

УДК 681.51

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ АПРОКСИМАЦІЇ ТИПОВИХ НЕЛІНІЙНИХ ЛАНОК СИСТЕМ АВТОМАТИЧНОГО КЕРУВАННЯ**Б. І. Приймак, О. М. Халімовський**Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут»
просп. Перемоги, 37, м. Київ, 03056, Україна. E-mail: bp-08@ukr.net, o.khalimovskyy@ukr.net

Отримання високої якості систем автоматичного керування складними електромеханічними об'єктами вимагає самоналаштування та оптимізації режимів роботи в реальному часі. Для цього потрібне швидке моделювання керованого об'єкта з урахуванням його нелінійностей. До нових високопродуктивних засобів моделювання динамічних систем на сьогодні належать штучні нейронні мережі, які обробляють інформацію в паралельній формі. Це пояснює актуальність тематики щодо застосування нейронних мереж для задач моделювання, проте не всі важливі аспекти цієї тематики достатньо вивчені. Метою даної роботи є дослідження питання апроксимації типових нелінійних ланок систем автоматичного керування за допомогою нейронних мереж прямого передавання сигналу. У роботі розглянуто характеристики наступних однозначних нелінійностей: зона нечутливості, зона насичення, двопозиційне реле, трипозиційне реле, а також таких неоднозначних (гістерезисних) нелінійностей, як люфт і реле з гістерезисом. Для вирішення завдання апроксимації за основу було взято нейронну мережу прямого передавання сигналу з одним захованим шаром нейронів та одним вихідним нейроном. Функціями активації цих нейронів були гіперболічний тангенс і лінійна залежність відповідно. Для апроксимації гістерезисних нелінійностей статична нейронна мережа була трансформована в динамічну шляхом введення двох елементів затримки сигналу в часі. Результати виконаних досліджень дозволили дати обґрунтовані відповіді на два важливі питання. Перше з них полягає у виборі способу формування навчальної множини даних, при якому процес навчання нейронної мережі є ефективним. Друге питання стосується встановлення необхідної кількості нейронів у захованому шарі нейронної мережі, за якою мережа досить точно апроксимує характеристику заданої нелінійної ланки. У підсумку проведені дослідження засвідчили, що однозначні й неоднозначні характеристики типових нелінійних ланок автоматичних систем можуть бути успішно апроксимовані нейронною мережею прямого передавання сигналу з досить невеликою кількістю нейронів.

Ключові слова: нейронна мережа, нелінійна ланка, апроксимація, математичне моделювання.**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ АППРОКСИМАЦИИ ТИПОВЫХ НЕЛИНЕЙНЫХ ЗВЕНЬЕВ СИСТЕМ АВТОМАТИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ****Б. И. Приймак, А. М. Халимовский**Национальный технический университет Украины «Киевский политехнический институт»
просп. Победы, 37, г. Киев, 03056, Украина. E-mail: bp-08@ukr.net, o.khalimovskyy@ukr.net

Получение высокого качества систем автоматического управления сложными электромеханическими объектами требует самонастройки и оптимизации работы в реальном времени. Для этого необходимо быстрое моделирование управляемого объекта с учетом его нелинейностей. К новым высокопроизводительным средствам моделирования динамических систем на сегодня относятся искусственные нейронные сети, которые обрабатывают информацию в параллельной форме. Это объясняет актуальность тематики по применению нейронных сетей для задач моделирования, однако не все важные аспекты этой тематики достаточно изучены. Целью данной работы является исследование вопроса апроксимации типовых нелинейных звеньев систем автоматического управления с помощью нейронных сетей прямой передачи сигнала. В работе рассмотрены характеристики следующих однозначных нелинейностей: зона нечувствительности, зона насыщения, двухпозиционное реле, трехпозиционное реле, а также таких неоднозначных (гистерезисных) нелинейностей, как люфт и реле с гистерезисом. Для решения задачи апроксимации за основу была взята нейронная сеть прямой передачи сигнала с одним скрытым слоем нейронов и одним выходным нейроном. Функциями активации этих нейронов были гиперболический тангенс и линейная зависимость соответственно. Для апроксимации гистерезисных нелинейностей статическая нейронная сеть была трансформирована в динамическую путем введения двух элементов задержки сигнала во времени. Результаты выполненных исследований позволили дать обоснованные ответы на два важных вопроса. Первый заключается в выборе способа формирования обучающего множества данных, при котором процесс обучения нейронной сети является эффективным. Второй вопрос касается определения необходимого количества нейронов в скрытом слое нейронной сети, при которой сеть достаточно точно аппроксимирует характеристику заданного нелинейного звена. В результате проведенных исследований было показано, что однозначные и неоднозначные характеристики типовых нелинейных звеньев автоматических систем могут быть успешно аппроксимированы нейронной сетью прямой передачи сигнала с достаточно небольшим количеством нейронов.

