

УДК 621.9.06-529-8

О.В. Литвин, І.Р. Ящук, С.Б. Паньков

Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Україна

**АНАЛІЗ ПЕРЕДУМОВ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ПРИ СИНТЕЗІ
КОНСТРУКЦІЙ В МАШИНОБУДУВАННІ**

В статті проаналізовано сучасний стан застосування методів і правил пошуку рішення інженерних задач. Проаналізовані евристичні, алгоритмічні та комбіновані методи стосовно їх використання при вирішенні задач машинобудування. Зроблено висновок, що кожний метод ретельно підбирається перед поставленою задачею. Проте з розвитком технологій, пошук ефективніших методів генерування нових рішень постає досить актуальним і сьогодні. Тому використання машинного навчання в задачах технічної творчості дозволить внести в технічні рішення алгоритмічні розрахунки з елементами, притаманними інженеру, складових інтуїції та досвіду, які нерідко стають головними, визначальними факторами успішності розв'язання задач багатоваріантного процесу проектування. Сформульована можливість використання нейронних мереж при пошуку нових технічних рішень. Розроблено передумови алгоритмізації креативного підходу на основі класичних методів пошуку технічних рішень з використанням нейронних мереж. Досліджено сфери застосування й принцип роботи штучних нейронів, а також архітектуру та методи навчання нейронних мереж. Дані дослідження та аналіз дозволять в подальшому уникнути проблем при застосуванні нейронних мереж в нетипових задачах, пов'язаних з особливостями їх навчання та функціонування при проектуванні конструкцій в машинобудуванні.

Ключові слова: синтез, пошук, дослідження, метод, машинобудування, технічне рішення, нейронна мережа, штучний нейрон.

А.В. Литвин, И.Р. Ящук, С.Б. Паньков

Национальный технический университет Украины

«Киевский политехнический институт имени Игоря Сикорского», Украина

**АНАЛИЗ ПРЕДПОСЫЛКИ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРИ СИНТЕЗЕ
КОНСТРУКЦИЙ В МАШИНОСТРОЕНИИ**

В статье проанализировано современное состояние применения методов и правил поиска решения инженерных задач. Проанализированы эвристические, алгоритмические и комбинированные методы относительно их использования при решении задач машиностроения. Сделан вывод, что каждый метод тщательно подбирается перед поставленной задачей. Однако с развитием технологий, поиск эффективных методов генерирования новых решений возникает весьма актуальным и сегодня. Поэтому использование машинного обучения в задачах технического творчества позволит внести в технические решения алгоритмические расчеты с элементами, присущими инженеру, составляющие интуицию и опыт, которые нередко становятся главными определяющими факторами успешности решения задач многовариантного процесса проектирования. Сформулирована возможность использования нейронных сетей при поиске новых технических решений. Разработаны предпосылки алгоритмизации креативного подхода на основе классических методов поиска технических решений с использованием нейронных сетей. Исследованы сферы применения и принцип работы искусственных нейронов, а также архитектура и методы обучения нейронных сетей. Данные исследования и анализ позволят в дальнейшем избежать проблем при применении нейронных сетей в нетипичных задачах, связанных с особенностями их обучения и работы при проектировании конструкций в машиностроении.

Ключевые слова: синтез, поиск, исследование, метод, машиностроение, техническое решение, нейронная сеть, искусственный нейрон.

O. Litvin, I. Yashchuk, S. Pankov

National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute»

**ANALYSIS OF THE BACKGROUND OF THE APPLICATION OF NEURAL NETWORKS IN
THE DESIGN SYNTHESIS IN MECHANICAL ENGINEERING**

The article analyzes the current state of application of methods and rules for finding solutions to engineering problems. Heuristic, algorithmic, and combined methods are analyzed regarding their use in solving engineering problems. It is concluded that each method is carefully chosen for the task. However, with the development of technology, the search for effective methods of generating new solutions appears very relevant today. Therefore, the use of machine learning in the tasks of technical creativity will make it possible to introduce into technical solutions algorithmic calculations with elements inherent to an engineer, components of intuition and experience, which often become the main determining factors in the success of solving problems in a multi-variant design process. The formulated possibility of using neural networks when searching for new technical solutions. The prerequisites for the algorithmization of a creative approach based on classical methods for finding technical solutions using neural networks have been developed. The spheres of application and the principle of operation of artificial neurons, as well as the architecture and training methods of neural networks, have been investigated. The research data and analysis will further allow to avoid problems in the application of neural networks in atypical tasks related to the characteristics of their training and work in the design of structures in mechanical engineering.

