

**Наукова робота на конкурс за напрямом:  
Системи автоматизованого проектування та  
комп'ютерного моделювання в машинобудуванні**

**на тему:**

«Використання нейромережевих технологій для  
інформаційної підтримки етапів життєвого циклу САПР»

## Зміст

Вступ.....	3
1 Загальні відомості .....	7
1.1 Огляд літератури .....	7
1.2 Теоретичні аспекти .....	8
1.3 Експертна система як інструмент для вирішення складних задач .....	11
1.4 Нейронні обчислювання.....	14
1.5 Нейронні мережі.....	15
1.6 Архітектури штучних нейронних мереж.....	18
1.7 Навчання штучних нейронних мереж.....	20
2 Практична частина .....	23
Висновки .....	27
Список використаних джерел .....	29

## Вступ

В наш час кількість інформації подвоюється кожні 3 роки і описується експоненціальним законом. Відповідно, зростають вимоги до технічних засобів для збору, обробки і використання інформації. Для вирішення цієї проблеми створюються принципово нові інформаційні технології та системи, що можуть опрацьовувати інформацію у великих об'ємах, а застосування паралельних обчислень значно скорочує час на отримання інформації нової якості. Одним із інструментів таких інформаційних систем є штучні нейронні системи.

Як свідчать численні наукові розробки, у найближчому майбутньому саме штучні нейронні мережі будуть визначити стратегію розвитку інформаційних технологій і стануть основою для синтезу справжнього штучного інтелекту. Потужні та швидкодійні засоби для розв'язування складних задач інтелектуального аналізу даних збагатять науковий арсенал науковців, дослідників й інженерів та підвищать ефективність їхньої праці.

Науковою базою для досліджень стали роботи Ф.Уоссермена, А.А. Мишенина, В.А. Залози, Д.В. Криворучко, А.В. Семенченка, А.В.Арзамасцева. У своїх роботах автори розглядали питання використання нейронних мереж у машинобудуванні для розв'язання наступних задач:

- моніторинг та керування виробничими процесами та об'єктами;
- діагностика стану технологічного обладнання;
- моделювання складних технологічних процесів з великою кількістю змінних і констант та їх оптимізація;
- прогнозування поведінки окремих параметрів та технологічних процесів в цілому;
- діагностика та контроль якості продукції;
- вибір оптимальних параметрів при технологічних операціях;
- створення довідників, інформаційно-дорадчих систем;

- створення інтелектуальних САПР і т.д.

Опрацювання даних джерел виявило недостатню увагу до питання розробки інтелектуальних САПР та експертних систем в галузі машинобудування, що і визначило тему і напрям наукової роботи.

**Актуальність теми.** Наявність значної уваги до прогресивних інформаційних технологій на основі штучних нейронних мереж, яка приділяється в останні роки з боку науковців, інженерів-інформатиків та користувачів-практиків різних сфер діяльності, підтверджується великою кількістю публікацій в наукових та науково-популярних виданнях, високим рівнем представництва на численних спеціалізованих науково-технічних конференціях в різних країнах світу та введенням відповідних рубрик в програми конференцій, присвячених різноманітним проблемам обчислювальної техніки, теорії зв'язку, мультимедійних систем.

Інтенсивний розвиток обчислювальної техніки і зростаючі вимоги до ефективності процесів обробки інформації дав поштовх для розробки засобів автоматизованого аналізу залежностей в складі прикладних інформаційних систем. Завдання автоматизованого аналізу залежностей особливо актуальне для слабоструктурованих і слабоформалізованих задач, які виникають в процесі використання прикладних інформаційних систем в машинобудуванні. Побудова традиційних математичних моделей для вирішення таких задач ускладнена або пов'язана із значними витратами, що перевищують передбачений від моделі ефект. Це пов'язане із неможливістю повного дослідження та аналізу внутрішньої взаємодії в системі, великою кількістю факторів, що впливають на неї, неповнотою або неточністю опису об'єктів, динамікою або недостатньо вивченою предметною областю. Прикладом подібного завдання можуть бути оцінка фінансового стану підприємства, контроль якості, керування технологічними процесами і т.д. Традиційно такі задачі вирішуються на неформальному рівні експертами-спеціалістами в предметній області. В сучасних умовах для вирішення подібних задач широко

використовуються штучні нейронні мережі, що довели свою ефективність в різних прикладних галузях.

Впровадження засобів вирішення слабоформалізованих задач, що базуються на нейромережевих технологіях, в інформаційні системи дозволить суттєво підвищити якість та швидкість обробки інформації, розширити їх можливості в прикладних, дослідницьких, навчальних та інших задачах.

**Метою** наукової роботи є розробка методики застосування нейронних мереж при виборі принципової конструкційної схеми і розрахунках передаточних механізмів та створення на її основі експертної системи.

**Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі задачі:**

- розробити методику застосування нейронних мереж при розрахунках передаточних механізмів;
- обрати математичний апарат для автоматизації проектування конструктивних схем та конструкцій передаточних механізмів;
- розробити архітектуру експертної системи;
- вибрати топологію нейронної мережі та алгоритм її навчання;
- розробити критерії класифікації інформації, яка буде вноситись до бази знань;
- створити експертну систему на основі розроблених методик:

**Об'єкт дослідження** - нейромережеві технології у машинобудуванні.

**Предметом дослідження** є застосування нейронних мереж для визначення принципових конструкційних схем з урахуванням можливих конструктивних особливостей специфікованих деталей передаточних механізмів та їх розрахунків.

**Методи дослідження** базуються на використанні: загальних наукових методів та методології штучного інтелекту, теорії штучних нейронних мереж, теорії нечіткої логіки.

**Очікувана наукова новизна** полягає в наступному:

- розширено сферу застосування нейронних мереж в машинобудуванні;

- розроблена методика застосування нейронних мереж при розрахунках передаточних механізмів;
- використано кластерний підхід для розробки класифікатору основних вузлів та деталей передаточних механізмів;
- створено методологію побудови нейронної мережі.
- створено базу знань, яку можна буде застосовувати в галузі машинобудування.

**Практичне значення** одержаних результатів полягає в реалізації оригінальної програми - експертної системи, яка забезпечить допомогу користувачеві у розрахунках та виборі конструкційних особливостей передаточних механізмів, оформленні документації та інше.

Використання програми дозволить:

- забезпечити конкурентно-спроможність продукції що виготовляється в умовах ринкової економіки;
- підвищити якість конструкторсько-технологічної документації;
- знизить можливість виникнення суб'єктивних помилок;
- скоротити витрати часу на проектування передаточного механізму;
- знизити вимоги до кваліфікації користувача;
- запропонувати альтернативні варіанти конструкцій або окремих елементів редуктора (паралельний інжиніринг);
- отримані в процесі «навчання» програми знання вносяться до бази знань, таким чином сформується розширена база знань в даній галузі, її можна буде використати в іншій інформаційній системі.

