

МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПАРАМЕТРІВ ЗАСОБАМИ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Виконано аналіз методів параметричного моделювання при розв'язанні задач технологічної підготовки виробництва. Пропонується в задачах моделювання та прогнозування технологічних параметрів використовувати штучні нейронні мережі. Наведено приклади застосування пакету Matlab, системи NeuroSolutions та створеної системи моделювання для прогнозування технологічних параметрів, що вказують на ефективність та доцільність використання штучних нейронних мереж при розв'язанні технологічних задач.

Выполнен анализ методов параметрического моделирования при решении задач технологической подготовки производства. Предлагается в задачах моделирования и прогнозирования технологических параметров использовать искусственные нейронные сети. Приведены примеры применения пакета Matlab, системы NeuroSolutions и созданной системы моделирования, для прогнозирования технологических параметров, которые указывают на эффективность и целесообразность использования искусственных нейронных сетей при решении технологических задач.

The analysis of methods of self-reactance design is executed at the decision of tasks of technological preproduction. It is suggested in the tasks of design and prognostication of technological parameters to utilize artificial neuron networks. The examples of application of package of Matlab, system NeuroSolutions and created system of design, are resulted for prognostication of technological parameters which specify on efficiency and expedience of the use of artificial neuron networks at the decision of technological tasks.

Технологічна підготовка приладо- та машинобудівного виробництва характеризується розв'язанням значним різноманіттям складних задач, що вимагають математичного моделювання та прогнозування технологічних параметрів.

При математичному моделюванню технологічних параметрів побудова математичної моделі складного об'єкта можлива на основі застосування методів його декомпозиції на складові взаємопов'язані елементи та отримання математичних моделей цих складових частин. Це дозволяє значно спростити отримання адекватної математичної моделі досліджуваного процесу, а в деяких випадках це є єдиною можливим варіантом вирішення поставленої задачі [1].

Аналіз та порівняльна оцінка застосовуваних методів математичного моделювання, які використовуються при вирішенні технологічних задач, показав, що чисельні методи інтерполяції дозволяють отримати якісні математичні залежності вихідного параметра від однієї змінної, при цьому найкраще наближення до реальної функції дають сплайн-функції.

Методи апроксимації функцій за методом найменших квадратів є ефективним засобом отримання простих математичних залежностей вихідного параметра від однієї або кількох вхідних змінних за відомим видом її струк-

тури, тобто при вирішенні задач ідентифікації. Метод найменших квадратів слід використовувати в якості допоміжних (внутрішніх) процедур при вирішенні завдань багатомірною математичною моделювання.

Найбільш часто для отримання багатомірних математичних моделей технологічних параметрів застосовують статистичні методи. Планування експериментів та обробка їх результатів методом регресійного аналізу дозволяє досить просто отримати лінійну математичну залежність, а в деяких випадках – нелінійну модель. Але це вимагає значних експериментальних досліджень і, відповідно, значних витрат коштів і часу. Значно зменшити кількість експериментів і, відповідно, витрати часу і коштів при їх реалізації можна шляхом застосування методів теорії подібності та аналізу розмірностей.

Новим, ефективним методом отримання математичних моделей є нечіткий метод групового врахування аргументів (МГВА), який має всі переваги класичного МГВА і разом з тим позбавлений його недоліку – він дозволяє отримати значення прогнозованих вихідних параметрів не в окремій точці, а в певному довірчому інтервалі [2].

В останні десятиліття бурхливо розвивається нова прикладна область математики, що спеціалізується на штучних нейронних мережах (ШНМ). Актуальність досліджень в цьому напрямку підтверджується розмаїттям різних застосувань ШНМ. Це автоматизація процесів розпізнавання образів, адаптивне управління, апроксимація, прогнозування, створення експертних систем, організація асоціативної пам'яті і багато інших можливостей використання.

Широке коло задач, що вирішуються ШНМ, не дозволяє в даний час створювати універсальні, могутні мережі, змушуючи розробляти спеціалізовані ШНМ, що функціонують за різними алгоритмами.