Keywords: synthesis, search, research, method, engineering, technical solution, neural network, artificial neuron.

Постановка проблеми. Стрімкий розвиток технологій стимулює науково-технічний прогрес до нових відкриттів, які у свою чергу породжують нові виклики, щодо вдосконалення та створення більш ефективних методів пошуку конструкторсько-технологічних рішень у машинобудуванні. Більшість фахівців змушені шукати нестандартні підходи до вирішення традиційних, що здаються нетворчими, проблем. У зв'язку з цим особливий інтерес набуває питання про методи подібного рішення. Практично всі автори, що займаються питаннями технічної творчості і винахідництва, стверджують про те, що більшість винаходів було зроблено в результаті використання методу проб і помилок.

Тому розробка нових креативних підходів дозволить раціонально організувати пошук нових технічних рішень (ТР), що не тільки підвищить технічний рівень розроблених ТР, але й дозволить скоротити час їх проектування, що так важливо для сучасного інженера з чотирьохрічним терміном навчання та з недостатніми досвідом та практичними навичками.

Аналіз попередніх досліджень і публікацій. У численній літературі, присвяченій проектуванню та технічній творчості, детально розглядаються методи і правила пошуку ідей рішення інженерних задач. Вони дозволяють підвищити ефективність як індивідуальної творчої роботи конструктора, так і ефективність творчої діяльності колективу розробників.

У теперішній час існує велика кількість методів (та їх похідних) пошуку нових ТР, які розрізняються рівнем складності, комплексності, ступенем автоматизації та специфікою застосування. Так, для розв'язання винахідницьких задач використовують класичні *евристичні* (морфологічного аналізу/синтезу (Ф. Цвіккі), мозковий штурм: прямий і обернений (А. Осборн), синектики (В. Гордон), семикратного пошуку (Г.Буш), контрольних питань (Т. Ейлоарт, А. Осборн), метод маленьких чоловічків (Г.Альтшулер), метод гірлянд асоціацій і раптовостей (Г.Буш), метод "Шість капелюхів мислення" (Е.Боно) і ін.) та *алгоритмічні* методи: функціонально-фізичний метод пошукового конструювання (Р. Коллера), алгоритм розв'язання винахідницьких задач (Г.Альтшулер), теорія розв'язань винахідницьких задач (Г.Альтшулер), вепольний аналіз (Г.Альтшулер), узагальнений евристичний метод (О.Половинкін) та ін.

Останніми роками стрімкої популярності набув метод еволюційного моделювання або генетичного алгоритму І. Холланда, який складає теоретичний розділ штучного інтелекту та представлений, як інтелектуальний метод пошуку нових ТР.

Одним із сучасних креативних підходів пошуку нових ТР у верстатобудуванні є диференційно-морфологічний метод структурно-схемного синтезу затискних механізмів Ю.М.Кузнецова. На стадії пошуку структур використовуються евристичні прийоми повного, неповного і комбінованого розчленовування, диференціюючі й інтегруючі функції та поверхні, що дають різні (основні та додаткові) ефекти, а при повному однонаправленому розчленовуванні структури (що синтезуються) відповідають новим принципам затиску або забезпечують нові якості.[1].

Ю.М. Кузнецовим розроблено новий підхід до створення та опису механізмів технологічного обладнання на основі генетико-морфологічного синтезу, за яким елементи системи можна описувати на різних рівнях складності: генетичному, хромосомному, об'єктному, видовому, популяційному, системному, міжсистемному. Даний підхід можна застосовувати для опису та синтезу широкого кола механізмів[2].

Метод морфологічного аналізу може бути успішно застосованим і до задач технологічного передбачення, а саме для побудови стратегії прийняття рішень в складних системах різної природи, зокрема, в задачах створення нових складних технічних систем з урахуванням ситуації з деяким ступенем невизначеності та ризику [3].