# 1 Загальні відомості

## 1.1 Огляд літератури

Історія нейронних мереж складає не одне десятиліття і бере початок в 1943 році із статті нейрофізіолога Уоррена Маккалоха і математика Уолтера Піттса, в якій вони описали роботу штучних нейронів і представлення моделі нейронної мережі на електричних схемах. За цей час концепції побудови нейронних мереж тричі змінювались. Багато науковців приділяють увагу цьому напрямку, публікуються сотні книг, статей у наукових виданнях, проводиться велика кількість конференцій. Всі дослідники нейронних мереж впевнені, що саме нейромережеві технології будуть становити основу майбутніх розробок.

Ф. Уоссермен у своїй книзі «Нейрокомп'ютерна техніка: Теорія і практика» у доступній формі описує основи побудови нейрокомп'ютерів, структуру нейронних мереж та різноманітні алгоритми їх налаштування. Окремі розділи присвячені питанням реалізації нейронних мереж.

И.В. Заєнцев розглянув основні моделі нейронних мереж і методи їх навчання, включаючи багат шарові персептрони, мережі Кохонена, теорію адаптивного резонансу та інші аспекти.

Шевченко А.В. свою статтю «Гипотеза сознания или нейроинформационные системы», що була опублікована у журналі «Искусственный интеллект», присвятив питанням дослідження природних інтелектуальних систем та синтезу штучних. На простих прикладах він аналізує специфіку функціонування біологічних інформаційних систем, та, опираючись на методологію синергетики, нейронних мереж, традиційного штучного інтелекту та використовуючи системний підхід, пропонує основні концепції і напрямки створення принципово інших інформаційних систем нового типу.

Віхароз Я.З., угорський вчений, у статті «Training and application of artificial neural networks with incomplete data» описує новий підхід для навчання і

використання штучних нейронних мереж, що базуються на неповних даних. Новизною цього підходу є не просто заміна недостатньої інформації, а навчання і використання нейронних мереж таким чином, щоб вони могли працювати у таких ситуаціях.

Телков А.Ю. у своїй праці «Экспертные системы» розглядає підходи до побудови інтелектуальних інформаційних систем, експертних систем, вивчає етапи створення експертних систем, приводить основні відомості про способи подання знань у цих системах. Аналізує особливості експертних систем різних класів – самонавчаємих, індуктивних, нейронних мереж, системах, що базуються на прецедентах.

Огляд робіт в області нейрокомп'ютингу показав, що більшість із них присвячено моделюванню, оптимізації і прогнозуванню виробничих процесів, також багато робіт присвячено розробці АСУ і САПР, систем діагностики і контролю якості. Але в той самий час такі галузі, як розробки з використанням нейронних мереж інтелектуальних тренажерів, технологічних довідників, інформаційно-дорадчих систем, систем накопичення досвіду, експертних систем залишаються недостатньо вивченими. А саме в цих сферах використання нейронних мереж є найбільш перспективним.

## **1.2 Теоретичні аспекти**

Інтелектуальні системи на основі штучних нейронних мереж дозволяють з успіхом вирішувати проблеми розпізнавання образів, виконання прогнозів, оптимізації і керування. Традиційні підходи до вирішення цих проблем не завжди надають необхідну гнучкість. Багато додатків виграють від використання нейромереж.

Штучні нейромережі є електронними моделями нейронної структури мозку, який головним чином навчається з досвіду. Природній аналог доводить, що множина проблем, які поки що не підвладні розв'язуванню наявними комп'ютерами, можуть бути ефективно вирішені блоками нейромереж.



Тривалий період еволюції додав мозку людини багато якостей, що відсутні в сучасних комп'ютерах з архітектурою фон Неймана. До них відносяться:

- розподілене представлення інформації і паралельні обчислення;
- здатність до навчання і здатність до узагальнення;
- адаптивність;
- толерантність до помилок
- низьке енергоспоживання.

Прилади, побудовані на принципах біологічних нейронів мають перелічені характеристики, що можна вважати суттєвим здобутком у індустрії обробки даних.

Сьогодні ми можемо говорити про швидкий розвиток теорії формальних нейронних мереж. Розроблено величезну кількість алгоритмів функціонування і навчання нейронних мереж, ведуться роботи по створенню алгоритмів оптимізації їх структури для підвищення продуктивності, якості результатів, скорочення часу навчання. Нейромережеві технології використовуються в економіці, медицині, промисловості, багатьох інших сферах науки і технології, вони здатні вирішувати будь-які завдання, пов'язані з моделюванням, прогнозуванням, оптимізацією[2].

Значна частина досліджень в галузі нейромережевих технологій припадає на задачі машинобудування. В цій сфері існує тенденція переходу до виробничих модулів з високим рівнем автоматизації, а це потребує все більшої і більшої кількості інтелектуальних саморегулюючих машин, які були б здатні оброблювати великий діапазон деталей, проводити збирання і налаштування різноманітних пристроїв, оцінювати якість продукту при мінімальному контролю і втручанню людини-оператора[4].

Найбільш важливими задачами в машинобудуванні є:

- розробка технологічних довідників;
- розробка обчислювальних алгоритмів і їх реалізація;
- розробка діагностичних програм;
- розробка систем контролю якості;

- розробка систем автоматизованого нормування;
- розробка систем моніторингу та управління технологічними процесами;
- розробка систем адаптивного керування технологічними, економічними і організаційними процесами;
- розробка експертних систем – радників конструктора, технолога;
- прогнозування технічних характеристик нових виробів машинобудівного виробництва;
- маркетингові дослідження;
- розробка інтелектуальних САПР;
- розробка інтелектуальних тренажерів.

Вивчення літературних джерел дозволило сформулювати проблему наукового дослідження: виробничі процеси машинобудівних підприємств характеризуються великою кількістю різноманітних динамічно взаємодіючих параметрів тому дуже складні для створення потрібних моделей. На сучасному етапі розвитку виробництва проходить постійне ускладнення задач, що потребують вирішення, але виникає ряд труднощів:

- по-перше, значні затрати часу на розробку і перевірку аналітичних моделей призводять до збільшення загального часу на впровадження нових технологічних рішень[5].
- по-друге, дуже часто система перетворюється на «чорний ящик», тобто систему, для якої відсутні аналітичні взаємозв'язки між вхідними та вихідними параметрами. Також в деяких випадках адекватні аналітичні моделі стають неспроможними через надвисокі вимоги до обчислювальної техніки.