Ключевые слова: нейронная сеть, нелинейное звено, апроксимация, математическое моделирование.

АКТУАЛЬНІСТЬ РОБОТИ. Потреба досягнення якомога вищих показників якості функціонування

систем автоматичного керування (САК) електромеханічними об'єктами вимагає впровадження проце-

дур самоналаштування та оптимізації режимів роботи динамічних систем у темпі реального часу [1]. За цих умов успіх застосування генетичних, мурашиних чи інших сучасних алгоритмів адаптації та оптимізації САК значною мірою визначається можливістю швидкого моделювання керованого динамічного об'єкта з урахуванням властивих йому нелінійностей.

До нових засобів моделювання складних динамічних систем на сьогодні належать штучні нейронні мережі (НМ) [2–10]. За своєю природою НМ обробляють інформацію в паралельній формі, що дозволяє різко збільшити швидкість обчислень порівняно з традиційними комп'ютерними пристроями архітектури фон Неймана, для яких властива послідовна форма оброблення інформації, тому вивчення аспектів застосування НМ як засобу моделювання є актуальною темою. Один із таких аспектів, що стосується апроксимації типових нелінійностей САК за допомогою НМ, розглянуто у даній роботі. Для обчислень та моделювання використано програмне середовище MatLab/Simulink.

Метою роботи є дослідження питання апроксимації типових однозначних та неоднозначних нелінійностей САК за допомогою нейронної мережі прямого передавання сигналу.

МАТЕРІАЛ І РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ. У теорії нелінійних САК статичні нелінійності поділяються на однозначні та неоднозначні (гістерезисні) [1]. На рис. 1 зображено характеристики типових однозначних нелінійностей, які розглядаються у даній роботі.

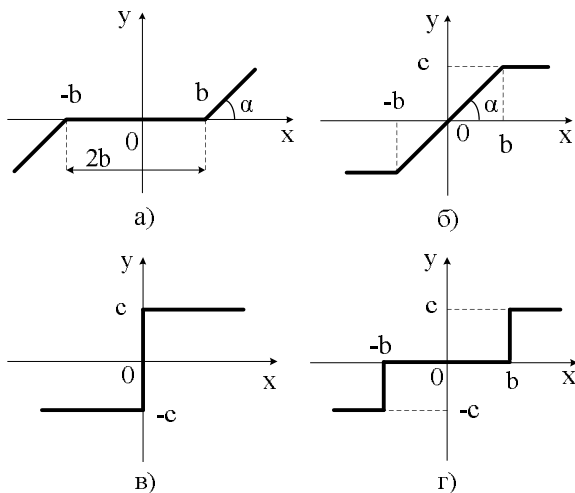


Рисунок 1 – Характеристики типових однозначних нелінійностей: а) зона нечутливості; б) насичення; в) двопозиційне реле; г) трипозиційне реле

Математичний опис зображеної на рис. 1, а зони нечутливості відповідає рівнянню

$$y = \begin{cases} k(x+b) & \text{при } x < -b; \\ 0 & \text{при } -b \leq x \leq b; \\ k(x-b) & \text{при } x > b, \end{cases} \quad (1)$$

а зображена на рис. 1, б характеристика насичення аналітично описується як

$$y = \begin{cases} -c & \text{при } x < -b; \\ kx & \text{при } -b \leq x \leq b; \\ c & \text{при } x > b, \end{cases} \quad (2)$$

де $k = \text{tg} \alpha$. Характеристика ідеального двопозиційного реле, що зображена на рис. 1, в, описується виразом

$$y = \begin{cases} -c & \text{при } x < 0; \\ 0 & \text{при } x = 0; \\ c & \text{при } x > 0, \end{cases} \quad (3)$$

а характеристика трипозиційного реле, що зображена на рис. 1, г, описується як

$$y = \begin{cases} -c & \text{при } x < -b; \\ 0 & \text{при } -b \leq x \leq b; \\ c & \text{при } x > b. \end{cases} \quad (4)$$

Для апроксимації однозначних нелінійностей за основу було взято НМ прямого передавання сигналу з одним входом, одним захованим шаром нейронів та одним вихідним нейроном. Архітектура НМ зображена на рис. 2, а схема і-го нейрона показана на рис. 3.