Відомі дослідження [4,5], в яких запропоновано використовувати принципи системного аналізу для оптимізації вирішення винахідницьких задач на основі морфологічних та інших методах дослідження. До таких методів відноситься комбінаторний синтез елементів різних модульних систем, структурно-параметричний аналіз і т.д.

У роботі [6] авторами пропонуються креативний підхід запису компоновок затискних патронів (ЗП) за допомогою структурних формул. Таким чином, переміщення елементів патрона описуватиметься відповідно до встановленої системи координат з позначенням індексів відносності рухів в позначеннях поверхонь. Також, згідно методу уніфікаційного синтезу кожний із елементів технічної системи ЗП можна подати у вигляді бінарного коду, складеного із, так званих, X та Y хромосом.

У статті [7] автори розробили методику пошуку нових ТР і вибору раціональної структури у машинобудуванні, на ранніх стадіях проектування, який ґрунтується на структурному синтезі,

який оснований на положеннях системного та кластерного аналізу, і включає математичне і комп'ютерне модулювання.

Відомо пропозицію проектування технологічної оснастки комплектами (сімействами), які б охоплювали монтаж конструкцій в необхідному діапазоні їх розмірів і мас, що нагадує процес нормалізації, тобто систематизацію інформації та зведення її в нормалізовані таблиці [8].

Автори [9] запропонували синтез нових способів навивання гвинтових заготовок методом ієрархічного групування за допомогою морфологічного аналізу, що дозволило отримати два принципово нові способи навивання гвинтових заготовок

У роботах [10, 11] авторами було досліджено багатоваріантну структуру ЗП із врахуванням взаємозв'язку морфології з особливостями конструктивно-функціонального синтезу, а також запропонований креативний підхід для опису графічних структур ЗП у вигляді структурних формул, які дозволяють ефективно здійснювати їх системний опис, аналіз та пошук нових ТР.

Знання структури дозволяє вже на етапі проектування вибрати найбільш раціональні структурні елементи, уніфікувати можливі і виключити зайві структури. Функціонально-структурна модель дозволяє вести цілеспрямований синтез механізмів. Остаточний вибір схеми обраного механізму і його параметрів можливий за допомогою математичної моделі, що відбиває найбільш загальні особливості роботи синтезованих механізмів [12].

Кожний метод має як переваги, так і свої недоліки, та ретельно підбирається перед поставленою задачею. Проте, з розвитком технологій, пошук ефективніших методів генерування нових рішень постає досить актуальним і сьогодні. Тому використання машинного навчання в задачах технічної творчості дозволить внести в ТР алгоритмічні розрахунки з елементами, притаманних інженеру, складових інтуїції та досвіду, які нерідко стають головними, визначальними факторами успішності розв'язання задач багатоваріантного процесу - проектування.

Постановка завдань. В статті поставлено за мету проаналізувати та дослідити можливість використання нейронних мереж (НМ) в ролі оптимізатора, для спрощення пошуку нових ТР. Розробка передумов алгоритмізації креативного підходу на основі класичних методів з використанням НМ складає наукову новизну роботи.

Викладення основного матеріалу. На сьогоднішній день впровадження нових технологій у різних галузях не обходиться без застосування машинного навчання. У більшості досліджень при детальному розгляді можна знайти класичні постановки завдань для нейронних мереж.

На даний час найбільш поширене застосування НМ полягає в задачах розпізнавання образів, оптимізації, прогнозування тощо. Практичне застосування НМ пов'язане з вирішенням задач у таких сферах:

- *медицина* (діагностика захворювань, моніторинг стану пацієнта, прогнозування результатів лікування тощо);
- *безпека* (розпізнавання та ідентифікація осіб/предметів, аналіз даних з датчиків/сенсорів, моніторинг інформаційних потоків в комп'ютерній мережі тощо);
- *автоматизація виробництва* (оптимізація виробничого процесу, контроль якості продукції, моніторинг і візуалізація інформації тощо);
- *робототехніка* (розпізнавання об'єктів/перешкод, прокладання маршруту руху, управління маніпуляторами, підтримання рівноваги тощо);
- *авіоніка* (автопілот, розпізнавання сигналів радарів, безпілотні літальні апарати);
- *економіка* (прогнозування часових рядів (курсів, цін, попиту, обсягів продажів і т.д.), оцінка ризиків, рейтингування, оптимізація товарних і грошових потоків тощо);
- *обробка інформації* (розпізнавання текстів/документів/мовних команд, мовне введення тексту в комп'ютер);
- *зв'язок* (стиснення відеоінформації, швидке кодування-декодування, оптимізація стільникових мереж і схем маршрутизації пакетів);
- *політологія* (передбачення результатів виборів, аналіз опитувань, прогноз динаміки рейтингів, кластеризація електорату, дослідження і візуалізація соціальної динаміки населення);
- *геологорозвідка* (аналіз сейсмічних даних, асоціативні методики пошуку корисних копалин, оцінка ресурсів родовищ);
- *інтернет* (асоціативний пошук інформації, фільтрація і блокування спаму, автоматична рубрикація повідомлень, реклама і маркетинг для електронної торгівлі).