Метою роботи є обґрунтування доцільності та визначення ефективності використання штучних нейронних мереж при параметричному моделюванні, розроблення методики цього моделювання, створення відповідних алгоритмів та програм, а також практична апробація методик нейромережевого моделювання при розв'язанні технологічних задач.

Основний матеріал досліджень. Моделі ШНМ можуть бути програмного і апаратного виконання. В роботі розглядається програмна реалізація нейронних мереж.

Найбільш доцільним є використання ШНМ в задачах технологічної підготовки виробництва з метою прогнозування та моделювання параметрів, класифікації, групування та розпізнавання образів тощо [3].

Виконано аналіз пакетів програм, що реалізують штучні нейронні мережі. Він показав, що значну гнучкість та функціональність має пакет MatLab. Завдяки достатньо широкому набору архітектур ШНМ та видів їх навчання він дозволяє як будувати нейронні мережі з довільною архітектурою, так і використовувати широкий спектр цих архітектур, що представлені функціями програмного пакету, та встановлювати метод їх навчання, які дають можливість вирішувати широке коло задач.

З метою визначення ефективності використання ШНМ, що створені засобами модуля Neural Network Toolbox пакету MatLab для прогнозування технологічних параметрів, проведено експериментальні дослідження процесу токарної обробки сталі 20 прохідним різцем із вольфрамового твердого сплаву ВК8. При проведенні експерименту оброблювались заготовки діаметром від 22,2 до 26,6 мм, з глибиною різання t , що варіювалась в межах від 0,25 до 0,5 мм. Частота обертання деталі n змінювалась в межах від 400 до 630 об/хв, а подача s – в межах 0,07–0,225 мм/об. При цьому вимірювали складові сили різання P_x , P_y , P_z та шорсткість обробленої поверхні.

Для розв'язання задачі прогнозування параметрів процесу токарної обробки за даними вибрана штучна нейронна мережа прямого розповсюдження. Навчання ШНМ здійснювалося згідно з алгоритмом зворотного розповсюдження похибки Левенберга-Марквардта. Для цієї мережі та алгоритмів навчання створені програми прогнозування вихідних параметрів процесу точіння.

В якості прикладу, який демонструє роботу ШНМ, визначали шорсткість обробленої поверхні й порівнювали отримані значення з експериментальними даними, значення яких наведено в таблиці 1.

Таблиця 1 – Порівняльні значення шорсткості обробленої поверхні, що отримані експериментальним шляхом та за допомогою налаштованих нейронних мереж.

№ досліду	Швидкість різання V , м/хв	Подача s , мм/хв	Глибина різання t , мм	Час обробки τ , хв	Експериментальні значення шорсткості R_z	Прогнозовані значення шорсткості R_z
1	52,6	45	0,35	3,38	10	11,3
2	50,44	90	0,5	5,06	22	20,5
3	39,25	90	0,25	6,74	30	34,2
4	38,3	55	0,4	9,56	20	18,7

Порівняння значень прогнозування шорсткості обробленої поверхні за допомогою налаштованої штучної нейронної мережі та відповідних експериментальних даних показало, що похибка прогнозування знаходиться в межах 7–15%.

Програмний пакет MatLab також дозволяє реалізувати власні алгоритми навчання нейронних мереж. Це дає можливість задовольнити особливості розв'язання будь-якої задачі, але потребує досконалих знань математичних алгоритмів навчання та внутрішньої мови пакету MatLab.

Окрім пакету MatLab, серед стандартних програмних систем створення, навчання та використання наявних нейронних мереж для прогнозування, моделювання, класифікації, групування та розпізнавання образів треба виділити

систему NeuroSolutions, що має широкий набір різноманітних структур штучних нейронних мереж, надає рекомендації з їх використання, має зручний інтерфейс користувача та дозволяє отримати текст програми на одній із мов програмування, що реалізує налаштувану штучну нейронну мережу.