У зв'язку з цим все більше і більше значення мають нові альтернативні підходи до моделювання виробничих процесів з використанням емпіричних моделей (нейронні мережі, генетичні алгоритми, еволюційні стратегії, еволюційне програмування, нечітка логіка), зокрема, з використанням мереж із нейроподібних елементів. Цей підхід надає великі можливості по створенню

моделей, працюючих у реальному часі з малими похибками, здатних до навчання у процесі їх використання.

Додатковий поштовх до розвитку прикладного нейрокомп'ютинга дав стрімкий розвиток мікроелектроніки, поява нейронних комп'ютерів — ЕОМ, архітектура яких найкраще підходить для вирішення задач побудови, навчання та використання нейронних мереж, здатних апаратно реалізувати деякі елементи багатьох алгоритмів для навчання нейронних мереж[6].

Однією із проблем машинобудування є те, що людина без спеціальних знань та відповідного досвіду не зможе розрахувати ефективний і якісний механізм та визначити його конструктивні особливості. Як відомо, найбільш розповсюдженим механізмом у машинобудуванні є передаточні, до складу яких входять редуктори. Навіть для спеціаліста у цій галузі розрахунок редуктора може зайняти значну кількість часу, а на визначення оптимальних конструктивних рішень, за винятком стандартних, затрати часу ще більші.

### **1.3 Експертна система як інструмент для вирішення складних задач**

Експертна система — це програма, що використовує знання і техніку міркувань людини-експерта.

Призначення експертних систем полягає у вирішенні досить складних для експертів задач на основі накопичуваної бази знань предметної області. Перевага використання експертних систем полягає у можливості прийняття рішення в унікальних ситуаціях, для яких заздалегідь не відомий алгоритм і формується він на основі вхідних даних у вигляді суджень із бази знань. Вирішення задач припускається здійснювати в умовах неповноти, недостовірності, багатозначності вхідної інформації і якісних оцінок процесів[7].

Експертна система є інструментом, що підсилює інтелектуальні можливості експерта або конструктора, і може виконувати наступні ролі:

- консультант для недосвідчених або не професійних користувачів;

- асистент для аналізу експертом різних варіантів прийняття рішень;
- партнера експерта по питанням, що відносяться до джерел знань із суміжних сфер діяльності.

Експертні системи використовуються у багатьох галузях і сферах, що можна побачити на рис.1.

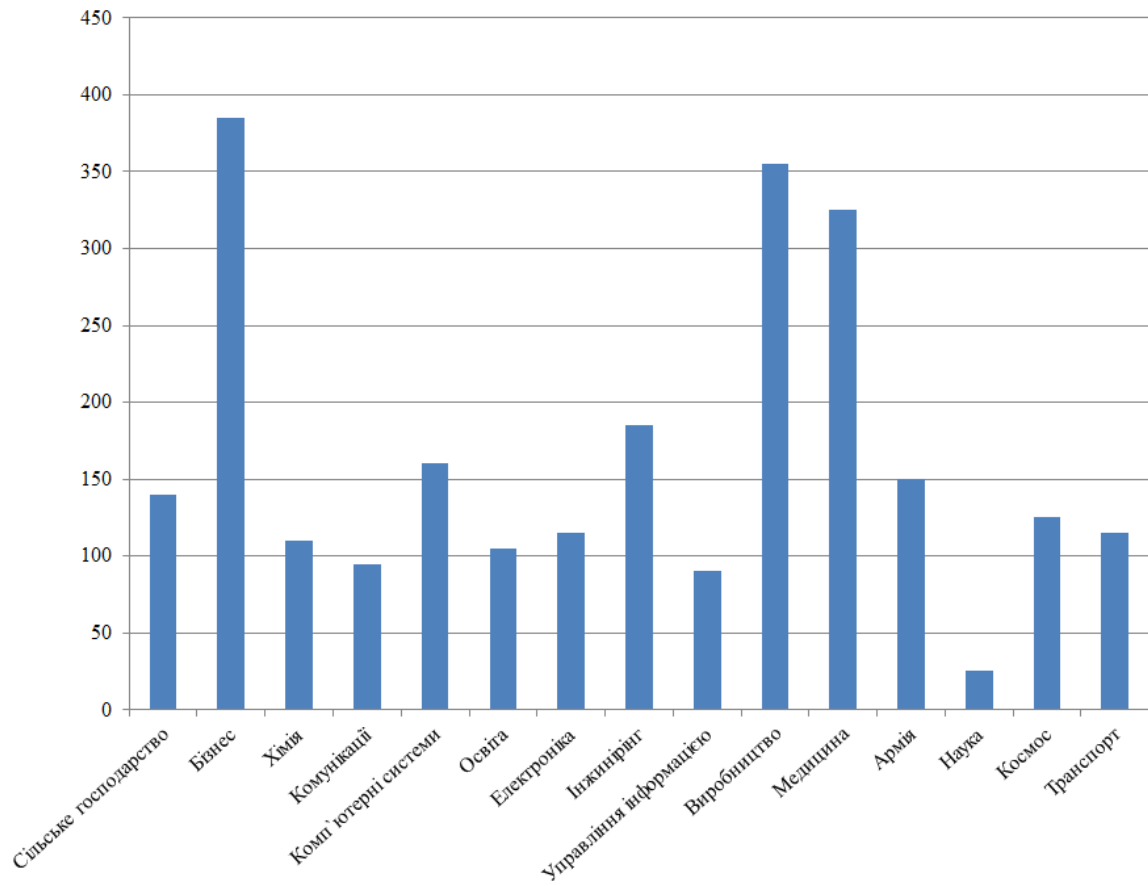


Рисунок 1 - Сфери застосування експертних систем

Архітектура експертної системи поєднує два компоненти:

- базу знань
- програмний інструмент доступу і обробки знань, що складається із
  - механізмів виводу рішень,
  - накопичення знань,
  - пояснення отриманих результатів
  - інтелектуального інтерфейсу.

База знань – це сукупність одиниць знань, які представляють собою формалізовані за допомогою деякого метода представлення знань,

відображення об'єктів проблемної області і їх взаємозв'язків, дій над об'єктами, і невизначеностей, над якими ці дії виконуються [1]. На рис. 2 зображено загальноприйнятну структуру експертної системи.