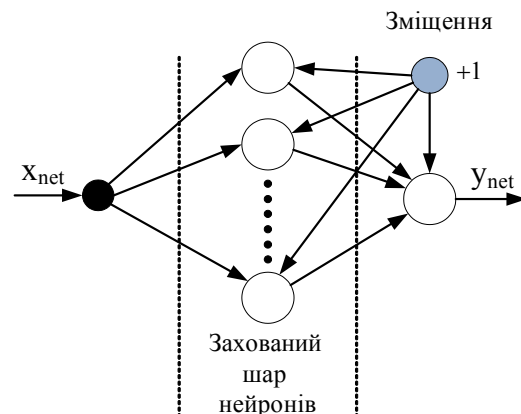


Рисунок 2 – Архітектура НМ для апроксимації однозначних нелінійностей

На рис. 2 кружками умовно зображено нейрони, а стрілками – зв'язки між нейронами та зміщення, що на них подаються. Входом мережі є x_{net} , а виходом – y_{net} . Вихід і-го нейрона мережі y_i , схема якого зображена на рис. 3, визначається як

$$y_i = \lambda_i \left(\sum x_j w_{ij} + b_i \right), \quad (5)$$

де x_1, x_2, \dots, x_n – входи нейрона; $w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}$ – вагові коефіцієнти зв'язків (синаптичні зв'язки); b_i – зміщення нейрона; $\lambda_i(\bullet)$ – активаційна функція.

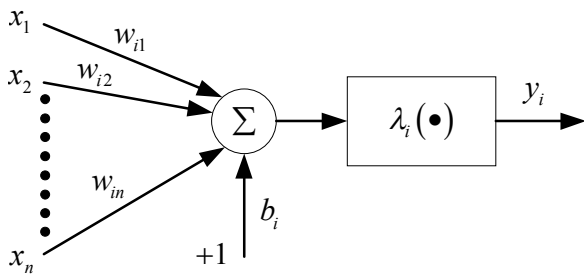


Рисунок 3 – Схема i-го нейрона мережі

У мережі, що застосовувалась для апроксимації характеристик нелінійних ланок, нейрони прихованого шару мали функції активації типу гіперболічний тангенс, а вихідний нейрон мав лінійну функцію активації. Кількість нейронів у прихованому шарі мережі $S1$ була варійованим параметром у дослідженнях. Навчання НМ здійснювалось за методом зворотного поширення похибки з модифікацією за рахунок використання алгоритму Левенберга–Марквардта [11–14].

Щоб сформувати множини навчальних даних, елементи вектора входу X подавалися на вхід кожної нелінійної ланки із зображеними на рис. 1 характеристиками, а на виході кожної ланки отримувались елементи відповідного вектора виходу $Y_i, i = 1, \dots, 4$. Вектор X формувався двома способами. У першому його елементи були випадковими (точніше, псевдовипадковими), рівномірно розподіленими величинами на інтервалі застосування, а в другому – елементи цього вектора визначались за детермінованим гармонічним законом змінної частоти. На основі сформованих таким чином множин навчальних даних здійснювалося навчання декількох нейронних мереж за різними значеннями $S1$. У процесі навчання мінімувалась середня квадратична похибка мережі E_{net} і, як наслідок, сигнал на виході мережі $y_{net}(t)$ наближався до сигналу на виході нелінійності $y(t)$.

Результати навчання НМ наведено в табл. 1, де зафіксовано такі показники якості навчання, як E_{net} та коефіцієнт лінійної регресії між навчальними та реальними значеннями виходу мережі R (для ідеально навченої мережі $R \rightarrow 1$). Як можна бачити з табл. 1, загалом при збільшенні кількості нейронів зменшується похибка та зростає коефіцієнт регресії, що засвідчує вищу якість навчання.

Варто зазначити, що при апроксимації двопозиційного реле найкраще навчалася мережа з кількістю нейронів у захованому шарі $S1 = 2$. Також була виявлена залежність ефективності навчання мережі від способу формування вектора X . Для апроксимації перших двох нелінійностей кращим був спосіб утворення вхідного сигналу у вигляді випадкової величини з рівномірним розподілом у межах інтервалу застосування, а для других двох більш ефективним було формування вхідного сигналу за детермінованим гармонічним законом змінної частоти.

Для перевірки якості відтворення типових однозначних нелінійностей порівнювалися виходи на-

вчених нейронних мереж $y_{net}(t)$ з виходами відповідних нелінійних елементів $y(t)$ при гармонічному сигналі на їх входах $x(t) = x_{net}(t) = g(t)$, де

$$g(t) = A_1 \sin \omega_1 t, \quad (6)$$

A_1, ω_1 – відповідно амплітуда та частота сигналу.

Таблиця 1 – Результати навчання НМ при апроксимації однозначних нелінійностей

Нелінійність	$S1$	E_{net}	R
Зона нечутливості	2	$4,99 \cdot 10^{-3}$	0,9985
	3	$3,26 \cdot 10^{-3}$	0,99918
	4	$1,31 \cdot 10^{-3}$	0,99993
Зона насичення	2	$3,0 \cdot 10^{-4}$	0,9993
	3	$1,1 \cdot 10^{-4}$	0,9997
	4	$6,09 \cdot 10^{-5}$	0,99986
Двопозиційне реле	2	$1,88 \cdot 10^{-9}$	1,0
	3	$5,1 \cdot 10^{-9}$	1,0
	4	$7,4 \cdot 10^{-9}$	1,0
Трипозиційне реле	2	$9,58 \cdot 10^{-9}$	1,0
	3	$9,16 \cdot 10^{-9}$	1,0
	4	$8,36 \cdot 10^{-9}$	1,0

Отримані результати для ланки із зоною нечутливості (рис. 1,а; $b = 0,5, \alpha = 45^\circ$) наведені на рис. 4.