Тому, використання НМ в задачах технічної творчості та інноватики в машинобудуванні є досить актуальним і дозволить внести в ТР алгоритмічні розрахунки з елементами складових інтуїції та досвіду.

Оскільки, дана постановка задачі не є класичною для нейронної мережі (на відміну від задач кластеризації, класифікації, апроксимації, розпізнавання образів тощо), то в результаті це призводить до виникнення низки проблем, пов'язаних з вибором архітектури, підготовкою вхідних даних, визначенням оптимальних алгоритмів навчання НМ тощо. Вирішення цих питань ускладнене відсутністю стандартів в даній області. Тому перед постановкою задачі синтезу ТР доцільно ознайомитися з класичним застосуванням НМ та методами їх навчання, що дозволить в подальшому уникнути проблем, пов'язаних з особливостями їх навчання та функціонування.

Штучний нейрон (ШН) – спрощена модель біологічного нейрона (рис.1), структура якого приймає сигнал, перетворює його (приблизно так, як це роблять справжні нейрони), і передає іншим нейронам (які роблять те ж саме).

Як і біологічний, штучний нейрон складається з тіла (соми), дендритів (приймають інформацію від аксонів інших нейронів) і аксонів (що передають інформацію дендритам інших нейронів). Передача сигналу від одного нейрона до іншого здійснюється за допомогою синапсів, що знаходяться на стику дендрита з аксоном. Вхідні сигнали, що потрапляють на вхід нейрона прагнуть активувати або загальмувати його. Якщо збудження нейрона чисельно перевищує певний поріг, то отриманий сигнал проходить далі через аксон розглянутого нейрона до дендритів інших нейронів і так само поширюється (або не поширюється) далі.

В цій моделі можна виділити три основних елемента [13]:

1. Набір *синапсів* (зв'язків), кожний з яких характеризується своїм *ваговим* коефіцієнтом. Так, сигнал x_n на вході синапсу n , пов'язаного з нейроном j , множиться на вагу W_{nj} . Вага штучного нейрона приймає як додатні значення, так і від'ємні.

2. *Суматор* Σ (функція передачі) складає вхідні сигнали, зважені щодо відповідних синапсів нейрона. Цю операцію можна описати як лінійну комбінацію.

3. *Функція активації* (φ) обмежує амплітуду вихідного сигналу нейрона. Ця функція також називається функцією стиснення. Зазвичай нормалізований діапазон амплітуд виходу нейрона лежить в інтервалі $[0,1]$ або $[-1,1]$.