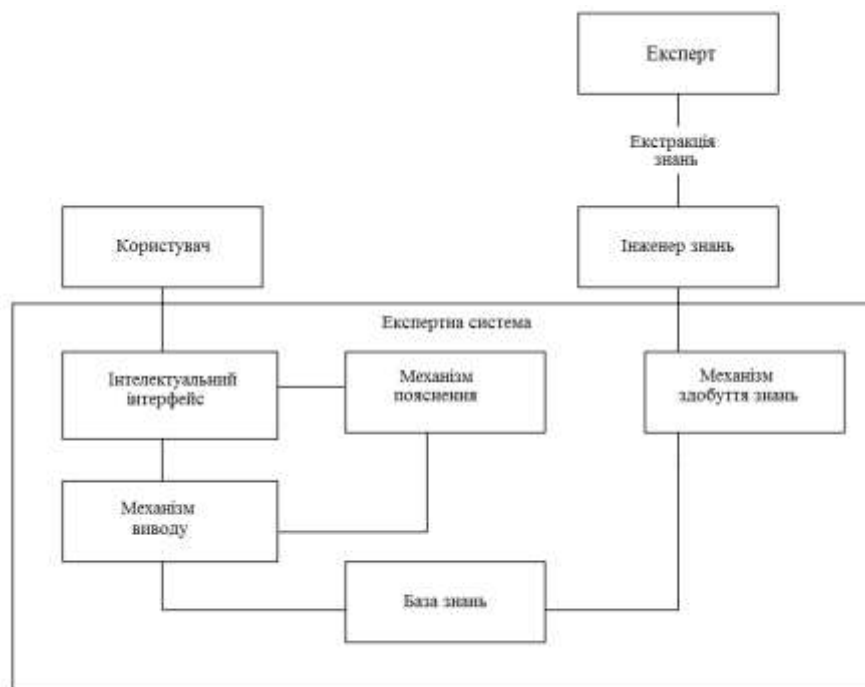


Рисунок 2 – Загальноприйнята структура експертної системи

Інтелектуальний інтерфейс. Обмін даними між кінцевим користувачем і ЕС виконує програма інтелектуального інтерфейсу, яка сприймає повідомлення користувача і перетворює їх у форму представлення бази знань і, навпаки, перетворює внутрішнє представлення результату обробки в формат користувача і виводить повідомлення на потрібний носій.

Механізм виводу. Цей програмний інструмент отримує від інтелектуального інтерфейсу перетворений у внутрішнє представлення запит, формує із бази знань конкретний алгоритм, а отриманий результат передається інтелектуальному інтерфейсу для видачі відповіді на запит користувача.

Механізм пояснення. В процесі або по результатам розв'язку задачі користувач може запитати пояснення ходу розв'язання. Таким чином на питання користувача «Як?» і «Чому?» отримано розв'язок або коли запитуються ті чи інші дані, система завжди може вивести всі розмірковування до потрібної контрольної точки, супроводжуючи видачу пояснення заздалегідь

підготовленими коментарями. Однак, не завжди користувача цікавить увесь хід розв'язання, що містить велику кількість непотрібних деталей. В такому випадку система повинна вміти вибрати із усього рішення тільки ключові моменти з урахуванням їх важливості і рівня знань користувача.

Застосування в експертних системах нейронних обчислювань покращує продуктивність таких систем, задає якісно новий рівень отриманих результатів в складних, неформалізованих задачах.

### **1.4 Нейронні обчислювання**

Нейронні обчислювання – це теорія розробки і дослідження систем обробки інформації, що використовує механізми сприйняття і переробки інформації природних інформаційних систем – мозку людини і тварин.

Можливості нейронних мереж обумовлені такими їхніми властивостями як:

1) паралельність обробки інформації: паралельне функціонування груп нейронів та розподільчу організацію пам'яті;

2) здатність до асоціювання, класифікації, узагальнення, абстрагування та інших процесів мислення;

3) здатність до самоорганізації. В процесі роботи нейронні мережі самостійно, під дією зовнішнього середовища навчаються вирішувати різноманітні завдання;

4) надійність. Вихід із ладу навіть 10% нейронів не впливає на процес роботи всієї мережі.

Нейронні обчислення вважаю потрібно розглядати як перспективну альтернативу запрограмованим обчисленням.

Задачі, що вирішуються за допомогою нейронних обчислень слід розділити на декілька напрямів:

- Класифікація образів. Завдання полягає в показі приналежності вхідного образу, представленого вектором ознак одного або декільком попередньо

визначеним класам. Для вирішення задачі використовується навчання з «вчителем» - мережі надається навчальна вибірка, яка складається з пар «вхідний образ, мітка класу», і використовуються певні правила для того, щоб навчити мережу визначати мітку класу для вхідного образу, який на етапі функціонування може і не входити в навчальну вибірку. Така методика дозволяє розпізнавати образи навіть із 45% наявності шумів на вхідному зображенні.

- Кластеризація/категоризація. При вирішенні завдання кластеризації (класифікація образів без «вчителя») відсутня навчальна вибірка з мітками класів. Алгоритм кластеризації базується на схожості образів та розміщує близькі образи в один кластер.

- Апроксимація функцій. Необхідна при вирішенні багаточисленних інженерних та наукових задач моделювання.

- Передбачення/прогнозування. Нехай задані значення дискретних відліків в послідовні моменти часу – задача полягає в передбаченні значення в деякий майбутній момент часу.

- Оптимізація. Задачею алгоритму оптимізації є пошук такого рішення, яке задовольняє систему обмежень та максимізує або мінімізує цільову функцію.

- Асоціативна пам'ять. У моделі обчислень фон Неймана звернення до пам'яті можливе лише за допомогою адреси, що не залежить від вмісту пам'яті. Вміст пам'яті може бути визначений навіть за частковими даними, або викривленим змістом.

## 1.5 Нейронні мережі

Нейронна мережа - це паралельна розподілена структура обробки інформації у вигляді направленого графа з урахуванням наступних обмежень і визначень[3]:

1) вершинами графа є елементи, що оброблюють інформацію – активні елементи; активний елемент штучної нейронної мережі - штучні нейрони;

2) дуги графа - зв'язки; кожна функціонує як однонаправлений канал неперервної передачі сигналу; математичний тип даних, що передаються по зв'язкам, може бути будь яким;

3) кожний активний елемент може приймати будь яку кількість вхідних зв'язків (входів);

4) кожен активний елемент може мати будь яку кількість вихідних зв'язків (виходів), але по ним повинен передаватись один і той же сигнал (вихідний сигнал);

5) активний елемент має локальну пам'ять; вміст локальної пам'яті характеризує зв'язок і називається ваговим коефіцієнтом зв'язку; вихідний сигнал активного елемента визначається як значення функції, що називається функцією активації, аргументами якої є вагові коефіцієнти і вхідні сигнали;

6) вхідні сигнали нейронної мережі подаються через вхідні зв'язки, а вихідні сигнали - закінчуються за межами мережі.

Як правило[3], в більшості штучних нейронних мереж множина штучних нейронів поділяється на підмножини, що називаються шарами. Штучні нейрони можуть бути пов'язані як із нейронами свого шару, так із нейронами з інших шарів.

