

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2022-46-08>

УДК 004.02

Кошель Архип Володимирович, магістр, розробник програмного забезпечення
Товариство з обмеженою відповідальністю "Арткай"

<https://orcid.org/0000-0003-1099-0995>

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

ПЕРСПЕКТИВНІ НАПРЯМКИ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У КОНСТРУКТОРСЬКІЙ ДІЯЛЬНОСТІ

Кошель А. В. Перспективні напрямки застосування нейронних мереж у конструкторській діяльності. У статті описано перспективні напрямки застосування нейронних мереж у конструкторській діяльності. Наголошено, що в умовах сьогодення нейромережеві технології знайшли застосування в економіці, медицині, промисловості, багатьох інших галузях науки і техніки, здатні вирішувати практично будь-які завдання, пов'язані з моделюванням, прогнозуванням, оптимізацією. Наголошено на проблематиці дослідження, підкреслено, що виробничі процеси характеризуються величезним розмаїттям динамічно взаємодіючих параметрів і зазвичай надто складні до створення адекватних аналітичних моделей, а у деяких випадках вдалі з погляду адекватності описуваному процесу аналітичні математичні моделі виявляються неспроможними через високі вимоги до обчислювальної потужності. Запропоновано дві моделі нейронних мереж: глибока нейронна мережа та згортоква нейронна мережа, робота яких направлена на використання у конструкторській діяльності яка спрямована на проектування лонжерону автомобіля. Описано та схематично запропоновано блок-схему зворотного проектування профілів лонжеронів, а також сформовано багатопшарову архітектуру згорткової нейронної мережі, яка використовується у конструкторській діяльності, яка складається із згорткового шару, шару об'єднання та повністю пов'язаного шару та сформовано архітектуру глибокої нейронної мережі, яка використовується у конструкторській діяльності направленої на проектування лонжерону автомобіля. Наголошено, що на відміну від моделі згорткової нейронної мережі, дані навантаження розглядаються як ціле, а не поділяються на статичні та динамічні, а зворотне проектування з використанням глибокої нейронної мережі здійснюється за допомогою стандартних бібліотек. Підкреслюється, що нейромережеві технології можуть бути корисними при створенні набору базових програмних моделей-блоків, наділених певними властивостями, що відповідають деяким реальним процесам або явищам, для подальшого їх комбінування в більш складних системах конструювання. Причому найскладніша частина такого набору модулів це саме середовище взаємодії таких блоків, яке у перспективі також може бути побудовано на основі нейронних мереж.

Ключові слова: згортоква нейронна мережа, глибока нейронна мережа, параметри, проект, конструкторська діяльність, машинобудування, збірка.

Koshel Arkhpy. Promising directions of application of neural networks in design activity. The article describes promising areas of application of neural networks in design activities. It is emphasized that in today's conditions neural network technologies have found application in economics, medicine, industry, and many other fields of science and technology, capable of solving almost any problem related to modeling, forecasting, optimization. Emphasis is placed on the research issues, emphasizing that production processes are characterized by a huge variety of dynamically interacting parameters and are usually too difficult to create adequate analytical models, and in some cases successful in terms of adequacy of the described process analytical mathematical models fail due to high computing power requirements. Two models of neural networks are proposed: deep neural network and convolutional neural network, the work of which is aimed at use in design activities aimed at designing a car spar. Describes and schematically proposes a block diagram of the reverse design of spar profiles, as well as formed a multilayer architecture of convolutional neural network used in design activities, consisting of convolutional layer, union layer and fully connected layer and formed deep neural network architecture, which is used in design activities aimed at designing a car spar. It is emphasized that, in contrast to the model of convolutional neural network, these loads are considered as a whole, not divided into static and dynamic, and reverse design using a deep neural network is carried out using standard libraries. It is emphasized that neural network technologies can be useful in creating a set of basic software unit models, endowed with certain properties that correspond to certain real processes or phenomena, to further combine them in more complex design systems. Moreover, the most complex part of such a set of modules is the very environment of interaction of such blocks, which in the future can also be built on the basis of neural networks.

Key words: convolutional neural network, deep neural network, parameters, project, design activity, mechanical engineering, assembly.