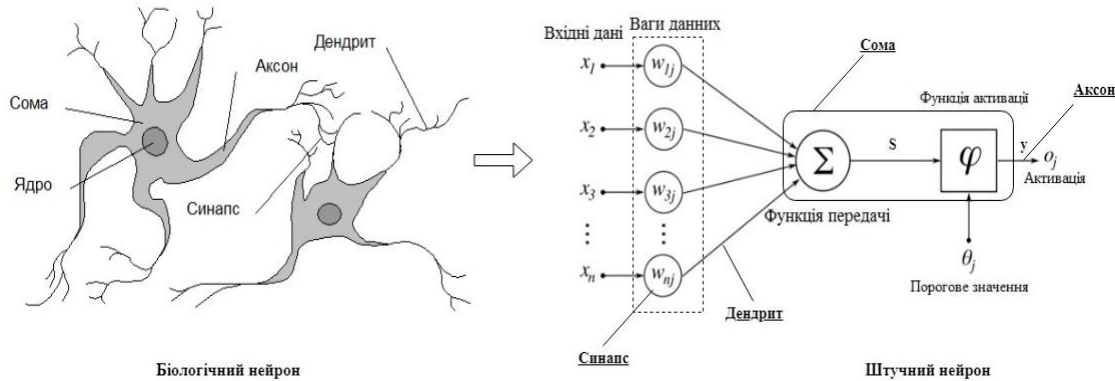


Рис.1. Спрощена порівняльна модель штучного та біологічного нейрона

У зображену модель нейрона, також, включений *пороговий елемент* (порогове значення), який позначений символом Θ_j . Ця величина відображає збільшення або зменшення вхідного сигналу, що подається на функцію активації.

Математична модель нейрона описується співвідношеннями (1):

$$\begin{cases} y = f(s) \\ S = \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot x_i + \theta \end{cases} \quad (1)$$

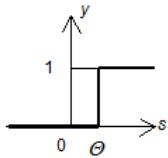
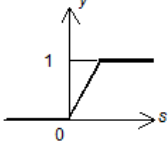
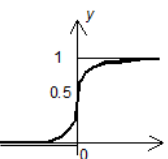
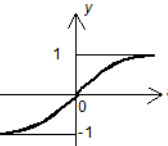
де y – вихідний сигнал нейрона, f – нелінійний перетворювач (функція активації), S – результат сумування, x_i – компонент вхідного вектора (вхідний сигнал), ω_i – вага синапса, θ – значення зміщення, n – число входів нейрона.

Таким чином, нейрон повністю описується своїми вагами w_i і функцією активації $f(s)$ від вибору якої залежить не тільки швидкість, але й метод навчання НМ. Одержавши набір чисел (вектор) x_i як входи, нейрон видає деяке число y на виході.

В теорії побудови НМ застосовують велику кількість функцій активації, але частіше за все використовують наступні (табл.1) [14]:

Таблиця 1

Приклади найчастіше застосовуваних активаційних функцій

Функція активації	Графічна інтерпретація
<p><i>Порогова функція</i> - кусочно-лінійна функція. Якщо вхідне значення менше порогового, то значення функції активації рівне мінімально допустимому, інакше - максимально допустимому;</p> $f(s) = \begin{cases} 0, & s < \theta, \\ 1, & s \geq \theta \end{cases}$	
<p><i>Лінійний поріг</i> - кусочно-лінійна функція, яка має дві лінійних ділянки, де функція активації тотожно дорівнює мінімально допустимому і максимально допустимому значенням і є ділянка, на якій функція монотонно зростає;</p> $f(s) = \begin{cases} -1, & s \leq -1, \\ s, & -1 < s < 1, \\ 1, & s \geq 1 \end{cases}$	
<p><i>Гіперболічний тангенс</i> - функція активації, яка в основному застосовується біологами для більш реалістичної моделі нервової клітини.</p> $f(s) = \frac{e^s - e^{-s}}{e^s + e^{-s}}$	
<p><i>Сигмоїдальна функція</i> - монотонно зростаюча диференційна нелінійна функція з насиченням. Це швидко зростаюча функція, яка підтримує баланс між лінійною і нелінійною поведінкою.</p> $f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$	

На даний момент ще не розроблений алгоритм визначення необхідної функції активації для того чи іншого випадку, а вибір її параметрів залежить від діапазону вхідних значень та методу навчання.

Структура нейронних мереж тісно пов'язана з використовуваними алгоритмами навчання. У загальному випадку можна виділити три фундаментальні класи нейромережових архітектур [13].

1. *Одношаровий перцептрон* - одношарова нейронна мережа, всі нейрони якої мають жорстку порогову функцію активації. Дана мережа, зображена на рис.2а, має n входів, на які надходять сигнали, що йдуть по синапсах на 3 нейрона. Ці три нейрона утворюють єдиний шар даної мережі і видають три вихідних сигнали.

2. *Багатошаровий перцептрон* - нейронна мережа прямого поширення сигналу (без зворотних зв'язків), в якій вхідний сигнал перетворюється в вихідний, проходячи послідовно через кілька проміжних шарів (прихованих). Дана мережа, зображена на рис.2б, має n входів. На них надходять сигнали, що йдуть далі по синапсах на 3 нейрона, які утворюють перший шар. Вихідні сигнали першого шару передаються двом нейронам другого шару. Останні, в свою чергу, видають два вихідних сигнали.