Багато моделей штучних нейронних мереж містять шар, що називається вхідним. Кожен нейрон вхідного шару приймає тільки зовнішні по відношенню до мережі вхідні сигнали, і, як правило, його функція полягає лише в передачі сигналів на наступний шар мережі.

Функцією нейрона є також реалізація процесу навчання мережі, яке полягає в зміні значень вхідних коефіцієнтів у відповідності із зміною умов функціонування[3]. На рис. [3] зображено схему штучного нейрона з функцією активації.



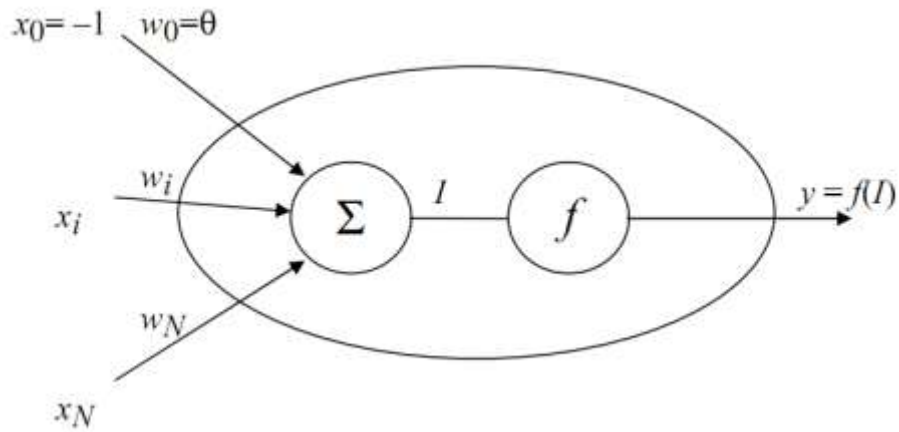


Рисунок 3 – Штучний нейрон з функцією активації

Кожний з  $N+1$  вхідних сигналів  $x_i$  помножується на відповідний ваговий коефіцієнт  $w_i$  і надходить на підсумовуючий блок, що позначається як  $\Sigma$ . Множина вагових коефіцієнтів вхідних зв'язків нейрона позначається як  $W$  і являє собою вектор-стовпчик  $W = [w_0, w_1, \dots, w_n]^T$ .

Підсумовуючий блок, що відповідає тілу біологічного елемента, алгебраїчно додає зважені входи:

$$I = \sum_{i=0}^N w_i x_i = W^T X \quad (1)$$

Значення  $I$  називається внутрішнім виходом штучного нейрона, та трансформується функцією активації  $f$ , в результаті чого отримуємо вихідний сигнал штучного нейрону:  $y=f(I)$ .

Значення параметрів  $x_0$  та  $w_0$  фіксовані. Ваговий коефіцієнт  $w_0$  приймає значення  $\theta$ , що має назву порогове значення функції активації.

З існуючих різновидів функції активації, вибрана найбільш зручна, з мого погляду, у користуванні нелінійна залежність (логістична функція), що визначається як:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}} \quad (2)$$

де  $a$  – параметр, що визначає властивості функції.

## 1.6 Архітектури штучних нейронних мереж

Відомо, що є чотири основні різновиди архітектур штучних нейронних мереж[3].

1. Одношарові прямонаправлені мережі.  $K$ - шаровою називається штучна нейронна мережа, яка складається з  $k$  груп нейронів, розділених на шари. Якщо сигнали в мережі поширюються лише у напрямку «початок-кінець», то така штучна нейронна мережа називається прямонаправленою.

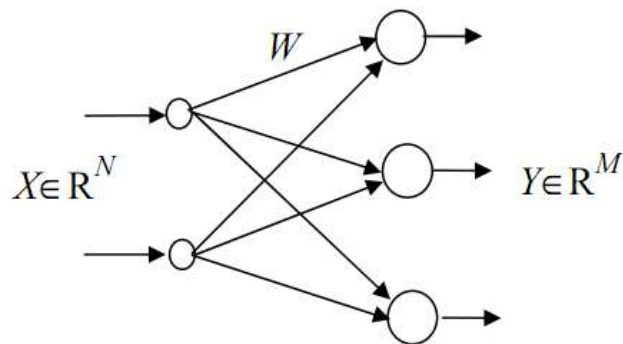


Рисунок 4 – Прямонаправлена мережа з одним шаром нейронів

Вона містить в собі шар вхідних нейронів та шар вихідних. Нейрони вхідного шару просто передають сигнали на вихідний шар, не трансформуючи їх. У вихідному – відбувається трансформація сигналів та формування виходу мережі. Матриця  $W$  має розмірність  $M \times N$ . Мережа функціонує за правилом:  $Y=f(WX)$ ;

$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^N w_j x_j\right) \quad (3)$$

де  $i = 1, \dots, M$ .

2. Багатошарові прямонаправлені мережі. Вони характеризуються наявністю одного або декількох проміжних (прихованих) шарів, які забезпечують перетворення інформації. Нейрони прихованого шару називаються прихованими. У прихованих нейронах послідовно, шар за шаром, відбувається нелінійне перетворення сигналів. Сигнали з останнього

прихованого шару надходять на нейрони вихідного шару, які формують вихід мережі.

Мережа функціонує за правилом:

$$\begin{aligned} Z &= f(VX); \\ Y &= f(WZ) = f(Wf(VX)) \end{aligned} \quad (4)$$

$$y_i = f\left(\sum_{l=1}^L w_{il} f\left(\sum_{j=1}^N v_{lj} x_j\right)\right)$$

де  $i = 1, \dots, M$ .

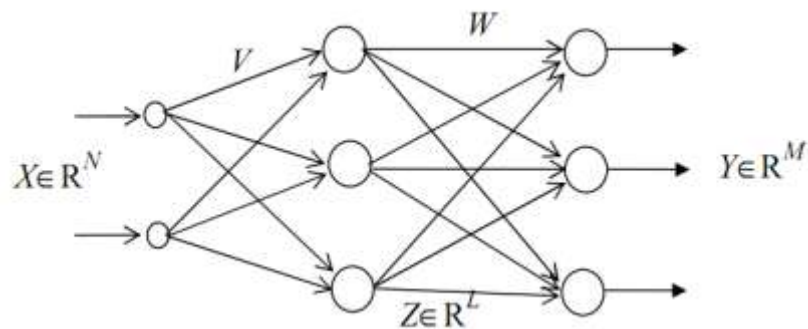


Рисунок 5 – Двошарова мережа

3. Рекурентні мережі. Цей тип штучної нервової мережі відрізняється існуванням зворотних зв'язків та елементів тимчасової затримки сигналу.