Система увірнула в собі найкращі досягнення в області використання штучних нейронних мереж. Графічний інтерфейс користувача системи забезпечує досить потужне та гнучке середовище для створення та реалізації ШНМ. Його інтуїтивність перевищує інтерфейси інших подібних систем, а також він надає можливість швидко та легко будувати різноманітні ШНМ.

Як приклад використання системи NeuroSolutions для прогнозування складових сил різання процесу обробки матеріалів різанням використано експериментальні дані, що отримані при токарній обробці заготовки із сталі 40Х різцями з твердосплавною пластиною ВК8 з різними видами покриття різальної крайки (без покриття, з дискретним покриттям TiN, з суцільним покриттям TiN, з суцільним покриттям TiAlN, з дискретним покриттям TiAlN та з дискретним покриттям TiC).

Згідно з методикою використання системи NeuroSolutions спочатку задаються дані для роботи нейронної мережі – матриця вхідних даних мережі та стовпчики вихідної інформації. Після цього вся сукупність дослідів поділяється на три частини: дані для тренування мережі, дані для відновлення та дані для тестування. На основі введених даних вибирається штучна нейронна мережа із множини наявних в системі, яка найбільш точно моделює досліджуваний процес.

Для отриманих експериментальних даних найбільш ефективною для прогнозування визначена штучна нейронна мережа моделі RBF, яка реалізує нелінійні ШНМ та містить єдиний (окремий) прихований шар обробки елементів. Цей шар використовує гаусовські активувальні функції, а не звичайні сигмоїдні. Ці мережі мають тенденцію навчатися набагато швидше, ніж інші подібні мережі. Загальний вигляд мережі наведено на рис. 1.

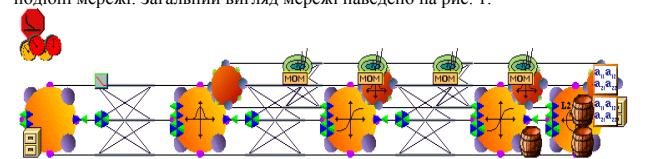


Рисунок 1 – Схема штучної нейронної мережі моделі RBF, що моделює досліджуваний процес.

В таблиці 2 наведено порівняльні значення складових сил різання експериментальних та прогнозованих, що отримані за допомогою налаштованої мережі. Аналіз отриманих результатів показує, що розходження реальних та прогнозованих значень не перевищує 8%.

Система NeuroSolutions дозволяє отримати текст програми на одній із алгоритмічних мов (наприклад, C++), що моделює досліджуваний процес за допомогою налаштованої штучної мережі.

Нараді з пакетом MatLab та системою NeuroSolutions, що реалізують штучні нейронні мережі, створена система нейромережевого моделювання, яка представлена на мові Delphi 7. При створенні цієї системи використано безкоштовний компонент NeuralBase та бібліотека компонентів, що призначена для програмної реалізації нейронних мереж. В середовищі програмування Delphi виконано опис та розміщення компонентів, після чого здійснено компіляцію коду [4].

Таблиця 2 – Порівняльні значення вихідних величин, що отримані в результаті проведеного експерименту, та їх прогнозовані значення.

№ досліду	Експериментальні значення			Прогнозовані значення		
	P_x, H	P_y, H	P_z, H	P_x, H	P_y, H	P_z, H
1	183,9	136,7	151,3	186,6	144,1	156,9
2	262,6	280,9	145,7	255,2	283,6	141,2
3	1023,2	432,4	375,9	1011,5	437,9	368,7
4	101,8	81,3	67,3	98,3	85,7	62,4
5	223,7	251,3	131,7	219,1	257,4	136,2
6	246,4	70,2	205,5	240,3	66,8	211,6
7	166,0	133,0	128,1	161,7	138,8	123,5
8	211,0	299,3	96,5	218,6	291,1	100,2
9	823,1	291,9	111,6	813,6	284,8	103,0
10	89,1	85,0	136,7	94,4	82,3	129,9
11	119,3	81,3	205,5	121,5	86,7	211,6
12	95,2	177,4	145,2	93,9	174,0	152,6
13	71,6	73,9	113,6	77,2	78,1	120,3
14	66,8	70,2	119,6	71,4	77,8	113,2
15	38,9	33,3	140,7	41,2	35,7	144,8
16	71,2	129,3	127,1	66,5	137,2	123,6
17	58,1	118,3	78,9	53,6	122,9	82,0
18	327,2	85,0	93,0	318,4	82,6	97,3