У багатошаровому перцептроні кожен нейрон на даному рівні ієрархії приймає і обробляє сигнали від кожного нейрона нижчого рівня. Прихований шар нейронів дозволяє мережі навчатися вирішенню складних завдань, послідовно отримуючи найбільш важливі ознаки з вхідного шару.

3. *Рекурентна мережа* - нейроні мережі, які мають зворотні зв'язки. Кожен крок мережі називається ітерацією. Рекурентна мережа може складатися з єдиного шару нейронів, кожен з яких спрямовує свій вихідний сигнал на входи всіх інших нейронів шару.

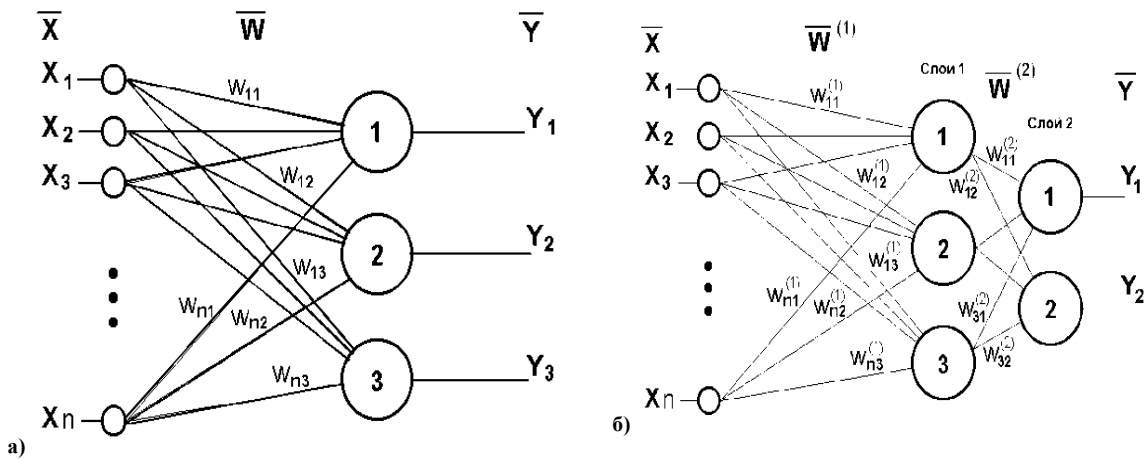


Рис.2. Нейромережіві архітектури:
 а) одношаровий перцептрон; б) багатошаровий перцептрон

Процес навчання нейронних мереж представляє собою налаштування архітектури мережі, а також її вагових коефіцієнтів для ефективного вирішення поставленого завдання.

Мережа повинна налаштувати ваги по навчальним прикладам. Саме ця особливість навчання на прикладах і виділяє нейронні мережі. Існує два класи навчання: *детермінований метод* (параметри мережі змінюються по кроках (ітераціям), ґрунтуючись на поточні параметри входів і бажаних виходів); *стохастический метод* (параметри мережі змінюються випадковим чином. Але зберігаються тільки ті зміни, які привели до поліпшень).

В загальному випадку розрізняють три основних підходи, які в результаті приводять до різноманітних результатів:

1. *Навчання з учителем* - вид навчання мережі, при якому її ваги змінюються так, щоб відповіді мережі мінімально відрізнялися від уже готових правильних відповідей.
2. *Навчання без вчителя* - вид навчання мережі, при якому мережа самостійно класифікує вхідні сигнали. Правильні (еталонні) вихідні сигнали демонструються.
3. *Навчання з підкріпленням* - вид навчання мережі, при якому відбувається навчання моделі, яка не має відомостей про систему, але має можливість здійснювати будь-які дії в ній. Дії переводять систему в новий стан і модель отримує від системи певну винагороду.