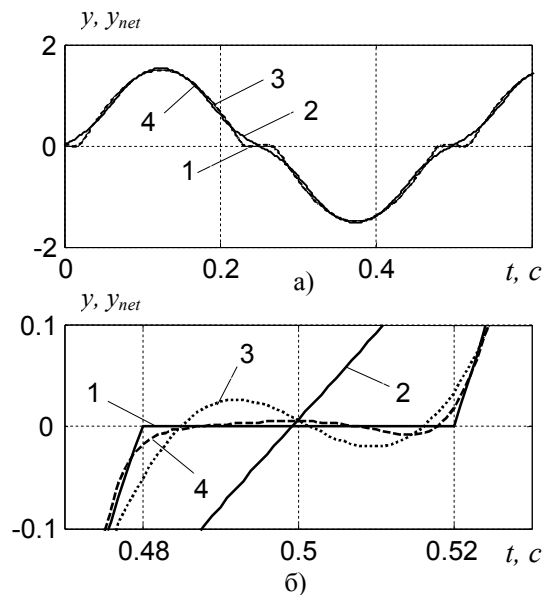


Рисунок 4 – Реакції на гармонічний сигнал ланки із зоною нечутливості (крива 1) та НМ (криві 2–4): а) загальний вигляд; б) фрагмент для $t \in [0,47, 0,53]c$

На рис. 4 номери кривих 2–4 дорівнюють кількості нейронів $S1$ захованого шару мережі, за якої ці криві були отримані. Цей рисунок засвідчує досить мале відхилення кривої 4 від кривої 1.

Результати дослідження нелінійної ланки із характеристикою у вигляді зони насичення (рис. 1,б; $b = 1, c = 1$) зображені на рис. 5.

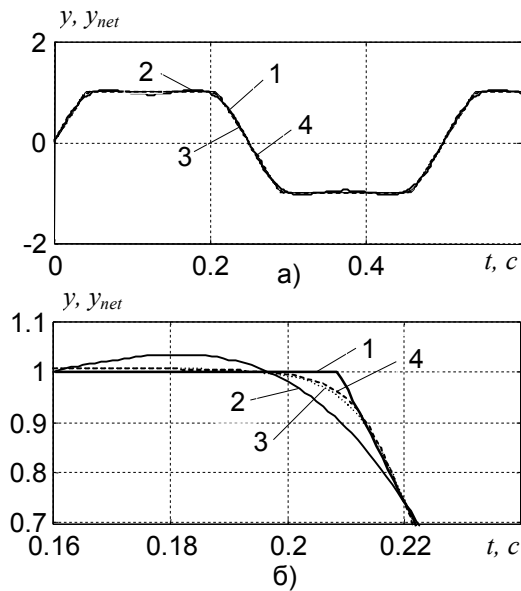


Рисунок 5 – Реакції на гармонічний сигнал ланки із насиченням (крива 1) та НМ (криві 2–4) за різними значеннями $S1$: а) загальний вигляд; б) фрагмент для $t \in [0,16, 0,24]$ с

Для кривих 2–4, що зображені на рис. 5, їх номер співпадає з кількістю нейронів захovanого шару мережі $S1$, за якої ці криві були отримані. Як видно з цього рисунка, відхилення кривих 3, 4 від кривої 1 є досить незначним.

На рис. 6. зображено результати дослідження нелінійної ланки з релейною характеристикою (рис. 1,в; $b = 1$).

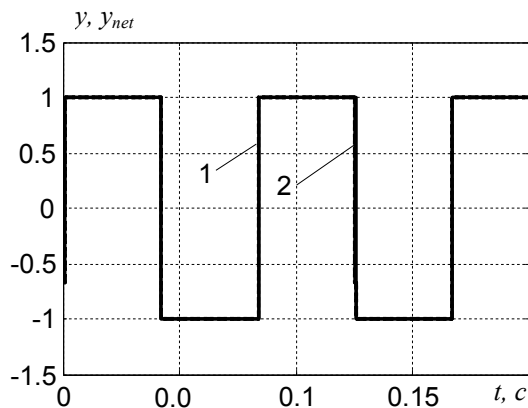


Рисунок 6 – Реакції на гармонічний сигнал двопозиційного реле (крива 1) та нейронної мережі при $S1 = 2$ (крива 2)

Крива 2 була отримана за допомогою НМ при кількості нейронів у захovanому шарі $S1 = 2$. Як видно з цього рисунка, крива 2 практично співпадає з кривою 1. Аналогічний результат було отримано при моделюванні НМ із $S1 = 3$.

