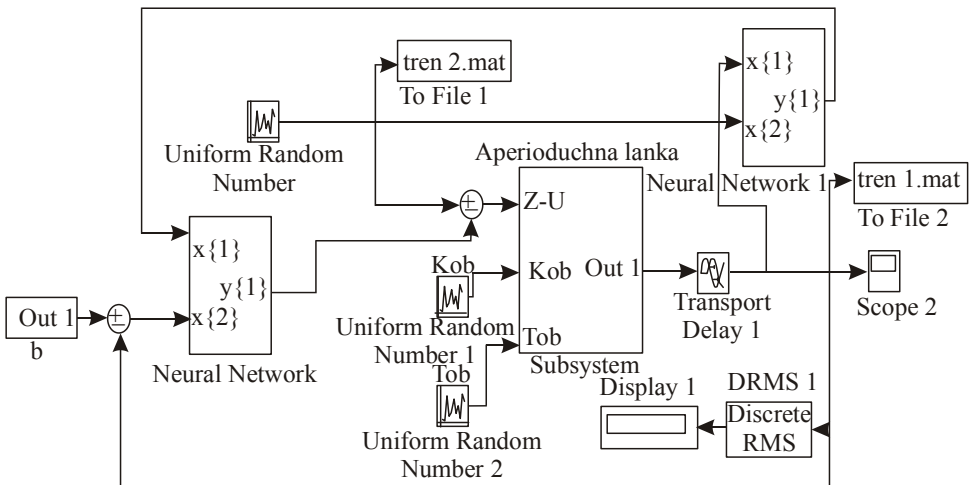


Рис. 9. Схема моделювання САР з НМР і НІ на другому етапі

На рис. 9 показана схема САР з НР та НІ, де блок Neural Network1 — нейронна мережа, яка виконує роль НІ. На схемі до першого входу НМР замість виходу об'єкта підімкнено вихід НІ.

Аналіз нелінійних регуляторів показав, що нелінійний закон регулювання реалізується за допомогою логічних функцій. Для дослідження обираємо логіко-функціональний пристрій (ЛФП), який використовує зміну завдання залежно від фази перехідного процесу і таким чином покращує його якість. Поєднання стандартного регулятора з ЛФП утворює нелінійний логічний регулятор (НЛР), структурна схема якого наведена на рис. 10.

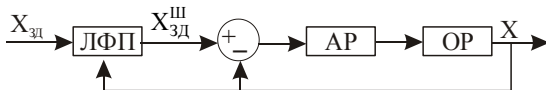


Рис. 10. Структурна схема САР з НЛР

Алгоритм вибраного ЛФП в середовищі Simulink представлений таким виразом:

$$x_{зд}^{III} = x_{i-1}, \text{ якщо } \left(\Delta x \frac{d(\Delta x)}{dt} \right)_i < 0,01 \text{ та } \left(\Delta x \frac{d(\Delta x)}{dt} \right)_{i-1} > 0,01;$$

$$x_{зд}^{III} = x_{зд}, \text{ якщо } \left(\Delta x \frac{d(\Delta x)}{dt} \right)_i > -0,01 \text{ та } \left(\Delta x \frac{d(\Delta x)}{dt} \right)_{i-1} < -0,01 \quad (7)$$

У середовищі прикладних програм Simulink схема, зображена на рис. 10, набуває вигляду моделі на рис. 11.

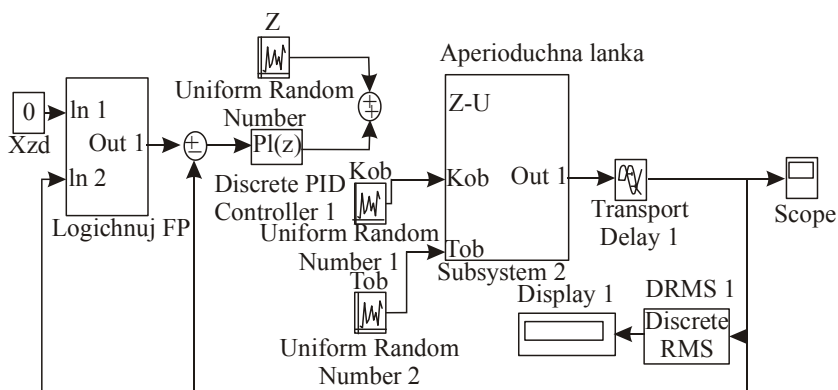


Рис. 11. САР з нелінійним регулятором у середовищі Simulink

Результати і обговорення. Моделювання наведених систем проводилось при випадкових збуреннях. Отримано масив графіків процесів регулювання. Для прикладу на рис. 12 наведений графік процесу регулювання САР з ПІ-регулятором при сталому коефіцієнті передачі об'єкта, а стала часу — змінюється в межах (50...150 с). На рис. 13 зображено графік процесу регулювання при незмінній сталій часу, а коефіцієнт передачі об'єкта змінюється в межах (0,5...1,5).

