

6. *Alba M.* Investigations about the accuracy of target measurement for deformation monitoring / Alba M., Roncoroni F., Scaioni M. // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. – Vol. XXXVII. Part B5. – Beijing, 2008. – P. 1053–1059.

7. *Bae K.* On-site self-calibration using planar features for terrestrial laser scanners / K. Bae, D. Lichti // The international Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences 36 (Part 3/W52). – Espoo, Finland, 2007. – P. 14–19.

8. *Block-to-Point Fine Registration in Terrestrial Laser Scanning* [Електронний ресурс] / J. Wang // REMOTE SENSING. – 2013. – № 5. – P. 6237–6921. – Режим доступу : <http://www.mdpi.com/2072-4292/5/12/6921>.

9. *Chow J.* In-situ Self-calibration of Terrestrial Laser Scanners and Deformation Analysis Using Both Signalized Targets and Intersection of Planes for Indoor Applications / Jacky C. K. Chow, William F. Teskey and J.W. (Bill) Lovse // 14th FIG Symposium on Deformation Measurements and Analysis, 5th IAG Symposium on Geodesy for Geotechnical and Structural Engineering, and 2nd International Workshop on Spatial Information Technologies for Monitoring the Deformation of Large-Scale Man-Made Linear Features Hong Kong, China, November 2–4, 2011. – Hong Kong, 2011. – P. 2–16.

10. *Lichti D.* Experiences with terrestrial laser scanner modelling and accuracy assessment / D. D. Lichti, M. G. Licht // The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences 36 (Part 5). – Newcastle upon Tyne, 2006. – P. 155–160.

11. *Rabbani T.* An integrated approach for modelling and global registration of point clouds / T. Rabbani, S. Dijkman, F. van den Heuvel, G. Vosselman // Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. – ELSEVIER B.V., 2007. – № 61 (6). – P. 355–370.

12. *Reshetyuk Y.* Self-calibration and direct georeferencing in terrestrial laser scanning: Doctoral thesis in Infrastructure / Y. Reshetyuk, Geodesy. Royal Institute of Technology (KTH), Department of Transport and Economics, Division of Geodesy, Sweden, Stockholm, January 2009. – Stockholm, 2009. – 173 p.

13. *Schultz T.* Calibration of a Terrestrial Laser Scanner for Engineering Geodesy: Dissertation for the degree of Doctor of Sciences / T. Schultz. ETH Zurich. – Zurich, 2007. – 172 p.

УДК 658.512.4:519.237

А.В. Топал, магістрант

О.А. Сергієнко, магістрант

С.П. Вислоух, канд. техн. наук

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут», м. Київ, Україна

ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧ ТЕХНОЛОГІЧНОЇ ПІДГОТОВКИ ВИРОБНИЦТВА ЗАСОБАМИ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

А.В. Топал, магістрант

А.А. Сергиенко, магістрант

С.П. Вислоух, канд. техн. наук

Национальный технический университет Украины «Киевский политехнический институт», г. Киев, Украина

РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОЙ ПОДГОТОВКИ ПРОИЗВОДСТВА СРЕДСТВАМИ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Artur Topal, Master's Degree student

Oleksandr Serhiienko, Master's Degree student

Serhii Vysloukh, PhD in Technical Sciences

National Technical University of Ukraine "Kyiv Polytechnic Institute", Kyiv, Ukraine

SOLVING PROBLEMS OF TECHNOLOGICAL PREPRODUCTION BY METHODS OF NEURAL NETWORKS

Розглянуто метод використання засобів штучних нейронних мереж при автоматизації процесу технологічної підготовки виробництва. Розроблено алгоритм та методіку використання цього методу під час вирішення задач такого типу, а також програму, що реалізує цей метод. Виконано апробацію розроблених програм при вирішенні задач прогнозування технологічних параметрів оброблення матеріалу та перевірено правильність розрахунків за

допомогою стандартного пакета *Neural Network Wizard*. Доведено, що використання цього програмного засобу на виробництві дозволяє значно підвищити ефективність при збереженні оптимальної точності розрахунків.

Ключові слова: технологічна підготовка виробництва, штучні нейронні мережі, програмне забезпечення.

*Рассмотрено метод использования средств искусственных нейронных сетей при автоматизации процесса технологической подготовки производства. Разработан алгоритм и методика использования данного метода при решении задач такого типа, а также приложение, реализующее данный метод. Проведена апробация разработанных программ при решении задач прогнозирования технологических параметров обработки материала, и проверена верность расчетов с помощью стандартного пакета *Neural Network Wizard*. Доказано, что использование данного программного средства на производстве позволяет значительно повысить эффективность при сохранении оптимальной точности расчетов.*

Ключевые слова: технологическая подготовка производства, искусственные нейронные сети, программное обеспечение.