Вступ та постановка завдання. Конструкторська діяльність нині розвивається швидкими темпами. У даному напрямку впроваджуються новітні схеми та механізми здійснення конструювання та проектування того чи іншого елемента збірки. Масштабно конструкторська діяльність розвинена на машинобудівних та авіобудівних підприємствах, підприємствах робота яких спрямована на випуск електротехніки та засобів масової комунікації, тощо.

У більшості випадках, у процесі проектування форма заготовки змінюється ітеративно, що призводить до необхідності оптимізації однієї або кількох цільових функцій, які відповідають за зниження або підвищення тиску, підвищення ефективності, або задовольняючи певні конструктивні обмеження закладені у конструкторській документації. Один з методів, який прискорює цей процес метод зворотного проектування. В цьому методі, конструктор задає потрібну мету; наприклад встановлює граничний тиск розподілу за профілем; та створює

оптимізований профіль необхідної форми. Загалом, процеси оптимізації діляться на градієнтні та безградієнтні алгоритми. Безградієнтні алгоритми можуть досягати глобально оптимального рішення, але вимагають тривалішого часу збіжності та за своєю суттю є набагато складніші у виконанні. Алгоритми на основі градієнта підходять для проектування форм, які перебувають у безперервному виробництві.

Останнім часом методи глибокого навчання набирають популярності порівняно зі звичайними методами проектування. Стратегії машинного навчання використовуються для зворотного проектування, оскільки вони забезпечують швидку, точну та надійну структуру проектування.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. В умовах сучасного розвитку, актуальності набувають роботи направлені на впровадження штучного інтелекту у різні сфери людської діяльності з метою вдосконалення існуючої системи. Вчені підходять до розгляду основних аспектів автоматизації, пропонуючи нові методи та алгоритми, для підвищення продуктивності та скорочення часу виконання технологічного процесу.

О. А. Гавриш та С. В. Салоїд [1] розкрили питання використання теорії штучних нейронних мереж для оцінки результатів управлінських дій на економічну безпеку підприємств точного машинобудування.

В. Б. Гітис та А. Г. Аббакумова [2] провели дослідження ефективності використання нейронних мереж для прогнозування поведінки часових рядів. Проведені дослідження оптимальності характеристик і параметрів NAR-моделі на прикладі оцінювання обсягів продажу металургійного виробництва довели ефективність даного підходу до прогнозування динаміки часових рядів.

У статті [3] пропонується зниження надмірності нейронної мережі та необхідності зменшення числа нейронів прихованого шару при заданому рівні помилки навчання мережі. Мінімальне число нейронів прихованого шару для випадку 11-ти контролюючих штатних датчиків параметри автотракторному двигуна і п'яти класів типових дефектів вузлів АТД може бути знижено до п'яти-семи при високій якості розпізнавання стану автотракторного двигуна.

Використання нейронних мереж при реалізації процедур генетичного алгоритму для складання розкрійних схем запропонували О. З. Колиско та М. І. Шолудько [4]. У [5] запропоновано метод автоматизованої обробки послідовності термограм, отриманих у результаті активного теплового контролю багатошарових матеріалів, який використовує нейромережеві технології для аналізу температурних профілів у кожній точці об'єкту та дозволяє одночасно проводити класифікацію знайдених дефектів, вимірювати їх глибину залягання та розкрити.

Із зарубіжних авторів варто відзначити такі роботи як: Bennis Fouad & Chedmail P. & Helary O. [6], Ye Andre [7], Diao Jie [8], Sasaki Hidenori & Hidaka Yuki & Igarashi Hironaka [9], Adithya D & C Dinakaran [10], Frankreiter Florian & Breitenreiter Anselm & Schrape Oliver & Krstic Milos [11], Sossa Humberto & Virgilio-G Carlos [12], Fadhil Talal & Ahmed Taher & Mashhadany Yousif [13], Xiao Yang & Fan Wuyu & Du Yuan & Du Li & Chang Mau-Chung Frank [14], Guo Xiaohan & Xu Xiaopeng & Li Yu & Huang Weiping [15] Wang Dali & Zilouchian Ali [16] та інші.