Результати дослідження нелінійної ланки з характеристикою трипозиційного реле (рис. 1,г; $b = 1, c = 1$) зображені на рис. 7.

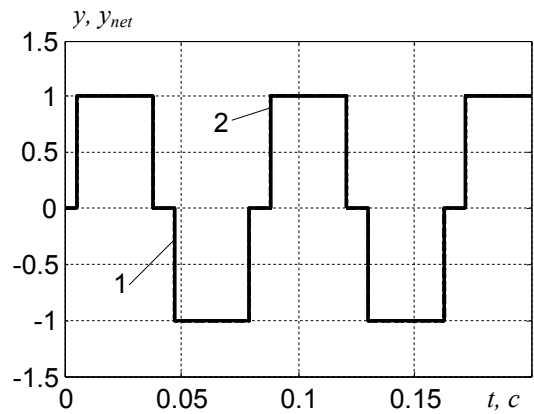


Рисунок 7 – Реакції на гармонічний сигнал двопозиційного реле (крива 1) та нейронної мережі при $S1 = 2$ (крива 2)

На цьому рисунку крива 2 була отримана при кількості нейронів захovanого шару мережі $S1 = 2$. Як видно з рис. 7, крива 2 практично повторює криву 1. Також було виконано моделювання нейронної мережі із $S1 = 3$. Результат цього дослідження був подібним до попереднього.

Аналіз отриманих вище результатів показав, що досить висока точність апроксимації для релейних характеристик досягається при $S1 = 2 - 3$, а для зони нечутливості та насичення – при $S1 = 3 - 4$.

На рис. 8 зображено характеристики двох типових неоднозначних нелінійностей – люфта та двопозиційного реле з гістерезисом, які досліджуються в даній роботі.

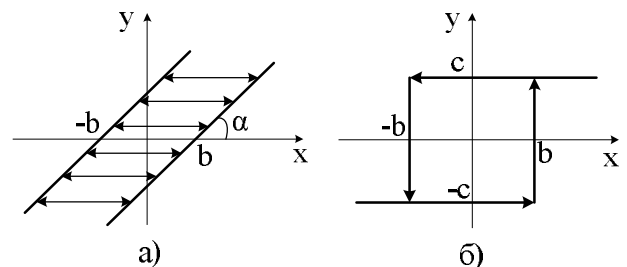


Рисунок 8 – Характеристики неоднозначних нелінійностей: а) люфт; б) реле з гістерезисом

Зображена на рис. 8,а характеристика люфта описується виразом

$$y = \begin{cases} k(x - b) & \text{нпу } \frac{dx}{dt} > 0; \\ k(x + b) & \text{нпу } \frac{dx}{dt} < 0; \\ const & \text{нпу } |kx - y| < b, \end{cases} \quad (7)$$

де $k = tg\alpha$. Характеристика реле з гістерезисом, що зображена на рис. 8,б, описується як

$$y = \begin{cases} -c & \text{при } x < b, \frac{dx}{dt} > 0; \\ c & \text{при } x > b, \frac{dx}{dt} > 0; \\ c & \text{при } x > -b, \frac{dx}{dt} < 0; \\ -c & \text{при } x < -b, \frac{dx}{dt} < 0. \end{cases} \quad (8)$$

Для апроксимації неоднозначних нелінійностей за основу було взято НМ прямого передавання сигналу з трьома входами, одним захованим шаром нейронів та одним вихідним нейроном. Щоб надати мережі динамічних властивостей, вона була доповнена двома елементами затримки в часі на період дискретності T_0 . При цьому на входи НМ подавалися наступні три сигнали: вхідний сигнал, затриманий на T_0 вхідний сигнал і затриманий на T_0 вихідний сигнал мережі. Архітектура НМ зображена на рис. 9.

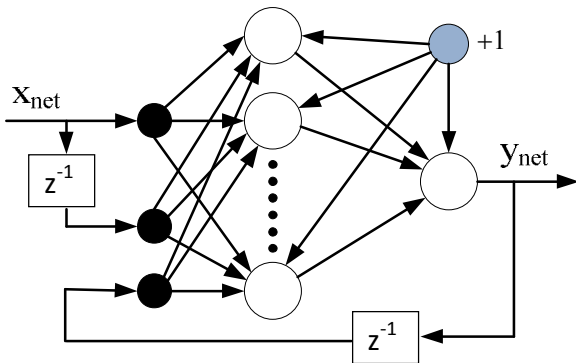


Рисунок 9 – Архітектура НМ для апроксимації неоднозначних нелінійностей

У мережі, що застосовувалася для апроксимації неоднозначних нелінійностей, нейрони захованого шару мали функції активації типу гіперболічний тангенс, а вихідний нейрон мав лінійну функцію активації. При цьому кількість нейронів у захованому шарі $S1$ була параметром дослідження.