*The method of use of neural networks in the automation of the process of technological preparation of production was reviewed. The algorithm and method of use of this method for solving problems of this type was developed, as well as an application that implements the method. The approbation of the developed programs for solving problems of forecasting of technological parameters of material processing was done, and the correctness of the calculations was checked by using the standard package *Neural Network Wizard*. It is proved that the use of software tools in production can significantly improve the efficiency while maintaining optimum accuracy of calculations.*

Key words: technological preparation of production, neural networks, software.

Постановка проблеми. Сучасне приладобудування вимагає постійного підвищення якості та скорочення строків технологічної підготовки виробництва та безпосередньо виробів, які будуть конкурентоспроможними на світовому ринку. Це важко реалізувати на використовуваний нині інформаційно-методологічній базі без застосування сучасних науково обґрунтованих методів оброблення технологічної інформації.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Інтелектуальні системи на основі штучних нейронних мереж (ШНМ) дозволяють з успіхом вирішувати проблеми розпізнавання образів, виконання прогнозів, оптимізації, асоціативної пам'яті і керування. Традиційні підходи до вирішення цих проблем не завжди надають необхідної гнучкості і багато застосувань виграють від використання нейромереж.

На сьогодні штучні нейронні мережі досить широко застосовуються у різноманітних галузях науки, в тому числі й у приладо- та машинобудуванні при вирішенні різноманітної складності (моделювання та оптимізація, прогнозування, проектування автоматизованих систем керування, класифікації, діагностування та контролю якості, створення довідників тощо) задач [1–4].

Виділення не вирішених раніше частин загальної проблеми. Використання штучних нейронних мереж для вирішення задач конструкторської та технологічної підготовки виробництва є одним з перспективних напрямків розвитку приладо- та машинобудівної галузі науки. Штучні нейронні мережі на сьогодні є досить потужним інструментом, з використанням якого можна вирішити задачі, що постають перед проектувальником у процесі проведення технологічної підготовки виробництва, а саме прогнозування параметрів оброблення матеріалу для отримання необхідних параметрів поверхонь готового виробу, вибору оптимального матеріалу різального інструменту, класифікації матеріалів тощо.

За допомогою підсистеми, створеної на основі цього методу, можна значно скоротити час вирішення завдань технологічної підготовки виробництва за рахунок автоматизації вирішення певних етапів проектування та раціонального планування матеріальних витрат, а також підвищити якість отриманої продукції.

Головною метою цієї роботи є перевірка можливості використання засобів штучних нейронних мереж під час розв'язання задач технологічної підготовки виробництва. Поставлена задача розроблення методології та програмного забезпечення, які дали б змогу виконувати розрахунки, пов'язані з технологічною підготовкою виробництва, а також апробації цього програмного забезпечення під час вирішення конкретних задач технологічної підготовки виробництва.

Нині існує багато стандартних програмних засобів, які дають змогу розробити та навчити штучну нейронну мережу, яка була б здатна вирішити всі поставлені задачі,

як-то Neural Network Wizard, NeuroSolutions, Matlab Neuro тощо. Проте використання таких методів не завжди є доцільним, оскільки, зазвичай, вони дуже складні у використанні, потребують специфічних навичок від користувача, а результат їх виконання не можна інтегрувати в інші програми.

З метою вирішення цієї проблеми було поставлено завдання розроблення простого у використанні програмного засобу, який міг би повною мірою вирішувати повний спектр поставлених проблем.

Виклад основного матеріалу. Сьогодні існує велика кількість різноманітних схем навчання штучних нейронних мереж. Вибір штучної нейронної мережі виконується на основі аналізу задач, які мережа повинна вирішувати. Порівняльна характеристика декількох найбільш широко вживаних методів навчання ШНМ наведено в табл. 1.

Таблиця 1

Порівняльна характеристика методів навчання штучних нейронних мереж

№ п/п	Метод	Переваги	Недоліки
1	Мережа зустрічного поширення	Простота мережі дає можливість витягати статистичні властивості з множини вхідних сигналів	Не дає можливості будувати точні апроксимації (точні відображення), слабкий теоретичний базис модифікацій мережі зустрічного поширення
2	Імовірнісна нейронна мережа	Простота навчання мережі	Великий розмір, оскільки вона фактично вміщує в собі всі навчальні дані, потребує багато пам'яті і може повільно працювати
3	Мережа Хопфілда	Простота навчання мережі	Існує проблема обмеженості можливостей мережі, крім того, якщо два образи А і Б сильно схожі, вони, можливо, будуть викликати у мережі перехресні асоціації
4	Машина Больцмана	Алгоритм дає можливість мережі вибиратися з локальних мінімумів адаптивного рельєфу простору станів	Відносна повільність алгоритму навчання
5	Мережа зі зворотним поширенням похибки	Достатньо висока ефективність, легка реалізація, висока ступінь загальності	Можливість паралічу мережі, потрапляння мережі в локальний мінімум

Зважаючи на наведені переваги та недоліки цих методів для подальшого проведення досліджень було обрано метод зворотного поширення похибки, оскільки саме цей метод дозволяє вирішувати всі поставлені перед проектувальником завдання повною мірою без застосування додаткових засобів.