Проте, враховуючи описані наукові набутки, за темою, питання розкриття перспективних напрямків застосування нейронних мереж у конструкторській діяльності залишається відкритим та потребує детального опрацювання.

Постановка завдання. Здійснити дослідження перспективних напрямків застосування нейронних мереж у конструкторській діяльності.

Викладення основного матеріалу дослідження. Штучна нейронна мережа працює за принципом людського мозку та виконує конкретне завдання або реалізує функцію оптимізації. Проте сформована мережа потребує навчання відповідно до завдання покладеного в основу її роботи. Для точного навчання моделей нейронної мережі потрібна велика кількість даних: чим більше даних, тим точнішими будуть передбачення форми профілю заготовки, яка підлягає конструкторській розробці. Якщо дані, агреговані для навчання моделі, мають дуже схожі форми заготовок, тоді модель може не передбачити аналогії необхідної форми. З іншого боку, якщо навчальні дані значною мірою різномірні, модель може не навчитися на певному типі заготовки. Отже, важливо наповнювати модель великим набором даних про заготовку, які є специфічними для загального набору, що проектується, а також різномірними для різних наборів.

Розглянемо принципи застосування нейронної мережі у конструкторській діяльності при проектуванні лонжерону. Лонжерон – конструктивний вузол автомобіля, який виглядає як прямокутна труба, тобто металевий профіль із прямокутним перетином. Навчальні дані для

моделювання нейронної мережі генеруються з програмного забезпечення для моделювання. У якості моделі даних для навчання мережі використовуються координати лонжерону, які передаються програмному забезпеченню для створення відповідних розподілів тиску. Цей процес генерації набору даних автоматизований за допомогою програмного коду. Для заданого набору умов робочого потоку, код вилучення даних автоматично виконує програмне забезпечення для створення графіка розподілу тиску для кожного профілю лонжерону.

База даних з навчальною вибіркою з будь-якими відсутніми параметрами призведуть до більших втрат і нижчої точності моделі. Обов'язковою умовою є вилучення розбіжності в наборі даних для забезпечення однорідності.

Враховуючи, динамічні та статичні сили, які впливають на лонжерони постійно кожен профіль у програмному забезпеченні для проектування характеризується використанням поперечників, які згруповані на передній і задній кромках лонжерону. Зображення профілю лонжерону необхідні штучній нейронній мережі для навчання та числові значення параметрів зберігаються у навчальній вибірці бази знань.

Згорткова нейронна мережа – це модель глибокої нейронної мережі, яка керується даними у набір яких входять графічні дані, це упорядкована версія багат шарового перцептрона.

