

О.Ю.ПРИХОДЬКО, канд. техн. наук, **М.І.ГАСАНОВ**, канд. техн. наук,
С.Є.СЛІПЧЕНКО, НТУ «ХПИ», м. Харків

ДО ПИТАННЯ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ПРИ КЕРУВАННІ ТЕХНОЛОГІЧНИМ УСТАТКУВАННЯМ

У статті розглядається особливість використання в якості одного з методів керування устаткуванням нейронних мереж. З використанням методу нейронних мереж зроблена спроба прогнозування поведінки шарикової-гвинтової пари з урахуванням мінливості її основних характеристик.

В статье рассматривается особенность использования в качестве одного из методов управления оборудованием нейронных сетей. С использованием метода нейронных сетей сделана попытка прогнозирования поведения шариковинтовой пары с учетом изменчивости ее основных характеристик.

In article feature of use one of management methods is considered by the equipment of neural networks. With use of a method of neural networks attempt of forecasting of behaviour a ball of screw pair taking into account variability of its basic characteristics is made.

Сьогодні в машинобудуванні застосовуються верстати й інструмент, що дозволяють вести обробку на високих швидкостях з великими подачами, у багатьох галузях переважає одиничне і дрібносерійне виробництво, деталі мають формотворні поверхні складної форми. У таких умовах існуючі способи керування верстатами стають малоефективними. Одним з нових методів керування устаткуванням, що здобуває усе більше поширення на заході, є керування на основі нейронних мереж.

Необхідним стало виконати порівняння цього методу з іншими методами керування і розглянути можливість застосування його в системах керування верстатами для підвищення якості обробки. Теорія сучасного керування (адаптивного й оптимального), і теорія класичного керування в значній мірі базувалися на ідеї лінеаризації систем. Для їхнього практичного застосування була потрібна розробка математичних моделей. У дійсності ж якщо і вдається побудувати модель, що точно демонструє зв'язок між виходом і входом системи, то вона часто виявляється непридатною для цілей керування. Практично прийнятними можуть бути тільки моделі з низькою чутливістю по параметрах, що складно забезпечити для нелінійних систем.

Найбільш широке застосування одержали статистичні моделі керування (модель авторегресії) і адаптивне керування. Достойнство статистичних моделей у їхній простоті і можливості перевірки на адекватність шляхом дослідження частотних характеристик з використанням спектрального аналізу. За допомогою такого методу можна досліджувати поведінку конструкції у визначеному діапазоні частот шляхом аналізу частотних характеристик методами класичної теорії керування. До недоліків відносяться: недостатня точ-

ність і відсутність у використовуваних перемінних і параметрів фізичного змісту.

Адаптивне керування ґрунтується на математичних моделях, що описують фізичні процеси і явища. Вплив на керований процес ведеться відповідно до цільової функції — закону керування, спрямованого на досягнення і підтримку найбільш ефективного значення якого-небудь параметра (собівартість, знос інструмента і т.д.).

До адаптивного керування відносяться керування із самонастроюванням, що узагальнено-прогнозує керування і керування на основі нечіткої логіки. Усі ці способи керування знайшли застосування в різних технічних системах, але не одержали широкого поширення з ряду причин. Основними недоліками даного типу керування є його мала гнучкість: при змінах в об'єкті чи керування в зовнішніх умовах потрібно перебудовувати модель і визначати для неї новий закон керування. Таким чином, потрібно постійно «вручну» визначати адекватність математичної моделі.

Альтернативою існуючим системам керування є штучні нейронні *мережі* (НМ). Як указувалося вище, НМ є математичним аналогом біологічних нейронів мозку. Докладно математичний апарат НМ описаний у роботах [1, 2]. НМ засновані на об'єднаній теоремі Колмогорова-Арнольда-Хехт-Нильсена [3, 4] з якої, зокрема, випливає що для будь-якого алгоритму існує НМ, що його реалізує. Що говорить про те, що НМ є універсальними обчислювальними засобами для апроксимації функцій.