При використанні НМ в областях дослідженнях відмінних від тих, які на сьогодні вважаються для них традиційними, виникають певні труднощі на етапах пов'язаних з вибором архітектури, підготовкою вхідних даних, визначення алгоритмів навчання НМ тощо. Тому аналіз класичних принципів прийняття ефективних рішень щодо вибору архітектури, функції активації, відповідних кількісних характеристик НМ є важливим етапом на шляху поширення елементів машинного навчання на задачі реалізації синтезу нових ТР у машинобудуванні.

Висновки. Для вирішення завдання створення нових конструкцій ЗП, які б відповідали рівню розвитку технологій сьогодення, є втілення прогресивних методів пошуку нових ТР на ранніх стадіях технологічної підготовки виробництва. Одним з варіантів реалізації таких методів є використання комбінацій класичних евристичних методів з поєднанням властивостей штучних нейронних мереж.

НМ представляють собою досить нову і перспективну обчислювальну технологію, яка відкриває безліч можливостей і підходів при синтезі та проектуванні нових ТР, у тому числі й в машинобудуванні.

Так, наприклад, у сфері верстатобудування на перший план висуваються завдання розробки нових і модернізації застарілих засобів оснащення токарного верстата. Одним з найбільш важливих елементів якого є ЗП, який забезпечує точне базування і закріплення на верстаті заготовки, деталі або ріжучого інструменту. Завдяки використанню ЗП з різноманіттю розмірів і конструкцій, істотно збільшується функціональність токарного верстата, з'являється можливість обробки важко-профільних деталей на високих швидкостях обертання, забезпечується точність установки і необхідне зусилля затиску.

Інформаційні джерела:

1. Кузнецов Ю.Н., Новоселов Ю.К., Луцив И.В. Теория технических систем. Севастополь: изд-во СевНТУ, 2010, 252 с.
2. Кузнецов Ю. Н. Генетико-морфологический подход к созданию и прогнозированию зажимных механизмов для вращающихся деталей. „*Fundamental Sciences and Applications*”. Bulgaria, 2013. Vol. 19, Book 2, P.7–13.
3. Панкратова Н.Д., Савченко І.Ю. Застосування методу морфологічного аналізу до задач технологічного передбачення. *Наукові праці. Комп'ютерні технології*. Випуск 77. Том 90 с.6-13.
4. Андрейчиков А.В., Андрейчикова О.Н.. Системный анализ и синтез стратегических решений в инноватике : Математические, эвристические и интеллектуальные методы системного анализа и синтеза инноваций : учебное пособие для вузов, - Москва: Либроком, 2013.
5. Гамрекеля М.Н. Метод синтеза оптимальных аппаратурно-функциональных технических комплексов. *Известия вузов. Машиностроение*. 2006, № 9. С.75-84.
6. Васильків В., Генік І., Кочубинська О. До питання синтезу конструкцій механізмів з робочими затискними пружними гвинтовими елементами. *Процеси механічної обробки в машинобудуванні*. Житомир: 2006. Вип. 3. С. 171 - 180.
7. В.В. Козляков, Д.Л. Раков. Поиск новых технических решений в машиностроении на ранних этапах проектирования. *Машиностроение и инженерное образование*. №1(14), 2008,С.2-11.
8. Г.М. Тонкачєєв. Система функціональних модулів будівельної оснастки. *Технологія, організація, механізація та геодезичне забезпечення будівництва*. Випуск №6(104),2013. С.3-8.
9. Гевко І. Б. Синтез способів навивання гвинтових заготовок. *Вісник ТНТУ*, 2015, Том 80. № 4. С. 156-163
10. Литвин О.В., Кравець О.М., Ящук І.Р. Взаємозв'язок морфології затискного патрона з особливостями конструктивно-функціонального синтезу структур. *Технічні науки та технології*. 2016. № 1(3). С. 54-60 .
11. О.В. Литвин, І.Р. Ящук. Щодо структурно-морфологічного синтезу затискних патронів токарних верстатів. *Наукові нотатки*. 2018. Вип. №61. С.97-104.
12. И.С. Аленченков, А.Э. Пушкарёв. Функционально-структурный анализ и синтез механизмов роторной линии. *Вестник Иж ГТУ*. 2011. № 2(50) с.7-11.
13. Haykin Simon. *Neural Network sand Learning Machines*, 3rd edition. Prenticehall, 2009, 906p.
14. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика. Мир, 1999. С.184.

Стаття надійшла до редакції 19.10.2018