На рис. 2 наведено інтерфейсні вікна системи моделювання, що реалізує штучні нейронні мережі. Тут на рис.2а надано вікно вибору джерела початкових даних для навчання штучної нейронної мережі, на рис. 2б – вікно вибору файлу, де записано початковий масив, на рис. 2в – вікно вибору вхідних та вихідних параметрів для навчання мережі, на рис.2г – вікно завдання параметрів штучної нейронної мережі, на рис. 2д – вікно з результатами навчання мережі, на рис. 2д – вікно введення початкових даних для прогнозування технологічних параметрів за допомогою налаштованої нейронної мережі.

Перевірка якості прогнозування технологічних параметрів за допомогою запропонованої системи моделювання проведено експериментальні дослідження процесу токарної обробки заготовки $d = 36$ мм із сталі 3 ГОСТ 380-88 різцем з твердосплавною пластиною T15K6, різальна крайка якої мала такі значення: задній кут $\alpha = 10^\circ$; передній кут $\gamma = 10^\circ$; головний кут в плані $\phi = 45^\circ$; допоміжний кут в плані $\phi_1 = 45^\circ$. В процесі проведення експериментів швидкість різання V варіювалась в діапазоні від 30 до 128 м/хв. Подача s змінювалась в діапазоні від 0,11 до 0,44 мм/об. Глибина різання t була сталою і становила 1 мм. В ході експериментальних досліджень вимірювалась шорсткість обробленої поверхні Ra профілометром Mahr PS1.

Для моделювання процесу токарної обробки ШНМ представлена багатошаровим перцептронном з трьома прихованими шарами та трьома вхідними нейронами – сенсорами. При цьому перший прихований шар налічував шістьнадцять нейронів, другий – вісім, третій – чотири.

В таблиці 4 наведено порівняльні значення шорсткості обробленої поверхні, що отримані в результаті проведених експериментальних досліджень та прогнозування за допомогою налаштованої ШНМ.

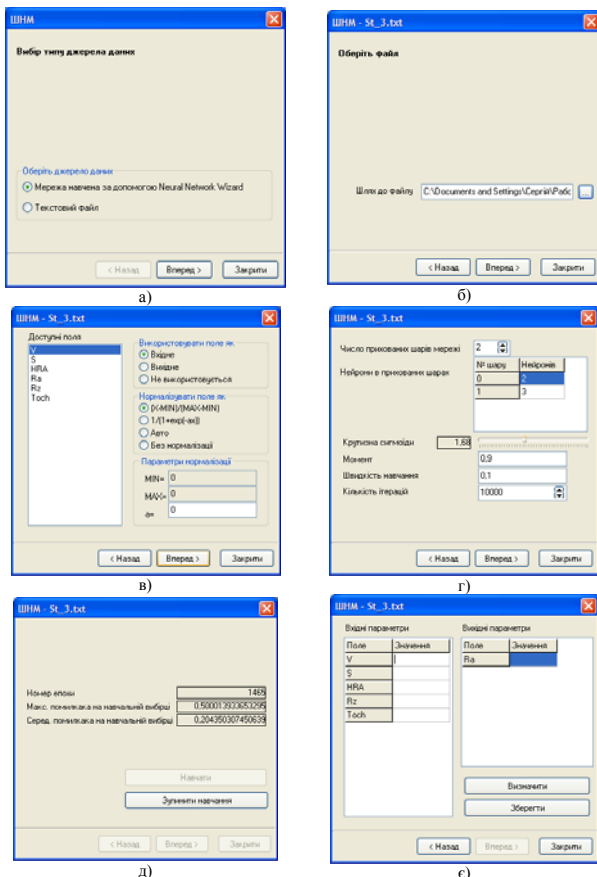
Таблиця 4 – Порівняльні значення шорсткості обробленої поверхні, що отримані в ході експериментальних досліджень та прогнозування за допомогою налаштованої ШНМ.