Згідно з методикою навчання штучної нейронної мережі спочатку задаються дані для роботи нейронної мережі – матриця вхідних даних мережі та стовпчики вихідної інформації. Після цього вся сукупність дослідів поділяється на дві частини: дані для тренування мережі, дані для тестування. На основі введених даних відбувається побудова штучної нейронної мережі, визначення вагових коефіцієнтів їх та корегування. Після того, як значення похибки досягне прийняттого рівня, систему можна використовувати. Результатом роботи системи є матриця ваг та зміщень, яку в подальшому можна використовувати під час розв'язання задач класифікації та прогнозування.

Програма написана на мові програмування C++, проста у використанні, має низькі системні вимоги, може використовуватись автономно або у складі автоматизованої системи оброблення технологічної інформації та автоматизованого проектування.

Алгоритм методики використання штучної нейронної мережі наведено на рис.

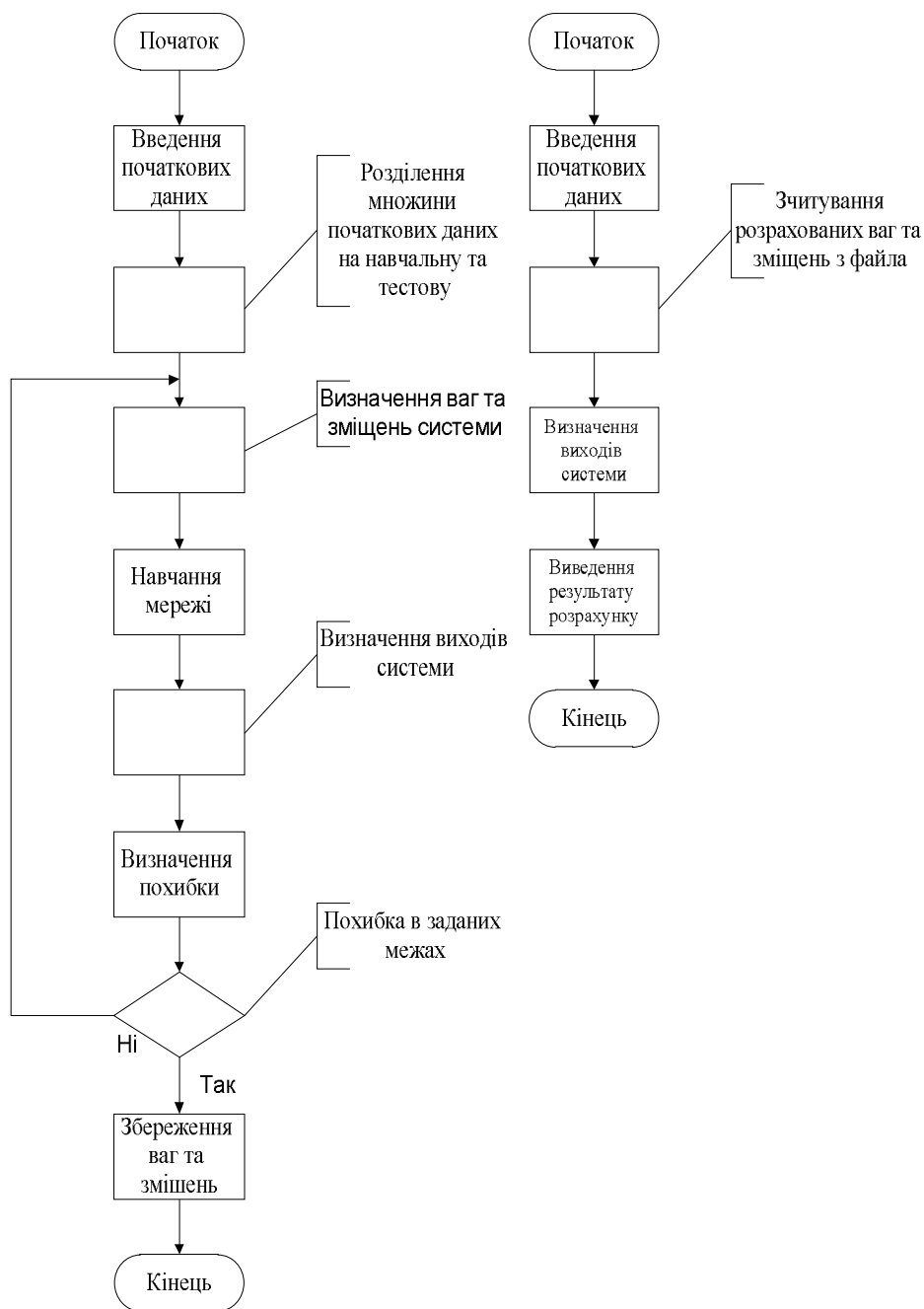


Рис. Алгоритм методики використання штучної нейронної мережі

Для перевірки якості прогнозування технологічних параметрів за допомогою запропонованої системи моделювання проведено експериментальні дослідження процесу оброблення заготовки зі сталі жаростійкої 10X11H20T3P (хім. склад $C < 0,1\%$; $Si \leq 1,0\%$; $Mn \leq 1,0\%$; $Cr = 11,0\%$; $Ni = 20,0\%$; $Ti = 3,0\%$; $Al \leq 0,8\%$; $S \leq 0,02\%$; $P \leq 0,025\%$) торцевими фрезами зі швидкорізальної сталі P6M5K5. Входами є: діаметр фрези, глибина різання, ширина фрезерування, подача та швидкість оброблення. Виходом системи є потужність верстата.

Для моделювання процесу фрезерування ШНМ представлена багатошаровим перцептроном з одним прихованим шаром та п'ятьма вхідними нейронами – сенсорами. При цьому прихований шар налічував десять нейронів. У табл. 2 наведено порівняльні значення потужності обробки, що отримані в результаті проведених експериментальних досліджень та прогнозування за допомогою налаштованої ШНМ.

Таблиця 2

Порівняльні значення потужності, що отримані у ході експериментальних досліджень та прогнозування за допомогою побудованої ШНМ

№ п/п	Діаметр фрези, мм	Глибина різання, мм	Ширина фрезерування, мм	Подача, мм	Швидкість різання, мм	Значення потужності, отримане в результаті експерименту, кВт	Значення потужності, отримане в результаті прогнозування за допомогою ШНМ, кВт
1	80	2	55	70	36	0,7	0,75