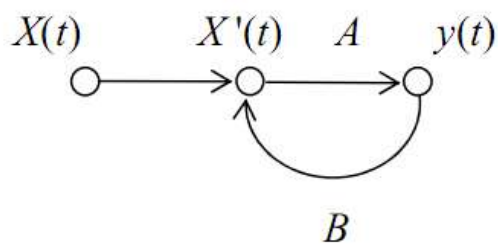


Рисунок 6 – Рекурентна мережа

Вхідний сигнал  $X(t)$ , внутрішній сигнал  $X'(t)$  і вихідний сигнал  $y(t)$  – функції змінної  $t$  – дискретних відліків часу.

Якщо уявити, що прямий канал передачі даних характеризується деяких оператором  $A$ , а зворотній –  $B$ , то  $y(t) = A[X'(t)]$ , а  $X'(t) = X(t) + B[y(t)]$ . Тоді

$$y(t) = \frac{A}{1 - AB} [X(t)] \quad (5)$$

Найбільш простим випадком рекурентної мережі є один шар нейронів, що охоплений зворотними зв'язками. При цьому кожен нейрон отримує вихідні сигнали решти нейронів з деякою часовою затримкою.

4. Повнозв'язані мережі. Характерною ознакою штучної нейронної мережі цього типу є наявність зв'язків між всіма нейронами. Повнозв'язані мережі використовують при вирішенні задач класифікації та розпізнаванні образів.

### 1.7 Навчання штучних нейронних мереж

Алгоритми навчання нейронної мережі можуть бути представлені як у диференційній формі, так і у різницевій. При використанні диференційних рівнянь передбачають, що процеси безперервні і здійснюються подібно до великої аналогової мережі. Активаційний рівень нейрона визначається середньою швидкістю з якою він надсилає дискретні потенційні імпульси по своєму аксону. Середня швидкість, зазвичай, розглядається як аналогова величина.

Процес навчання штучних нейронних мереж нагадує процес інтелектуального розвитку людської особистості. Однак, можливості навчання дещо обмежені і необхідно вирішити багато складних задач для визначення правильності обраного шляху навчання.

Мережа навчається для того, щоб для деякої кількості входів надавати потрібну множину виходів. Кожна вхідна (вихідна) множина розглядається як вектор. Навчання здійснюється шляхом послідовного подання вхідного вектора з одночасним підлаштуванням вагових коефіцієнтів у відповідності із певною процедурою. У процесі навчання вагові коефіцієнти мережі поступово стають такими, щоб кожний вхідний вектор продукував вихідний.

Слід розрізняти алгоритми навчання з вчителем і без вчителя.

Навчання з учителем передбачає, що для кожного вхідного вектора існує цільовий вектор, який і представляє собою потрібний вихід. Разом вони називаються навчальною парою. Зазвичай мережа навчається на деякій кількості таких навчальних пар. Надається вихідний вектор, вираховується вихід мережі, та порівнюється з відповідним цільовим вектором, різниця (помилка) за допомогою зворотного зв'язку надається в мережу і вагові коефіцієнти змінюються у відповідності до алгоритму, який направлений на мінімізацію помилки. Вектори навчальної множини надаються по чергово, вираховуються помилки і вагові коефіцієнти підлаштовуються для кожного вектора до тих пір, доки помилка по всьому навчальному масиву не досягне допустимо низького рівня.

Вважаю, що не дивлячись на багаточисельні прикладні досягнення, навчання з учителем має біологічну неправдоподібність. Мозок людини не здатний порівнювати дійсні значення виходів із очікуваними і корегувати їх за допомогою зворотного зв'язку.

На мій погляд навчання без вчителя є найбільш достовірною моделлю навчання в біологічній системі. Розвинута Кохоненом та іншими, вона не потребує цільового вектора для виходів і, відповідно, не потребує порівняння з наперед визначеними ідеальними відповідями. Навчальна множина складається лише із вхідних векторів. Навчальний алгоритм підлаштовує вагові коефіцієнти мережі так, щоб отримувати узгоджені вихідні вектори, тобто щоб подання достатньо близьких вхідних векторів давало однакові виходи. Процес навчання, відповідно, виділяє статистичні властивості навчальної множини та об'єднує схожі вектори у класи. Подання на вхід вектора із даного класу дає певний вихідний вектор, проте до початку навчання не можливо передбачити який вихід буде продукуватись даним класом вхідних векторів. Таким чином, виходи подібної мережі повинні трансформуватися у деяку зрозумілу форму, яка обумовлена процесом навчання, що не є серйозною проблемою. Зазвичай, не складно ідентифікувати зв'язок між входом і виходом, що встановлений мережею.

У останні роки над штучними нейронними мережами домінували логічні і символно-операційні дисципліни. Наприклад, широко пропагандувалися експертні системи, у яких є багато помітних успіхів, так само, як і невдач. На мою думку, штучні нейронні мережі замінять собою сучасний штучний інтелект, але багато що свідчить про те, що вони будуть існувати, об'єднуючись в системах, де кожний підхід використовується для рішення тих задач, з якими він краще справляється.

Коли система розпізнавання образів не в змозі дати адекватну інтерпретацію, питання передається у вищі відділи мозку. Вони можуть запитати додаткову інформацію і обробка займе більше часу, але якість отриманих внаслідок рішень може бути вищою. Уявіть штучну систему, що слідує такому розподілу праці. Штучна нейронна мережа реагувала б в більшості випадків відповідним образом на зовнішнє середовище. Оскільки такі мережі здатні вказувати довірчий рівень кожного рішення, то мережа "знає, що вона не знає" і передає даний випадок для дозволу експертній системі. Рішення, що приймаються на цьому більш високому рівні, були б конкретними і логічними, але вони можуть потребувати збору додаткових фактів для отримання остаточного висновку. Комбінація двох систем була б більш могутньою, ніж кожна з систем окремо, слідуючи при цьому високоефективній моделі, що дається біологічною еволюцією.

## 2 Практична частина

В якості практичної реалізації поставлених задач планується створити програму-експертну систему для розрахунку передаточних механізмів та вирішення конструктивних особливостей при використанні їх в відповідних САПР на виробництві. При написанні програми буде використано одношарову нейронну мережу.

Суть програми полягає у наступному. Користувач задає набір вхідних даних та деякі, заздалегідь відомі, вихідні дані. В процесі розрахунку система визначає до якого типу передаточних механізмів може належати шуканий механізм. У разі не чіткого співпадіння із певним передаточним механізмом, користувачу буде запропоновано декілька альтернатив, з яких він може обрати потрібний. Також у процесі розрахунку користувачу задається ряд питань для того, щоб становити в якому середовищі буде працювати механізм, скільки змін, скільки років потрібно відпрацювати і т.д. Ці дані потрібні для того, щоб максимально точно розрахувати передаточний механізм, щоб він відповідав умовам використання і мав максимально можливий термін роботи.