Для формування навчальних множин даних елементи вектора входу X подавалися на вхід кожної нелінійної ланки, характеристики яких зображені на рис. 8,а, на виходах цих ланок отримувалися елементи відповідного вектора виходу $Y_i, i = 1, 2$. Елементи вектора X визначалися відповідно до закону рівномірного розподілу випадкової величини. На основі сформованих таким чином навчальних множин здійснювалося навчання двох НМ за різними значеннями $S1$. У процесі навчання мінімізувалася середня квадратична похибка мережі E_{net} , що призводило до зменшення різниці між виходом мережі $y_{net}(t)$ та виходом нелінійної ланки $y(t)$. Результати навчання нейронних мереж наведено в табл. 2.

Таблиця 2 – Результати навчання НМ при апроксимації неоднозначних нелінійностей

Нелінійність	$S1$	E_{net}	R
Люфт	2	$3,94 \cdot 10^{-4}$	0,99994
	4	$2,73 \cdot 10^{-5}$	1,0
	6	$2,42 \cdot 10^{-6}$	1,0
	8	$8,67 \cdot 10^{-7}$	1,0
Реле з гістерезисом	2	$4,59 \cdot 10^{-9}$	1,0
	3	$4,25 \cdot 10^{-9}$	1,0
	4	$3,99 \cdot 10^{-9}$	1,0

Як можна побачити з табличних даних, при апроксимації ланки з характеристикою реле з гістерезисом найкраще навчалася мережа при $S1 = 4$, а нелінійної ланки з характеристикою люфта – мережа при $S1 = 8$.

Для перевірки якості апроксимації типових неоднозначних нелінійностей порівнювалися виходи навчених нейронних мереж $y_{net}(t)$ із виходами відповідних нелінійних ланок $y(t)$ при гармонічному сигналі на їх входах $x(t) = x_{net}(t) = g(t)$, де

$$g(t) = A_2 \sin \omega_2 t, \quad (9)$$

A_2, ω_2 – відповідно амплітуда й частота сигналу.

Отримані результати дослідження ланки з характеристикою люфта (рис. 8,а; $b = 1, \alpha = 45^\circ$) та НМ з кількістю нейронів у захованому шарі $S1 = 6$, що апроксимує цю ланку, зображені на рис. 10. Як видно з рисунка, сигнал на виході апроксимувальної мережі практично збігається із сигналом на виході ланки.

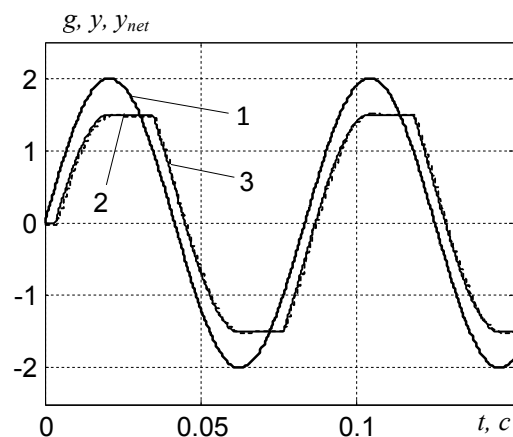


Рисунок 10 – Реакції на гармонічний сигнал ланки з характеристикою люфта та НМ при $S1 = 6$:

$$1 - g(t); 2 - y(t); 3 - y_{net}(t)$$

Результати дослідження для ланки з характеристикою реле (рис. 8,б; $b = 0,5, c = 1$) та мережі з кількістю нейронів у захованому шарі $S1 = 2$, що апро-

ксимує дану ланку, зображені на рис. 11. Цей рисунок засвідчує, що вихідний сигнал апроксимувальної мережі практично повторює вихідний сигнал ланки.

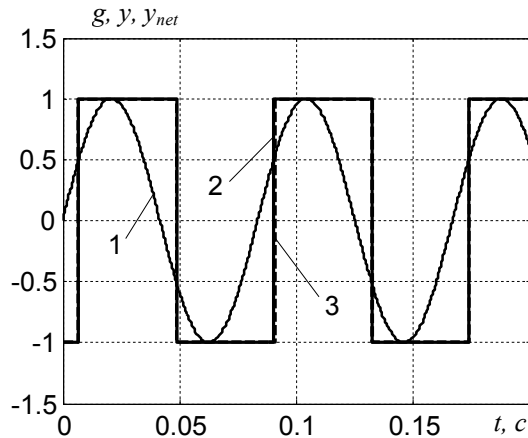


Рисунок 11 – Реакції на гармонічний сигнал ланки з характеристикою реле з гістерезисом і НМ при $S1 = 2$: 1 – $g(t)$; 2 – $y(t)$; 3 – $y_{net}(t)$

Таким чином, отримані результати дослідження, що наведені на рис. 10, 11, засвідчують досягнення високої точності апроксимації неоднозначних нелінійних характеристик за допомогою НМ прямої передачі сигналу. При цьому кількість нейронів захованого шару мережі, що відтворювала характеристику реле з гістерезисом, була $S1 = 2$, а кількість нейронів захованого шару мережі, що відтворювала характеристику люфту, становила $S1 = 6$.