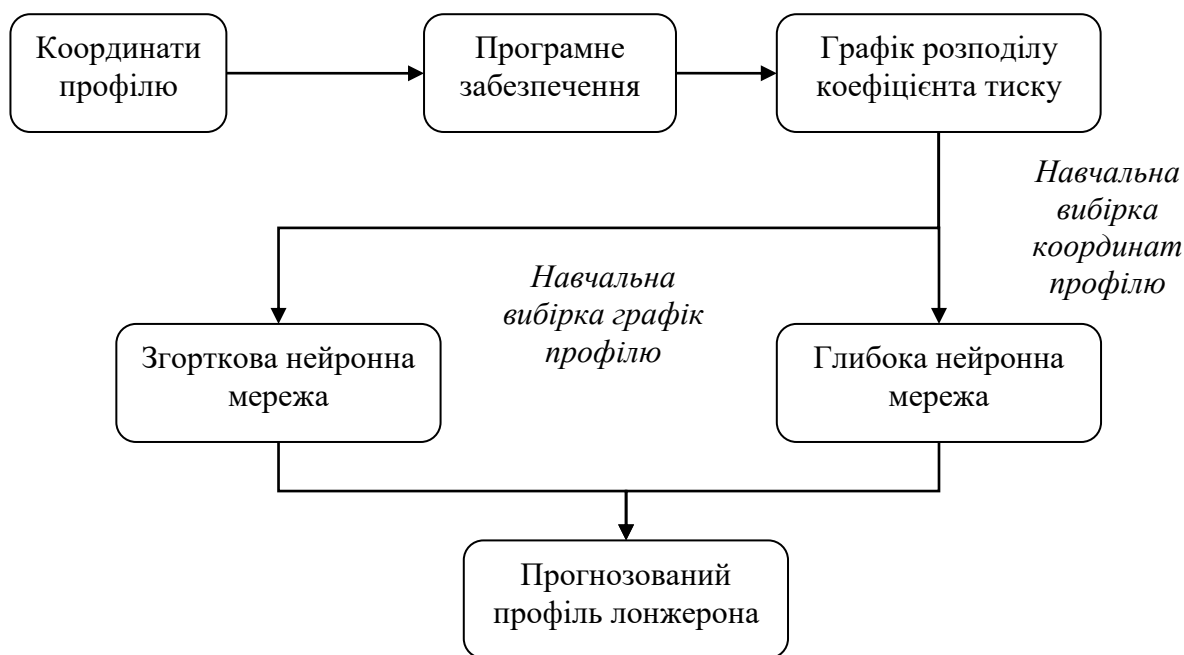


Рисунок 1 – Блок-схема зворотного проектування профілів лонжеронів

На рисунку 1 представлена блок-схема зворотного проектування профілів. Модель нейронної мережі навчається відповідно графічного представлення лонжеронів та у подальшому використовується для прогнозування та побудови діаграми форми лонжерону.

На рисунку 2 показана багат шарова архітектура згорткової нейронної мережі, яка використовується у конструкторській діяльності направлений на проектування лонжерону автомобіля. Складається, запропонована архітектура згорткової нейронної мережі із згорткового шару, шару об'єднання та повністю пов'язаного шару. Зображення, що подається в модель мережі, проходить через ці шари, які допомагають моделі покращити важливі характеристики зображення.