Перевагами НМ перед традиційними системами керування є:

1. НМ можуть навчатися будь-як функціям, важливий тільки обсяг наданих даних і вибір правильної нейронної моделі. Таким чином НМ дозволяють уникнути використання складного математичного апарата;
2. Використання нелінійних функцій активації в нейронних мережах дозволяє реалізувати задачі з істотними нелінійностями;
3. НМ є самонавчальними системами. Це означає можливість здійснювати керування в умовах істотних нелінійностей;
4. Високий ступінь паралельності НМ забезпечує високу продуктивність обчислень;
5. Архітектура рівнобіжної обробки дозволяє НМ функціонувати навіть при ушкодженні окремих елементів мережі.

З цього випливає, що нейронні мережі мають великі перспективи в області керування складним технологічним устаткуванням.

Якість обробки на верстатах нерозривно зв'язана з точністю позиціонування робочих органів. Одним з механізмів, що забезпечують точність позиціонування на верстатах з ЧПК є шарикогвинтова пара (ШГП). Тому прогнозування точності її роботи і внесення відповідних виправлень у керування зв'язано з вихідною точністю верстата.

Відомо, про застосування НМ у задачах адаптивного керування різним промисловим устаткуванням. Так пропонується використовувати НМ у системах адаптивного керування для оцінки стану процесу різання за резуль-

татами непрямих вимірів [5]. Ґрунтуючись на висновках зроблених у цій роботі, була почата спроба прогнозування поведінки ШГП з урахуванням мінливості її основних характеристик (жорсткості, тертя, моментів інерції частин, що рухаються.). Вихідні дані для виконання аналізу були отримані по математичній моделі описаної в [6], що у загальному виді виглядає так:

$$q = \frac{1}{a \cdot k^*} \int F(t) e^{-h(t-\tau)} \cdot \sin k^*(t-\tau) dt \quad (1)$$

де q - лінійне переміщення гайки; a - узагальнений момент інерції системи; k^* - частота коливання системи; h - коефіцієнт, що характеризує в'язкість системи; $F(t)$ - момент, що крутить; t - час дії моменту, що крутить.

Спочатку був виконаний вибір архітектури і проведено навчання мережі. Задача вибору архітектури мережі для більшості мереж є неформалізованою. Для розрахунку числа нейронів на схованих рівнях мережі скористалися наступною формулою:

$$\frac{N_y N_p}{1 + \log_2(N_p)} \leq N_w \leq N_y \left(\frac{N_p}{N_x} + 1 \right) \cdot (N_x + N_y + 1) + N_y \quad (2)$$

де N_x - розмірність вхідного сигналу; N_y - розмірність вихідного сигналу; N_p - число елементів навчальної вибірки.

N_p , N_x і N_y визначилися з умови експерименту. Експеримент проводився з допущеннями, що узагальнені коефіцієнти жорсткості й інерції є змінними параметрами і можуть мінятися по нормальному закону розподілу в межах 1%, узагальнений коефіцієнт тертя може мінятися за тим же законом в межах 5%. Зроблено це було для внесення зашумлення в робочий сигнал. Відповідно до математичної моделі були отримані вхідні і вихідні параметри ШГП. Вхідні - час дії моменту і його величина, вихідний параметр - переміщення гайки.

Число елементів навчальної вибірки вийшло:

$$N_p = N_1 \times N_2 \times N_3 \quad (3)$$

де N_1 - число різних значень моменту, що крутить, ($N_1 = 5$); N_2 - різні значення часу підведення моменту ($N_2 = 4$); Число різних значень переміщення гайки (з урахуванням мінливості внутрішніх параметрів ШГП) $N_3 = 25$.

Одержали розмір навчальної вибірки $N_p = 500$, розмірність вхідного і вихідного сигналу $N_x = 2$ і $N_y = 1$. Обчислене по (1) значення мінімального числа нейронів на схованому рівні $N_w = 15$, максимального $N_w = 335$. Була прийнята архітектура мережі з двома схованими шарами з 12 нейронами на першому і 3 нейронами на другому (рис. 1).