ВИСНОВКИ. Однозначні та неоднозначні характеристики типових нелінійних ланок систем автоматичного керування можуть бути успішно апроксимовані штучною нейронною мережею з прямим передаванням сигналу.

Для релейних характеристик ефективність навчання апроксимувальної нейронної мережі краща при вхідному детермінованому сигналі у вигляді гармоніки змінної частоти порівняно з випадковим сигналом, що рівномірно розподілений на інтервалі застосування. Останній є більш ефективним для навчання нейронних мереж, що призначені для відтворення характеристик із зоною нечутливості й насичення.

Досить висока точність нейромережної апроксимації однозначних нелінійностей може бути досягнута для релейних характеристик при двох нейронах у захованому шарі мережі, а для зони нечутливості й насичення – при трьох–чотирьох.

Для апроксимації нелінійних ланок із неоднозначними характеристиками двопозиційного реле з гістерезисом та люфта формування навчальних множин даних нейронних мереж доцільно здійснювати за законом рівномірного розподілу випадкової величини.

Досить висока точність нейромережної апроксимації неоднозначних нелінійностей може бути отримана для реле з гістерезисом при двох–трьох

нейронах у захованому шарі мережі, а для люфта – при шести–восьми нейронах у захованому шарі штучної нейронної мережі.

ЛІТЕРАТУРА

1. Попович М.Г., Ковальчук О.В. Теорія автоматичного керування. – К.: Либідь, 2007. – 656 с.
2. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей / Пер. с англ. под ред. А.Г. Сивака. – М.: Изд. дом «Вильямс», 2003. – 288 с.
3. Wasserman P.D. Advanced Methods in Neural Computing. – New York: Van Nostrand Reinhold, 1993. – 255 p.
4. Albus J.S., Meystel A.M. Intelligent Systems: Architecture, Design and Control. – New York: Wiley, 2002. – 696 p.
5. Vas P. Artificial-intelligence-based electrical machines and drives: application of fuzzy, neural, fuzzy-neural and genetic-algorithm-based techniques. – Oxford University Press, 1999. – 625 p.
6. Micheva K.D., Busse B., Weiler N.C. et al. Singlesynapse analysis of a diverse synapse population: proteomic imaging methods and markers // *Neuron*. – 2010. – Iss. 68 (4). – PP. 639–653.
7. Seidl D.R., Sui-Lun Lam, Putman J.A., Lorenz R.D. Neural network compensation of gear backlash hysteresis in position-controlled mechanisms // *IEEE Transactions on Industry Applications*. – Iss. 31/1995 (6). – PP. 1475–1483.
8. Simoes M.G., Bose B.K. Neural Networks based Estimation of Feedback Signals for a Vector Controlled Induction Motor Drive // *IEEE Transactions on Industry Applications*. – Iss. 31/1995 (3). – PP. 620–629.
9. Prymak B., Moreno-Egilaz J.M., Peracaula J. Neural network based efficiency optimization of induction motor drive with vector control // *Proceedings of the 28th International IEEE Conference “IECON 2002”, Sevilla, Spain, November, 2002.* – Iss. 1. – PP. 146–152.
10. Mino-Aguilar G., Moreno-Egilaz J.M., Prymak B., Peracaula J. A neural network based optimal rotor flux estimator for efficiency optimization of an induction motor drive // *Proceedings of IEEE International Symposium on Industrial Electronics “ISIE 2006”, Montreal, Canada, 9–12 July, 2006.* – Iss. 3. – PP. 2528–2533.
11. Pineda F.J. Generalization of back-propagation to recurrent neural networks // *Physical Review Letters*. – 1987. – Iss. 59. – PP. 2229–2232.
12. Parker D. R. Optimal algorithms for adaptive networks: Second order back propagation, second order direct propagation, and second order hebbian learning // *Proceedings of the IEEE 1th International Conference on Neural Networks (ICNN’87), San Diego, CA, June 1987.* – Iss. 2. – PP. 593–600.
13. Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J. Learning Representation by Back-Propogating Errors // *Nature*. – 1986. – Iss. 323. – PP. 533–536.
14. Hagan M.T., Menhaj M.B. Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm // *IEEE Trans. Neural Net.* – Iss. 5/1994 (6). – PP. 989–993.