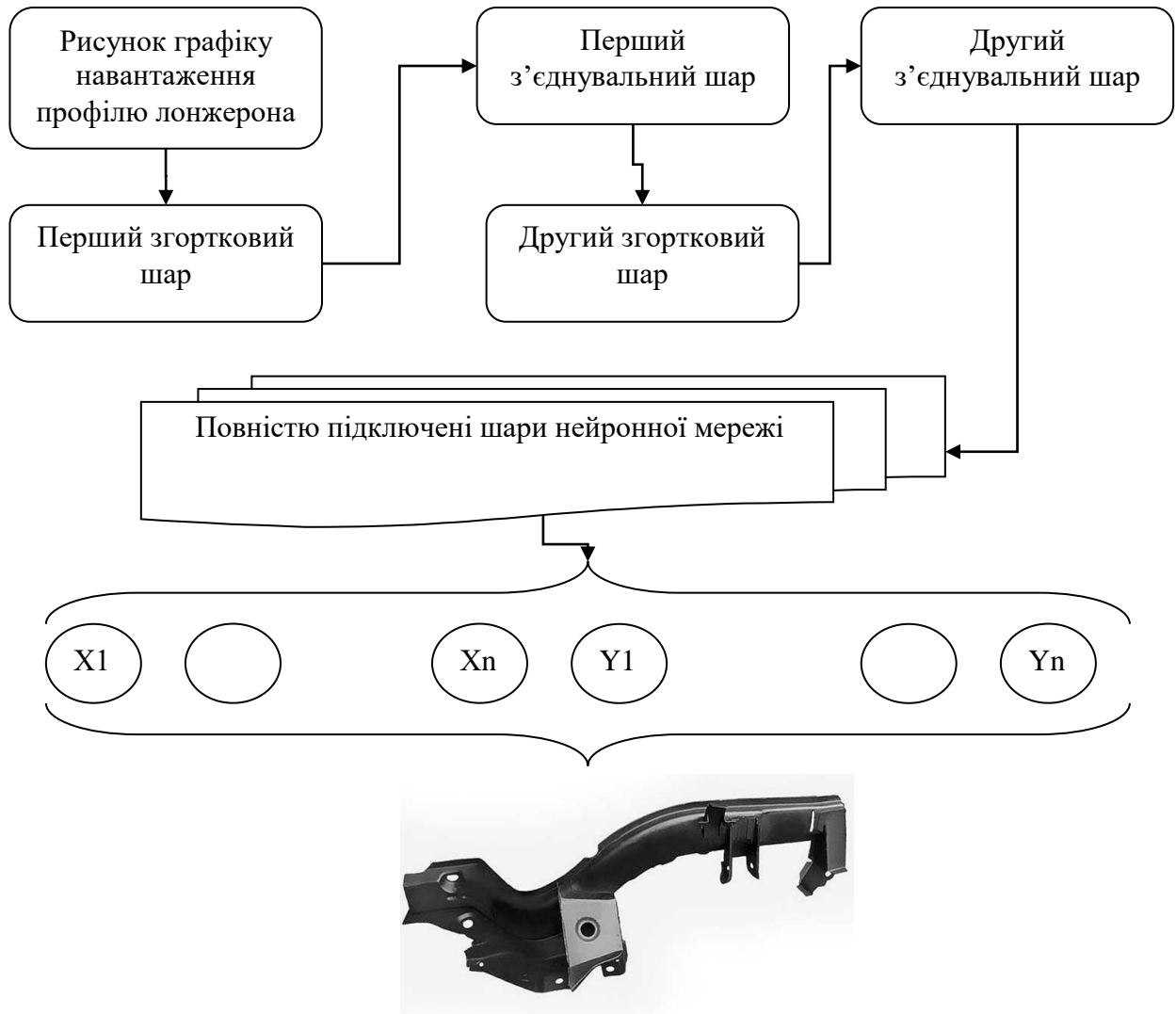


Рисунок 2 – Багатошарова архітектура згорткової нейронної мережі, яка використовується у конструкторській діяльності направлений на проектування лонжерону автомобіля

У таблиці 1 наведено параметри згорткових шарів: кількість фільтрів, розмір фільтра та використовувані функції активації. Архітектура згорткової нейронної мережі розроблена з трьома двовимірними згортковими шарами, кожним із яких слідує максимальний шар 2D об'єднання. Згенерована матриця згладжується і подається як вхід до нейронної мережі з двома прихованими шарами та одним вихідним шаром. Для вихідного шару використовується нелінійна функція активації, оскільки це набір даних типу регресії, але не класифікатор. Для решти шарів використовується лінійний блок випрямлення у якості функції активації. Розмір вихідної матриці становить 320×1 , причому перші 160 елементів відповідають координатам x , а решта 160 елементів відповідають координатам y .

Таблиця 1 – Параметри згорткових шарів згорткової нейронної мережі, яка використовується у конструкторській діяльності направлений на проектування лонжерону автомобіля

Номер загорткового шару	Розмір фільтру згортки	Кількість фільтрів	Функція активації	Розмір фільтру об'єднання
1	4 на 4	32	нелінійна	3 на 3
2	4 на 4	64	нелінійна	3 на 3
3	4 на 4	128	нелінійна	3 на 3

Реалізація моделі загорткової нейронної мережі базується на зображеннях графіків розподілу коефіцієнта тиску на лонжеронах під час дії динамічних та статичних сил. Кількість

імпортованих зображень вдвічі перевищує кількість згенерованих даних. Це пояснюється тим, що для кожного профілю є два зображення, одне відповідає графіку розподілу коефіцієнта тиску, а інше відповідає показнику рівня навантаження. Поверх зображень наносяться шари згортки, щоб підкреслити домінуючий елемент. Зображення у процесі обробки перетворюються на числові матриці з елементами від 0 до 255 через три стовпці, що відповідають червоно-синьо-зеленим каналам. Проте для більш точного відображення на етапі попередньої обробки всі кольорові зображення перетворюються у сірі, це допомагає мінімізувати матрицю до двох стовпців, що відповідають різним відтінкам сірого, тим самим зменшуючи інтенсивність обчислень. Для подальшого скорочення часу обчислень матриці нормалізуються на 255 так, що всі елементи зменшуються в діапазоні $[0,1]$. Далі поділяються на два набори, а саме – навчальна вибірка даних та вибірка даних тестування з розподілом 3:1, де три частини належать до набору навчальних даних, а одна частина – до набору даних тестування. Навчальні дані подаються до моделі згорткової нейронної мережі для навчання. Після проходження навчальних даних через шари згортки, остаточний вектор з одним стовпцем подається як вхід до глибоких нейронних мереж для прогнозування координат профілю лонжерону. Навчена модель додатково перевіряється на наборі тестових даних.