п/п	V, м/хв	s, мм/об	Ra (експер.), мкм	Ra (прогн.), мкм	Похибка, %
1	30	0,44	21,52	20,798	4
2	60	0,36	8,3	8,688	4,5
3	96	0,22	5,081	4,859	4,4
4	120	0,11	1,846	1,923	4,1

В [5] наведено особливості та інші приклади використання штучних нейронних мереж для розв'язання технологічних задач.

Висновки і перспективи розвитку. Створені алгоритм і програми навчання та тренування нейронних мереж за допомогою пакету MatLab дозволяють ефективно розв'язати задачі прогнозування технологічних параметрів і класифікації технологічних об'єктів за результатами фізичного експерименту.

Аналіз експериментальних даних показав, що для прогнозування технологічних параметрів є ефективним використання мереж прямого розповсюдження з алгоритмами навчання зворотного розповсюдження, зокрема алгоритму Левенберга-Маркардта, а для класифікації – доцільно використовувати імовірнісні ШНМ. Ці мережі показали кращу збіжність при порівнянні їх з іншими архітектурами мереж та методами навчання.



Рисунки 2 – Інтерфейсні вікна системи моделювання

Наведені приклади використання системи NeuroSolutions для моделювання досліджуваного процесу, прогнозування технологічних параметрів та розв'язання інших задач дозволяє вибрати найбільш ефективну структуру нейронної мережі та встановити параметри її навчання з метою отримання необхідних результатів з заданою точністю, а також отримати текст програми, яка моделює роботу досліджуваного процесу за допомогою налаштованої ШНМ.

Обробка експериментальних даних за допомогою розроблених програм дозволила налаштувати мережі на прогнозування таких параметрів обробки деталей, як шорсткість обробленої деталі, складові сили різання, розмірний знос інструменту, а також на класифікацію матеріалів за їх хімічним складом. Отримані результати дають можливість зробити висновки щодо доцільності використання ШНМ для прогнозування та класифікації технологічних параметрів.

Сумісне використання методів штучних нейронних мереж та економіко-статистичних методів дозволяє організувати комп'ютерний експеримент, який дає можливість в значній мірі зменшити матеріальні, енергетичні та часові витрати при проведенні експериментальних досліджень, реалізувати сучасні інформаційні технології в технологічній підготовці виробництва та є необхідною умовою впровадження CALS – технологій в приладо- та машинобудуванні.

Список використаної літератури: 1. Антонок В.С., Вислоух С.П. Информационные технологии при технологической подготовке производства // Процеси механічної обробки в машинобудуванні. – Випуск № 6. – 2009. – С. 3–16. 2. Вислоух С.П., Катрук О.В. Моделирование технологических параметров нечётким методом группового взвешивания аргументов // Вісник Хмельницького національного університету / Технічні науки. – Хмельницький, 2007. – № 1 (89). – С. 169–172. 3. Вислоух С.П. Нейросетевое моделирование технологических параметров процесса резания // Резание и инструмент в технологических системах: Межд. научн.-техн. сборник. – Харьков: НТУ «ХПИ», 2005 – Вып. 68. – С. 109–116. 4. Савайок С.П., Вислоух С.П. Штучні нейронні мережі в системах технологічної підготовки виробництва // Матеріали X міжнародної науково-технічної конференції «Фізичні процеси та поля технічних і біологічних об'єктів». – Кременчук: КрНУ ім. М.Остроградського, 2011. – С.157-158. 5. Вислоух С.П. Информационные технологии в задачах технологической подготовки приладо- та машинобудівного виробництва: Монографія / С.П. Вислоух. – К.: НТУУ „КПІ”, 2011. – 480 с.

Поступила в редакцію 18.05.2012