NEURAL NETWORK USING TO APPROXIMATE A TYPICAL NONLINEAR LINKS OF AUTOMATIC CONTROL SYSTEMS

B. Prymak, O. Khalimovskyy

National Technical University of Ukraine "Kyiv Polytechnic Institute"

prosp. Peremohy, 37, Kyiv, 03056, Ukraine. E-mail: bp-08@ukr.net, o.khalimovskyy@ukr.net

Getting high quality automatic control system of complex electromechanical objects requires self-tuning and optimization work in real time. This requires rapid simulation of the controlled object considering its nonlinearities. The new high-performance tools for modeling dynamic systems today include artificial neural networks, which process information in parallel form. This explains the relevance of topics on the use of neural networks for modeling problems. However, not all the important aspects of this subject sufficiently studied. The aim of this work is to study the question of approximation of typical nonlinear automatic control system links using feedforward neural networks. The article deals with the characteristics of these nonlinearities unambiguous: the dead zone, the zone of saturation, two-position relay, three-position relay and such ambiguous (hysteresis) nonlinearities as backlash and relay with hysteresis. To solve the problem of approximation was based feedforward neural networks from one hidden layer neurons and one output neuron. The activation functions of these neurons were hyperbolic tangent and linear relationship respectively. For approximation of the hysteresis nonlinearities static neural networks was transformed into a dynamic neural network by introducing two elements of time signal delay. The results of the research have allowed give reasonable answers to two important questions. The first one is to select the method of forming the training set data, where a learning process of neural networks is effective. The second question concerns the establishment of the required number of neurons in the hidden layer of the neural network, where the network accurately approximates the nonlinear characteristics of a given link. As a result, our studies in the article have shown that are unambiguous and ambiguous characteristics of typical nonlinear links of automatic systems can be successfully approximated by feedforward neural network with a rather small number of neurons.

Key words: neural network, nonlinear link, approximation, mathematical modeling.

REFERENCES

1. Popovych, M.H. and Kovalchuk, O.V. (2007), *Teoriia avtomatychnoho keruvannia* [Theory of Automatic Control], Lybid, Kyiv. (in Ukrainian)
2. Callan, R. (2003), *Osnovnyie kontseptsii neironnykh setei* [The Essence of Neural Networks], Translated by Sivak, A.H., Williams Publishing House, Moscow. (in Russian)
3. Wasserman, P.D. (1993), *Advanced Methods in Neural Computing*, Van Nostrand Reinhold, New York.
4. Albus, J.S. and Meystel, A.M. (2002), *Intelligent Systems: Architecture, Design, and Control*, Wiley, New York.
5. Vas, P. (1999), *Artificial-intelligence-based electrical machines and drives: application of fuzzy, neural, fuzzy-neural and genetic-algorithm-based techniques*, Oxford University Press, Oxford.
6. Micheva, K.D., Busse, B., Weiler, N.C., O'Rourke, N. and Smith, S.J. (2010), "Singlessynapse analysis of a diverse synapse population: proteomic imaging methods and markers", *Neuron*, Vol. 68, no. 4, pp. 639–653.
7. Seidl, D.R., Sui-Lun Lam, Putman, J.A. and Lorenz, R.D. (1995), "Neural network compensation of gear backlash hysteresis in position-controlled mechanisms", *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 31, no. 6, pp. 1475–1483.
8. Simoes, M.G. and Bose, B.K. (1995), "Neural Networks based Estimation of Feedback Signals for a Vector Controlled Induction Motor Drive", *IEEE Transactions on Industry Applications*, Vol. 31, no. 3, pp. 620–629.
9. Prymak, B., Moreno-Egilaz, J.M. and Peracaula, J. (2002), "Neural network based efficiency optimization of induction motor drive with vector control", *Proceedings of the 28th International IEEE Conference "IECON 2002"*, Sevilla, Spain, November 2002, Vol. 1, pp. 146–152.
10. Mino-Aguilar, G., Moreno-Eguilaz, J.M., Prymak, B. and Peracaula, J. (2006), "A neural network based optimal rotor flux estimator for efficiency optimization of an induction motor drive", *Proceedings of IEEE International Symposium on Industrial Electronics "ISIE 2006"*, Montreal, Canada, 9–12 July 2006, Vol. 3, pp. 2528–2533.
11. Pineda, F.J. (1987), "Generalization of back-propagation to recurrent neural networks", *Physical Review Letters*, Vol. 59, pp. 2229–2232.
12. Parker, D.R. (1987), "Optimal algorithms for adaptive networks: Second order back propagation, second order direct propagation, and second order hebbian learning", *Proceedings of the IEEE 1th International Conference on Neural Networks (ICNN'87)*, San Diego, CA, June 1987, Vol. 2, pp. 593–600.
13. Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. and Williams, R.J. (1986), "Learning Representation by Back-Propagating Errors", *Nature*, Vol. 323, pp. 533–536.
14. Hagan, M.T. and Menhaj, M.B. (1994), "Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm", *IEEE Trans. Neural Net.*, Vol. 5, no. 6, pp. 989–993.

Стаття надійшла 10.06.2015.