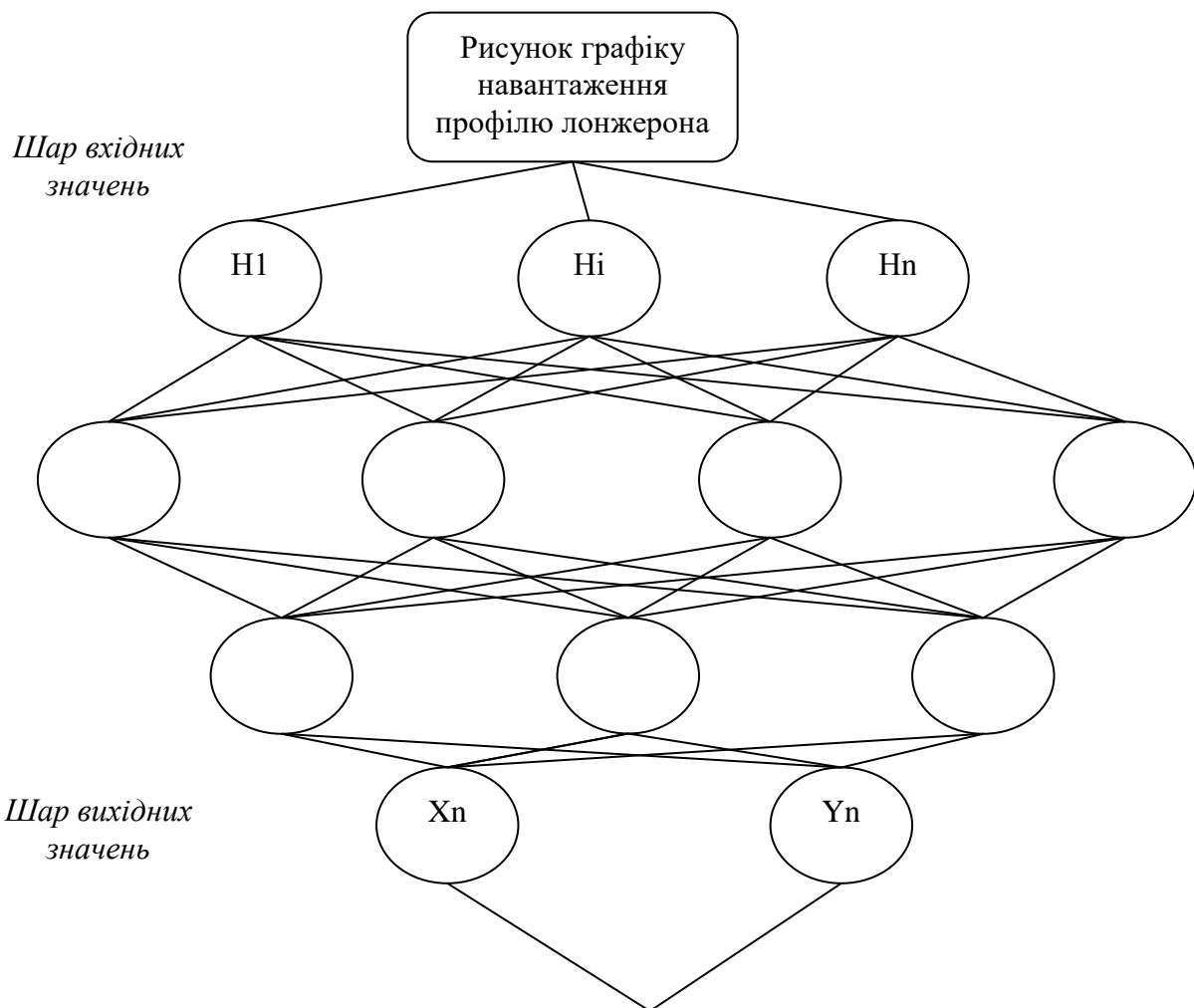


Рисунок 3 – Глибока нейронна мережа, яка використовується у конструкторській діяльності направленої на проектування лонжерону автомобіля