Після виконання всіх потрібних розрахунків робиться запит до бази знань на предмет виявлення в ній передаточного механізму, який би задовольнив вимоги користувача. В базі знань міститься інформація про моделі передаточних механізмів, варіанти їх компоновки, деталей, умов і терміні використання та інша потрібна інформація. У раз 100% співпадіння користувачу буде запропоновано конкретну модель редуктора. Якщо не має 100% співпадіння, то користувачу буде запропоновано обрати із декількох альтернатив, що будуть частково задовольняти вимоги користувача, а також рекомендації щодо заходів, які може виконати користувач задля того, щоб обраний передаточний механізм максимально задовольнив його вимоги. Це може бути заміна підшипників, манжет, використання певних мастил і т.д. В результаті таких заходів створюється нова конфігурація редуктора, яка заноситься до бази знань, таким чином доповнюючи її.

В програмі використовуватимуться нейронні мережі. Продемонструвати роботу простої нейронної мережі можна на прикладі програми Neural network wizard від компанії BaseGroup.

Для початку роботи потрібно провести навчання нейронної мережі.

Для цього завантажуюмо навчальну множину в програму. Для функції додавання навчальна множина виглядає наступним чином:

```
s1 0 1 1 2 3 4 2 5 6 7 8 9 9 10 10 2 6 1 3 9 8
s2 0 1 2 2 3 4 4 5 6 7 8 9 10 9 10 3 1 5 8 7 9
res 0 2 3 4 6 8 6 10 12 14 16 18 19 19 20 5 7 6 11 16 17
```

Далі задаємо параметри для вхідних і вихідних полів.

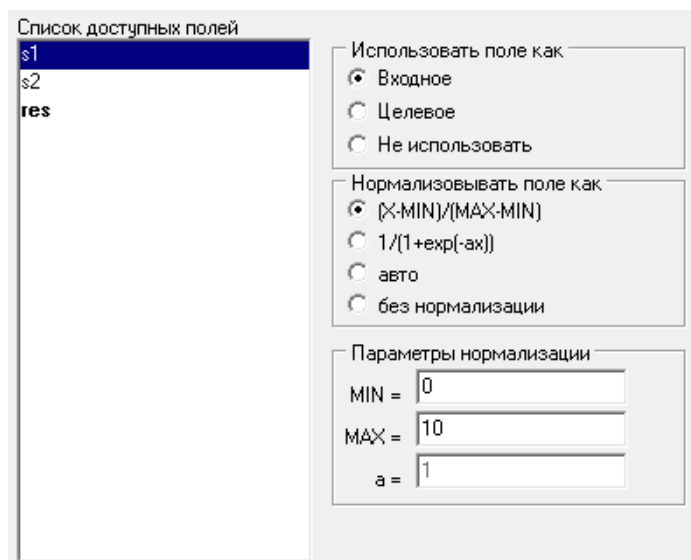
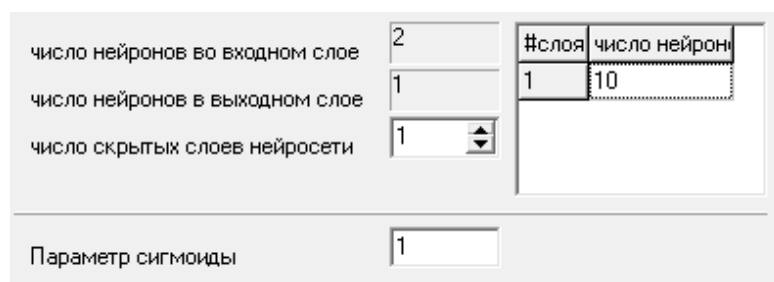


Рисунок 7 – Налаштування вхідних і вихідних полів

Наступним етапом є налаштування нейронної мережі. Тут можна задати кількість шарів мережі, кількість нейронів в кожному шарі, а також задати вигляд сигмоїди.



Риснунок 8 – Налаштування параметрів нейронної мережі



Наступним кроком є задання параметрів навчання мережі. Тут можна задавати швидкість навчання, розмір вибірки для навчання, а також критерії зупинки навчання – кількість епох, маскимальну похибку, середню похибку і т.д.

Использовать для обучения нейросети: 95 % выборки

Скорость обучения: 0.1

Момент: 0.9

Распознано если ошибка по примерук: 0.05

Использовать тестовое множество как валидационное

Критерии остановки обучения

Прошло: 10000 эпох

Макс. ошибка при обучении <: 0.05

Средняя ошибки при обучении <: 0.0005

Распознано: 80 % обучающей выборки

Макс. ошибка при тестировании <: 0.05

Средняя ошибки при тестировании <: 0.00005

Распознано: 80 % тестовой выборки

Рисунок 9 – Налаштування параметрів навчання нейронної мережі

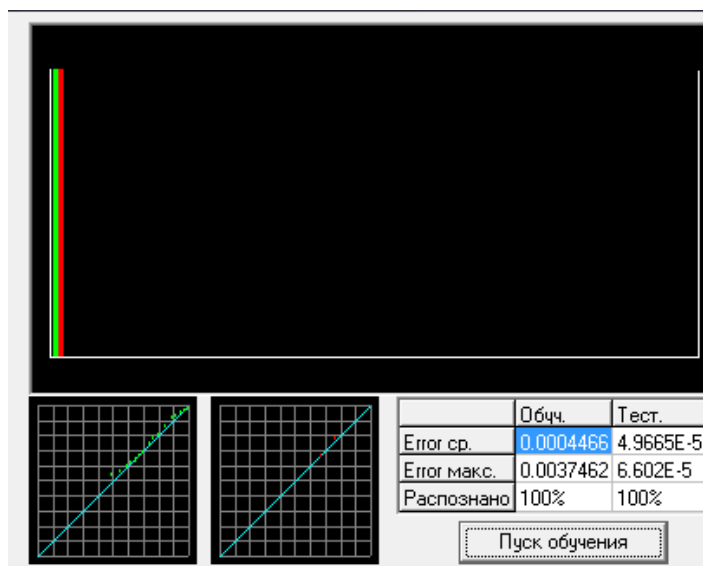


Рисунок 10 – Навчання завершено

Після завершення навчання можна переходити безпосередно до розрахунків. В данному прикладі виконується додавання двох чисел від 1 до 10.

Набор входных параметров		Рассчитанные значения	
s1	2	res	3.84980623378667
s2	2		
s1	5	res	13.4602906569063
s2	8		
s1	9	res	18.0004611248432
s2	9		
s1	1	res	8.03321712375825
s2	7		

Рисунок 11 – Приклади додавання двох чисел

В наступному прикладі проведена та сама методика, що описана вище, але замість операції додавання виконується операція добування кореня із чисел від 1 до 16.