У програмі «Mathcad» по математичній моделі були отримані вхідні і вихідні значення навчальної вибірки. Після цього була проведена нормалізація отриманих даних і приведення їх до одного діапазону. Це було зроблено для того, щоб зрівноважити вплив кожного з параметрів на вихідний параметр мережі. Після цього в програмі «Neuro Office» (спеціалізований умовно-безкоштовний пакет по проектуванню і моделюванню роботи НМ) по отри-

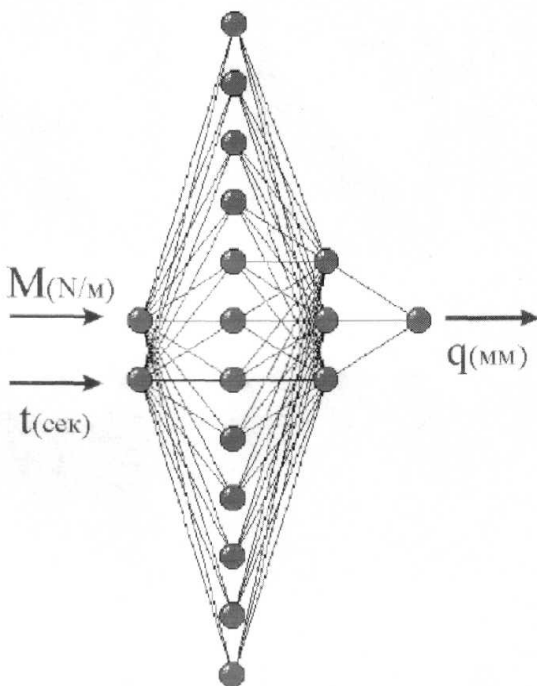


Рис. 1 – Архітектура НМ

маній нормалізованій вибірці було проведене навчання мережі. Навчання проводилося по алгоритму зворотного поширення помилки і зайняло 31 годину на ПК 466 Celeron.

Після цього був проведений контроль похибки роботи мережі в трьох діапазонах значення часу роботи ШГП. Перший - діапазон значень часу дії моменту в який проводилося навчання, другий - до діапазону в який НМ навчалася, третій - величини часу наступні за діапазоном навчання. Для всіх контрольованих діапазонів були обчислені математичні чекання похибки пророкування. При цьому приймалися різні комбінації між значеннями піводимих до ШГП моментів і часу їх дії.

Графіки зміни помилки прогнозування НМ представлені на рис.2.

На цих графіках вісь Y - помилка прогнозування в %, вісь X - елементи

0,525714	1,022857
0,182857	0,731429
0,182857	0,731429
0,08	0,594286
0,182857	0,731429
0,165714	0,491429
-0,074286	0,285714
-0,125714	0,217143
-0,194286	0,165714
-0,16	0,165714
-0,108571	-0,04
-0,365714	-0,297143
-0,4	-0,331429
-0,451429	-0,4
-0,434286	-0,365714
-0,074286	-0,005714
-0,331429	-0,262857
-0,365714	-0,297143
-0,451429	-0,365714
-0,4	-0,314286
0,062857	0,08
-0,194286	-0,16
-0,245714	-0,211429
-0,28	-0,245714

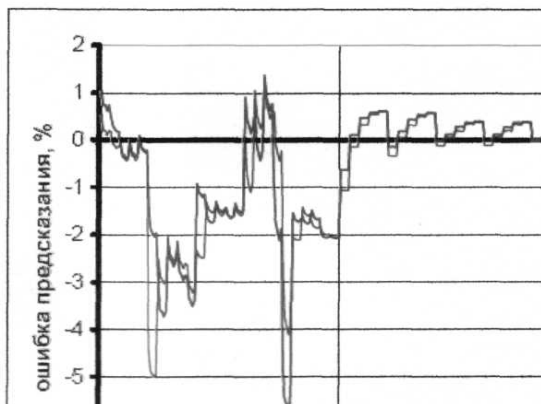


Рис. 2 – Зміна похибки прогнозування НМ від діапазону прогнозування

вибірки. Для контролю похибки прогнозування використовувалися дані отримані з розрахунку по математичній моделі в системі «Mathcad». Вертикальні лінії відзначають контрольовану вибірку по діапазонам зміни часу. Перший - від 0 до 30 сек, другий (у який вироблялося навчання) - від 30 до 240 сек, третій - від 240 до 320 сек. Ряд 1 — значення моментів, що підводяться до гвинта ШГП збігаються з тими, при яких проводилось навчання, ряд 2 - значення моментів, що відрізняються від тих, котрі використовувалися при навчанні.