Окрім згорткової нейронної мережі також застосовується глибока нейронна мережа для прогнозування форми розподілу навантаження. Однак глибока нейронна мережа працює тільки з числовими даними. На рисунку 3 запропоновано схематичне зображення глибокої нейронної мережі, яка використовується у конструкторській діяльності направлений на проектування лонжерону автомобіля. Вона приймає числові значення як вхідні дані у вигляді вектора або матриці. Цей вектор/матриця потім передається крізь різні шари нейронів, а ваги навчаються за допомогою ітерацій. Зв'язок між нейронами послідовних шарів пов'язано з деякими ваговими коефіцієнтами, які при помноженні на вхідний дають необхідне передбачення у вихідному шарі. Після кожної ітерації вагові коефіцієнти оновлюються, щоб мінімізувати помилку, тим самим покращуючи результат роботи глибокої нейронної мережі.

На відміну від моделі згорткової нейронної мережі, дані навантаження розглядаються як ціле, а не поділяються на статичні та динамічні. Зворотне проектування з використанням глибокої нейронної мережі здійснюється за допомогою стандартних бібліотек TensorFlow і Keras. У таблиці 2 наведено різні шари, кількість нейронів і функція активації, що використовується в кожному шарі. Архітектура глибокої нейронної мережі, яка запропонована для реалізації конструкторської діяльності, що направлена на проектування лонжерону автомобіля, має один вхідний рівень, три прихованих шари та вихідний. Вхідний шар приймає матрицю з розмірами 1×160 , що відповідає 160 направляючим у профілі. Подібно до моделювання загорткової нейронної мережі, дані поділяються на два набори – навчальний та тестовий набір даних у співвідношенні 3:1. Нелінійна функція активації використовується для вхідного та прихованого шарів, тоді як вихідний рівень використовує функцію лінійної активації.

Таблиця 2 – Параметри шарів глибокої нейронної мережі, яка використовується у конструкторській діяльності направлений на проектування лонжерону автомобіля

Шар	Функція активації	Кількість нейронів у шарі
Вхідний	нелінійна	128
Прихований шар 1	нелінійна	256
Прихований шар 2	нелінійна	128
Прихований шар 3	нелінійна	512
Вихідний	лінійна	320

Налаштування гіперпараметрів нейронної мережі має важливе значення для забезпечення того, щоб модель ефективно відповідала даним і уникала переповнень чи помилкових результатів. Тому, обов'язковим є врахування швидкості навчання, розміру пакету навчальних даних і кількості епох на загальній середньоквадратичній помилці. Швидкість навчання це швидкість, з якою модель відповідає даним у відповідь на середню квадратичну помилку після оновлення ваг. Будь-яка зміна швидкості навчання безпосередньо впливає на час моделювання та збіжність моделі. Пакетний розмір визначає навчальні дані для обробки перед оновленням внутрішніх параметрів моделі. Розмір партії відіграє істотну роль у підвищенні точності та скороченні часу навчання. Типовими значеннями розміру пакету є 32, 64 і 128. Епохи визначають кількість повторень моделі через навчальний набір даних. У кожен епоху має можливість навчатися декілька груп.

Висновки. У роботі здійснено дослідження перспективних напрямків застосування нейронних мереж у конструкторській діяльності. Варто наголосити, що нейронні мережі дають універсальний спосіб вирішення багатьох нестандартних завдань, які є основою конструкторської діяльності, здатні вловити складні нелінійні залежності під час проектування, самовдосконалюватися, навчаючись у процесі використання. Використання побудованих на їх основі систем є ефективним та економічно вигідним за рахунок скорочення часу на проектну діяльність та підвищення точності конструкторських розробок. Тому не дивно, що зростаючий інтерес до цієї технології призвів до значного розширення сфери її використання, появи безлічі різних підходів, алгоритмів навчання, програмних продуктів, варіантів застосування.