2	125	3	85	100	24	2,30	2,4
3	160	1	100	175	24	1,73	1,81
4	200	3	120	110	19	3,1	3,16

Аналіз отриманих результатів показує, що розходження реальних та прогнозованих значень не перевищує 10 %.

Таким чином, можна стверджувати, що штучні нейронні мережі – це унікальний інструмент, що дозволяє вирішувати задачі дуже широкого кола. І хоча для їх вирішення існують ефективні математичні методи рішення та, незважаючи на те, що нейронні мережі програють спеціалізованим методам для конкретних завдань завдяки універсальності і перспективності для вирішення глобальних завдань, наприклад, побудови та моделювання процесу мислення, вони є важливим напрямом дослідження, що вимагає ретельного вивчення.

Висновки і пропозиції. На основі проведених досліджень розроблені методика й алгоритм навчання та тренування штучних нейронних мереж дозволяють ефективно розв'язувати задачі прогнозування та класифікації. На основі методики й алгоритму створено підсистему та проведено її апробацію.

Використання цієї підсистеми є ефективним і дає можливість зменшити витрати енергії, матеріалу та часу на проведення експериментальних досліджень.

Така підсистема може з успіхом використовуватись під час вирішення повного комплексу задач технологічної підготовки виробництва, а саме прогнозування параметрів поверхонь деталей, класифікації конструкційних матеріалів, виборі оптимального матеріалу ріжучого інструменту, виходячи з пари «заготовка – інструмент» тощо.

Список використаних джерел

1. *Выслоух С. П.* Нейросетевое моделирование технологических параметров процесса резания / С. П. Выслоух // Резание и инструмент в технологических системах : Межд. научн.-техн. сборник. – Х. : НТУ «ХПИ», 2005. – Вып. 68. – С. 109–116.
2. *Аверченков В. И.* Автоматизация процедур кластеризации технических объектов на основе использования самоорганизующейся нейронной сети / В. И. Аверченков, В. Л. Жога // Вестник компьютерных и информационных технологий. – 2005. – № 6 (12). – С. 2–7.
3. *Шаламов А. В.* Нейронные сети как новый подход к управлению технологическим оборудованием / А. В. Шаламов, П. Г. Мазеин // Известия Челябинского научного центра. – 2003. – Вып. 1 (18). – С. 60–64.
4. *Рязанов Д. Ю.* Принципы управления токарной обработкой на основе нейронных сетей с целью повышения точности / Д. Ю. Рязанов // Горный информационно-аналитический бюллетень : научно-технический журнал. – 2011. – Вып. № S4-6. – С. 36–39.