Неважко бачити, що ліворуч від діапазону навчання мережа характеризується високою нестабільністю, усередині діапазону поступово стабілізується, при видаленні від діапазону навчання величина похибки починає поступово збільшуватися.

Компенсувати ці похибки роботи НМ можна за рахунок самонавчання мережі, тобто при надходженні нових даних мережа буде перенастроювати себе таким чином, щоб звести загальну похибку прогнозування до мінімуму.

Підводячи підсумки, відзначимо, що мережа досить добре працює не тільки в межах навчальної вибірки, але і за її кордонами. Після навчання

мережа з досить високою точністю (максимальна величина похибки -6,5%, середня - 0,45%) пророкувала час дії моменту, що крутить, необхідне для переміщення на задану відстань, незважаючи на внесення зашумлення у вхідний сигнал. Похибки варто віднести на той рахунок, що для економії часу підготовки експерименту був обраний варіант мережі із самим маленьким числом нейронів. До недоліків НМ можна віднести довгий час навчання, але в той же час відзначимо, що довжина навчання ніяк не позначається на швидкості роботи мережі. Для даної мережі час обчислення вихідного сигналу складає 0,371 мсек. Варто також відзначити, що область застосування НМ не обмежується верстатним устаткуванням, а може поширюватися на цілі технологічні комплекси, що включають у себе устаткування різного характеру.

Таким чином, показана перспективність застосування нейронних мереж при моделюванні систем керування металорізальних верстатів. Дослідження нейронної моделі шарикогвинтової пари дозволила оцінити вплив вибору архітектури і тривалості навчання мережі на похибку прогнозування динаміки шарикогвинтової передачі привода подачі верстата з ЧПК.

Висновки

Нейромережеве керування вільне від обмежень на лінійність системи, ефективно в умовах шумів і після закінчення навчання забезпечує керування в реальному масштабі часу. Нейромережеві СК більш гнучко налаштовуються на реальні умови, утворені моделі цілком адекватні поставленій задачі, не зберігаючи обмежень, зв'язаних з побудовою формальних систем. Крім того, нейромережеві СК не тільки реалізують стандартні адаптивні методи керування, але і пропонують свої алгоритмічні підходи до ряду задач, рішення яких викликає труднощі внаслідок неформалізованості. Так, з'являється можливість обробки в рамках однієї моделі даних однієї природи — для НМ важлива лише їх корреляційність.

Таким чином, майбутнє інтелектуального керування лежить у сполученні традиційного керування з потенційними можливостями і перспективами використання систем, заснованих на використанні штучних НМ.

Список літератури: 1 *Галушкин А.И.* Теория нейронных сетей. – М.: ИПРЖР, 2000. – 348с.; 2 *Галушкин А.И.* Нейрокомпьютеры: Учеб. Пособие для вузов. – М.: ИПРЖР, 2000. – 528с.; 3 *Колмогоров А.Н.* О представлении непрерывных функций нескольких переменных суперпозициями непрерывных функций меньшего числа переменных. // Докл. АН СССР, 1956. – Т.108. – С. 2 – 5.; 4 *Арнольд В.И.* // Докл. АН СССР, 1957. – Т.114. – С. 14 – 18.; 5 *Кабалдин Ю.Г., Биленко С.В., Шпилев А.М.* Применение нейросетевых моделей процесса резания в системах адаптивного управления // СТИН. – 2002. – №3. – С. 3 – 7.; 6 *Шаламов А.В., Маззин П.Г.* Разработка динамической модели шариковинтовой пары // Известия Челябинского научного центра УрО РАН. – 2002. – №4. – С. 93 – 97. http://www.sci.urf.ac.ru/news/2002_4/.

Надійшла до редколегії 20.04.10