Набор входных параметров		Рассчитанные значения	
in	4	out	1.93760463784717
in	9	out	3.04358592862027
in	16	out	3.8203626151329
in	8	out	2.85936109094064

Рисунок 12 – Приклад добування кореня із числа

Як видно із наведених прикладів, існує деяка похибка в розрахунках. Її можна зменшити, якщо задати більшу навчальну множину, та вказати в налаштуваннях навчання ще меншу похибку. Але за таких умов навчання мережі займе значно більше часу.

Отже, на прикладі Neural network wizard було продемонстровано процес навчання нейронної мережі з вчителем та приклади розрахунків. Аналогічний метод побудови нейронної мережі буде застосований при написанні експертної системи.

## Висновки

Штучні нейронні мережі є важливим доповненням поняття розрахунків. В майбутньому вони можуть дозволити створювати автомати, що виконують функції, які раніше були доступні лише людині.

Проведений аналіз наукової літератури дозволяє зробити висновки:

- 1 Використання нейрокомп'ютерів для вирішення все більш складних прикладних задач потребує подальшого збільшення розмірів та удосконалення методів навчання нейронних мереж.
- 2 Досягнений за останні роки прогрес у сфері мікроелектроніки робить реальним створення штучних нейронів, які можна порівняти з живою клітиною за розмірами та енергоспоживанням.
- 3 Однак, до тепер залишаються далекими від вирішення питання екстракції інформації з потоку сенсорних реакцій, її подання в природних структурах, формування знань в нейронній пам'яті.
- 4 Нові покоління штучних нейронних мереж є багатомодульними системами, які складаються з нейронних модулів, побудованих на основі різних нейропарадигм.
- 5 Нові штучні нейронні мережі будуть діяти подібно до колективу вчених-експертів, які займаються пошуком рішення складної задачі. За рівнем складності такі системи нині вже наближаються до нервової системи живих організмів.
- 6 Пошук ефективних методів організації та навчання великих нейронних мереж є на сьогодні актуальною проблемою. Її вирішення допоможе краще зрозуміти механізми пам'яті та принцип дії нервової системи живих організмів.
- 7 Дослідження нейронних мереж будуть корисні при розробці ефективних інформаційних систем зі штучним інтелектом.
- 8 Прогнозованими результатами роботи є:

- розроблена методика використання нейронних мереж при виборі принципової конструктивної схеми і розрахунках передаточних механізмів, яку можна буде використовувати як шаблон для побудови аналогічних нейронних мереж в інших галузях машинобудування;
- розроблені нові критерії класифікації інформації;
- вивчені теоретичні і практичні відомості, що стосуються використання нейронних мереж при розробці експертних систем;
- досліджена інформація про використання нейрокомп'ютинга в різних предметних областях;
- створена програмно-експертну систему можна буде використовувати як відповідний модуль САПР у наукових і навчальних цілях, у конструкторських бюро і на виробництві.

## Список використаних джерел

1. Шевченко А.В. Гипотеза сознания или нейроинформационные системы, «Искусственный интеллект», No.1,2003, с. 248-264.
2. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. - М., 1992.
3. Мигас С.С. Интеллектуальные информационные системы, С-Пб, 2009, с.87-95.
4. Adlemo A., Andréasson S.-A., Balanced automation in flexible manufacturing systems, International Journal of Studies in Informatics and Control. - Vol. 5, No. 2, June 1996, P. 179-187.
5. Залого В. А., Криворучко Д. В., Мишенин А. А. Выбор оптимальной структуры нейронной сети для решения задач теории резания// Резание и инструмент в технологических системах: Межд. научн. техн. сборник. –Х.: НТУ «ХПИ», 2002. –Вып. 63. –С. 65-71.
6. Мишенин А.А. Применение нейронных сетей для решения задач в машиностроении [Текст] / А.А. Мишенин // Вісник Сумського державного університету. Серія Технічні науки. — 2003. — №11(57). — С. 17-24.
7. Тельнов Ю.Ф. Интеллектуальные информационные системы. Московский международный институт эконометрики, информатики, финансов и права. - М.,2004. - 82 с.
8. Заенцев И.В. Нейронные сети: основные модели. – Воронеж: Изд-во ВГУ, 1999.
9. Головки В.А. Нейронні мережі: навчання, організація і застосування.// Головки В.А. – М.: Радіотехніка, 2001.- 256 с.
10. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей: Пер. с англ. – М.: Изд. дом «Вильямс», 2001. – 288 с.
11. Семенченко А.В. Применение искусственных нейронных сетей для создания экспертной системы диагностирования технологического оборудования, МГСУ, 2007.

12. Арзамасцев А. А., Зенкова Н. А., Неудахин А. В. Автоматизированная технология построения экспертных систем с интеллектуальным ядром на основе ИНС- моделей // Открытое образование. 2008. № 3 (68). С. 35- 39.
13. Арзамасцев А. А., Крючин О.В., Азарова П.А., Зенкова Н.А. Универсальный программный комплекс для компьютерного моделирования на основе искусственной нейронной сети с самоорганизацией структуры // Вестник Тамбовского университета. Сер. Естественные и технические науки. Тамбов, 2006. т. II. Вып. 4. С. 564-570.
14. Freeman J., Skapura D. Neural Networks. Algorithms, Applications, and Programming Techniques. – Houston: University of Houston at Clear Lake, Addison-Wesley Publishing Company, 1991.
15. Гаврилова Т.А. Базы знаний интеллектуальных систем. – СПб.: «Питер», 2001. - 384 с.
16. Липинский Л.В., Малько В.А. Подходы к формированию базы правил для нечетких систем управления // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета имени академика М.Ф. Решетнева. – Вып. 5. – 2004.
17. Viharos, Zs.J.; Monostori, L.; Vincze, T.; Training and application of artificial neural networks with incomplete data, The Fifteenth International Conference on Industrial & Engineering Application of Artificial Intelligence & Expert Systems, Book: Lecture Notes of Artificial Intelligence, Springer Computer Science Book, Springer-Verlag Heidelberg; Cairns, Australia, 17-20 June, 2002, pp. 649-659.
18. Вороновский Г. К., Махотило К. В., Петрашев С. Н., Сергеев С. А. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности – Х.: ОСНОВА, 1997 г. – 112 с.
19. Шейнблит А.Е. Курсовое проектирование деталей машин: Учеб. пособие. Изд-е 2-е, перераб. и дополн. — Калининград: Янтар. сказ. 2002. —с. 454.
20. Чернавский С.А. и др. Курсовое проектирование деталей машин. Инфра-М, 2011. – с. 415.