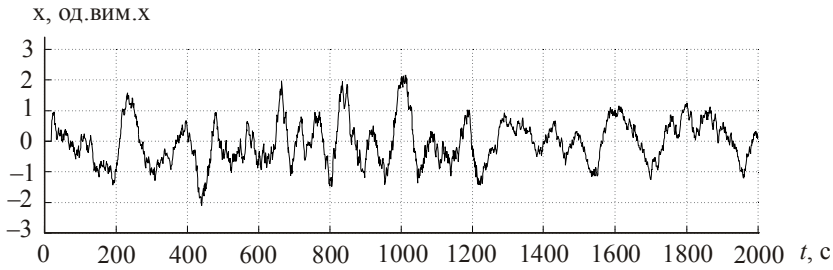


Рис. 12. Графік процесу регулювання САР з ПІ-регулятором при $k_{ob} \rightarrow \text{const}$, $T_{ob} \rightarrow \text{var}$

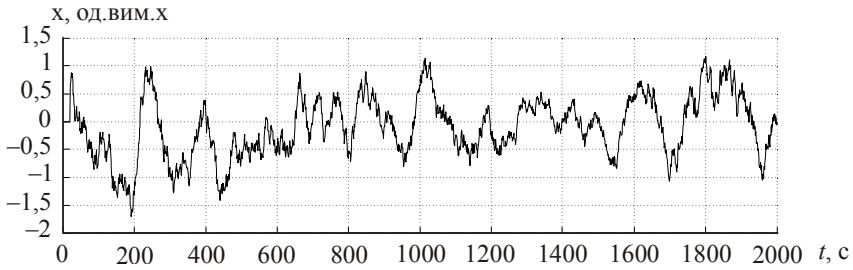


Рис. 13. Графік процесу регулювання САР з ПІ-регулятором при $k_{ob} \rightarrow \text{var}$, $T_{ob} \rightarrow \text{const}$

Для порівняння якості роботи досліджуваних систем отримані результати зведені у табл. 5. Аналіз табл. 5 показує, що для об'єкта з несприятливими властивостями динамічних характеристик застосування нелінійного регулятора дає кращі результати порівняно зі стандартним регулятором (дисперсія розузгодження зменшується на 2 %), але не такі, як при застосуванні нейромережного (зменшення близько 10 %). Застосування нейромережного регулятора в поєднанні з нейроідентифікатором є більш доцільним, оскільки дисперсія розузгодження в цьому випадку зменшується більш ніж удвічі.

Таблиця 5. Критерії якості випадкових процесів досліджених систем

Регулятор	Критерій якості випадкового процесу $\sigma^2, (од.х)^2$ для таких об'єктів регулювання		
	$k_{ob} \rightarrow \text{var}, T_{ob} \rightarrow \text{var}$	$k_{ob} \rightarrow \text{const}, T_{ob} \rightarrow \text{var}$	$k_{ob} \rightarrow \text{var}, T_{ob} \rightarrow \text{const}$
ПІ-регулятор	0,7901	0,7872	0,5420
Нейромережний	0,7064	0,7193	0,4985
НМР з НІ	0,3875	0,4561	0,4633
Нелінійний	0,7340	0,7210	0,6193

Висновки

Дослідження систем із стандартними, нелінійними і нейромережними регуляторами на об'єктах з несприятливими динамічними характеристиками показало, що найкращу якість процесів регулювання при випадкових збуреннях забезпечує система з нейромережними регуляторами та нейроідентифікаторами.

Література

1. Макаров І.М. Розвиток технології експертних систем для управління інтелектуальними роботами / І.М. Макаров, Г.Н. Лебедєв, В.М. Лохін // Техн. кібернетика. — 1994. — № 6. — С. 45—51.
2. Бураков М.В. Конструирование интеллектуальных регуляторов / М.В. Бураков, А.С. Коновалов // Информационно-управляющие системы. — 2003. — № 6. — С. 25—33.
3. Филаретов Г.Ф. Применение искусственных нейронных сетей в системах управления / Г.Ф. Филаретов, В.А. Житков, В.А. Кабанов // Приборы и системы управления.— 1997. — № 3. — С. 2—6.
4. Трегуб В.Г. Нелінійні регулятори в мікропроцесорних системах автоматизації / В.Г. Трегуб // Харчова промисловість. — 1998. — Вип. 43—44. — С. 111—115.
5. Нейронні мережі в системах автоматизації / В.І. Архангельський, І.М. Богаєнко, Г.Г. Грбовський, М.О. Рюмшин. — К: Техніка, 1999. — 364 с.

СРАВНИТЕЛЬНАЯ ОЦЕНКА НЕЛИНЕЙНЫХ И НЕЙРОСЕТЕВЫХ РЕГУЛЯТОРОВ ПРИ СЛУЧАЙНЫХ ВОЗМУЩЕНИЯХ

А.В. Романюк, В.Г. Трегуб

Национальный университет пищевых технологий

Создание новых технологий предъявляет все более жесткие требования к качеству функционирования систем управления. Совершенствование систем управления путем разработки новых типов исполнительных устройств дает определенный эффект, но значительная часть проблем, таких как повышение быстродействия, инвариантность к внешним воздействиям, изменений характеристик объекта управления и т.д., данным подходом не решаются. В связи с этим началось бурное развитие современных интеллектуальных технологий. В системах управления сложными технологическими установками часто используются стандартные регуляторы благодаря своей простоте и высокой надежности. Однако они не могут оперативно самообучаться и перестраиваться при изменении параметров сложных элементов технологических установок, особенно в случаях неконтролируемых возмущений. Вместо этих регуляторов с жесткой структурой актуально использовать интеллектуальные регуляторы, которые легко перестраиваются и переучиваются, меняя свои коэффициенты, и приспособляются к внешней окружающей среде.

Ключевые слова: интеллектуальные регуляторы, нелинейный регулятор, нейронная сеть, нейросетевой регулятор, случайные возмущения.