Перспективами подальшої роботи є розробка архітектури штучної нейронної мережі робота якої направлена на моделювання ПДД-регуляторів та регуляторів частоти навантаження, з метою скорочення часу на проектну діяльність та підвищення точності моделі.

Список бібліографічного опису.

1. Гавриш О. А., Салоїд С. В. Використання теорії штучних нейронних мереж для оцінки результатів управлінських дій на економічну безпеку підприємств точного машинобудування. Інвестиції: практика та досвід. 2018. № 21. С. 21–27. DOI: 10.32702/2306-6814.2018.21.21
2. Аббакумова А.Г., Гітис В.Б. Прогнозування поведінки часових рядів з використанням засобів штучного інтелекту / Матеріали III Всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції студентів, аспірантів та молодих вчених за тематикою «Сучасні комп'ютерні системи та мережі в управлінні»: збірка наукових праць / Під редакцією Г.О. Райко. – Херсон: Видавництво ФОП Вишемирський В. С., 2020. С. 204–207.
3. Застосування штучної нейронної мережі для визначення рівня зношеності циліндро-поршневої групи автотракторного двигуна / А. О. Молодан, Д. В. Абрамов, Ю. В. Тарасов, М. М. Потапов // ВМТ, 2022. вип. 14, вип. 2. С. 62–71.
4. Колиско О. З. Використання нейронних мереж при реалізації процедур генетичного алгоритму для складання розкрийних схем / О. З. Колиско, М. І. Шолудько // Мехатронні системи: інновації та інжиніринг : тези доповідей III-ої Міжнар. наук.-практ. конф. (10 жовтня 2019 р., м. Київ) / відп. за вип. М. А. Зенкін. – Київ : КНУТД, 2019. С. 49-50.
5. Момот А. С. Удосконалення методу визначення характеристик дефектів багатошарових матеріалів за результатами активного теплового контролю. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису. Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології». – Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ, 2020. 192 с.

References.

1. Bennis, Fouad & Chedmail, P & Helary, O. (2002). Representation of Design Activities Using Neural Networks. 10.1007/978-94-015-9966-5_4.
2. Ye, Andre. (2022). Successful Neural Network Architecture Design. 10.1007/978-1-4842-7413-2_6.
3. Diao, Jie. (2022). BP Neural Network for Design of Hybrid System. 10.1007/978-3-030-89508-2_103.
4. Sasaki, Hidenori & Hidaka, Yuki & Igarashi, Hironaka. (2021). Explainable Deep Neural Network for Design of Electric Motors. IEEE Transactions on Magnetics. PP. 1-1. 10.1109/TMAG.2021.3063141.
5. Adithya, D & C, Dinakaran. (2019). Artificial Neural Network Based Design of Governor Controller. 7. 261-267.
6. Frankreiter, Florian & Breitenreiter, Anselm & Schrape, Oliver & Krstic, Milos. (2021). Power- and Area-optimized Neural Network IC-Design for Academic Education. 1-6. 10.1109/ICECS53924.2021.9665471.
7. Sossa, Humberto & Virgilio-G, Carlos. (2022). Spiking neural networks and dendrite morphological neural networks: an introduction. 10.1016/B978-0-12-820125-1.00022-1.
8. Fadhil, Talal & Ahmed, Taher & Mashhadany, Yousif. (2021). Application of Artificial Neural Networks as Design Tool for Hot Mix Asphalt. International Journal of Pavement Research and Technology. 10.1007/s42947-021-00065-7.
9. Xiao, Yang & Fan, Wuyu & Du, Yuan & Du, Li & Chang, Mau-Chung Frank. (2021). CTT-based Non-Volatile Deep Neural Network Accelerator Design. 258-259. 10.1109/ISOCC53507.2021.9613930.
10. Guo, Xiaohan & Xu, Xiaopeng & Li, Yu & Huang, Weiping. (2021). Extendable neural network and flexible extendable neural network in nanophotonics. Optics Communications. 508. 127671. 10.1016/j.optcom.2021.127671.
11. Wang, Dali & Zilouchian, Ali. (2001). Application of Neural Network in Design of Digital Filters. 10.1201/9781420058147.ch5.