

Могилевич Д.І.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Хміль Р.В.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

АНАЛІЗ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ НА ОСНОВІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Сучасне суспільство знаходиться у постійному інформаційному русі, що пришвидшує його діджиталізацію та актуалізує питання використання штучного інтелекту в усіх секторах економіки. Підвищена конкуренція на усіх рівнях вимагає впровадження інновацій, засвоєння результатів наукового прогресу та його активного використання у побуті. Все більшої уваги потребують методи розпізнавання образів на основі нейронних мереж, а також інструментарій реалізації нейромоделювання. В процесі написання статті нами використовувалися методи аналізу, синтезу, індукції, дедукції та логічного узагальнення. У дослідженні визначено еволюцію формування та розвитку нейронних мереж та окреслено його тісний зв'язок з біологічним інтелектом. З'ясовано, що штучні нейронні мережі, засновані на біологічних аналогах. З використанням математичних моделей подібно до нервових клітин числові або якісні показники формують вхідні та вихідні масиви даних, яким властиві емергентна та синергетична функції. Виділено види нейронних мереж, які відрізняються одне від одного наявністю певної кількості шарів штучних вузлів. Обґрунтовано, що нейронні мережі відрізняються здатністю до самостійного навчання або навчання з вчителем. Зауважено, що використання нейронних мереж для розпізнавання об'єктів має значні переваги відносно інших методів. Залучені нейронні мережі являють собою систему технологічного зору спостереження за відеоінформацією, зображенням, картою, образом та є найбільш інноваційним напрямом сучасної електроніки. З'ясовано, що розпізнавання образів на основі нейронних мереж можливе у таких секторах, як: економіка, фінанси, охорона здоров'я, фармацевтика, правоохоронна діяльність, автомобільна та аерокосмічна промисловість, виробництво інноваційних продуктів. Визначено перспективи подальших досліджень, зокрема – практичне використання інструментарію нейромоделювання для діагностики образів.

Ключові слова: штучний інтелект, нейронні мережі, перцептрон, біологічний інтелект, нейромоделювання.

Постановка проблеми. Необхідність інноваційного розвитку та стимулювання науково-технічного прогресу вимагає від вітчизняної промисловості та усіх секторів економіки пришвидшення технологічної діджиталізації. Використання штучного інтелекту за таких умов дозволить у зручний спосіб та з мінімальними ресурсовитратами вирішити проблему розпізнавання об'єктів, здійснити аналіз діяльності складних господарських систем та вчасно прийняти вірні управлінські рішення на основі одержаних результатів нейромоделювання.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблематика розпізнавання образів на основі нейронних мереж досліджена у наукових працях багатьох вітчизняних та закордонних вчених.

Лебідь О., Кіпоренко С., Вовк В. здійснено аналіз методів машинного навчання та нейроме-

режевих технологій, які використовуються для виявлення аномалій. Вченими доведено доцільність використання нейромережевих технологій у системах інформаційної безпеки та розроблено метод вирішення цього завдання на основі архітектурних нейромереж. Отримані висновки свідчать про можливість використання штучного інтелекту для виявлення програмно-технічних впливів на критичні системи інформаційної інфраструктури в умовах кібервійни у масштабі часу, близькому до реального з високим рівнем достовірності [1].

Мясіщев О., Ленков Є., Білик О. глибинно вивчили алгоритми та інструменти розпізнавання об'єктів з використанням нейронних мереж. Корисним для нашого дослідження є класифікація штучних мереж, з використанням яких доцільно проводити діагностику об'єктів на основі фор-

мування образу-еталону [2]. Мірошник О. запропонував для розпізнавання вейвлет-образів несинусоїдальних сигналів на базі адаптивної резонансної теорії використовувати нейронну мережу. Вчений розробив програмний продукт, в якому закладено алгоритм роботи нейронної мережі та описані його основні функціональні можливості [3].

Мозговенко А., Зінов'єва О. визначили основні підходи до вирішення завдань діагностики «комп'ютерного зору», з акцентом на глибинне машинне навчання та штучні нейронні мережі. Авторами розглянуто алгоритми розпізнавання об'єктів, проведено аналіз методів, що застосовуються при обробці зображень, а також описано використання засобів машинного навчання при роботі із малюнками [4].

Димо О., Морозова Г. запропонували використання нейронної мережі Кохонена у проектах розпізнавання рекламних текстів, а також визначили інструментарій фільтрації небажаної інформації [5].

Мірошник О., Святобатько А. запропонували спосіб прогнозування фізичних параметрів з використанням нейронних мереж. Авторами наведені математичні вирази для наглядного розуміння структури нейронних мереж та їх роботи. Результати досліджень будуть корисними для застосування в різних галузях для вирішення задач прогнозування параметрів технічних систем та агрегатів, а також для запобігання виникнення аварійних ситуацій [6].

Пелешак Р., Літвін В., Черняк О., Пелешак І., Дорошенко М. з використанням методу Хаусхолдера створили архітектуру стохастичної псевдоспінової нейронної мережі з діагональними синаптичними зв'язками без втрати взаємодії між усіма нейронами в шарі, щоб скоротити час її навчання. У залежності від напрямку псевдоспінових нейронів авторами запропоновано класифікацію ренормованої нейронної мережі з феромагнітною, антиферомагнітною структурами та дипольним склом [7].

О. Gencoglu, Т. Virtanen та Н. Hattunen дослідили проблеми класифікації аудіо сигналів та розпізнавання акустичних подій за допомогою глибинних нейромереж [12].

Зазначені наукові дослідження демонструють підвищену увагу вчених до проблематики методів розпізнавання образів на основі нейронних мереж. Однак враховуючи пришвидшений темп діджиталізації суспільства та науки існує потреба безперервного дослідження методів розпізнавання образів на основі нейронних мереж.

Метою роботи є теоретичний аналіз існуючих методів та інструментів розпізнавання образів на основі нейронних мереж.

Виклад основного матеріалу дослідження. В останні роки стрімко зростає науковий інтерес до вивчення технології роботи штучного інтелекту, однак реалізація його інструментів на практиці залишається складним питанням. Суб'єкти підприємницької діяльності, державні установи, вчені або інші стейкхолдери ринку, які потребують залучення штучного інтелекту в свої практичні або наукові дослідження часто стикаються з нерозумінням етапності його реалізації. Хоча саме штучний інтелект за рахунок ряду переваг, про які буде йтися у подальшому, здатні вчасно на ранніх стадіях діагностувати причини незадовільного стану підприємства, попередити банкрутство, а для вчених – у зручний спосіб провести аналіз «розпорошеного» масиву статистичних даних.

Модель штучного нейрону була запропонована Уореном МакКаллоком (Warren McCulloch) та Уолтером Пітсом (Walter Pitts) в 1943 році. В якості основи для своєї моделі автори використали біологічний нейрон. Штучний нейрон МакКаллока-Пітса має N вхідних бінарних величин x_1, \dots, x_n , котрі трактуються як імпульси, що надходять на вхід нейрону (рис. 1). В нейроні імпульси агрегуються з вагами w_1, \dots, w_n .

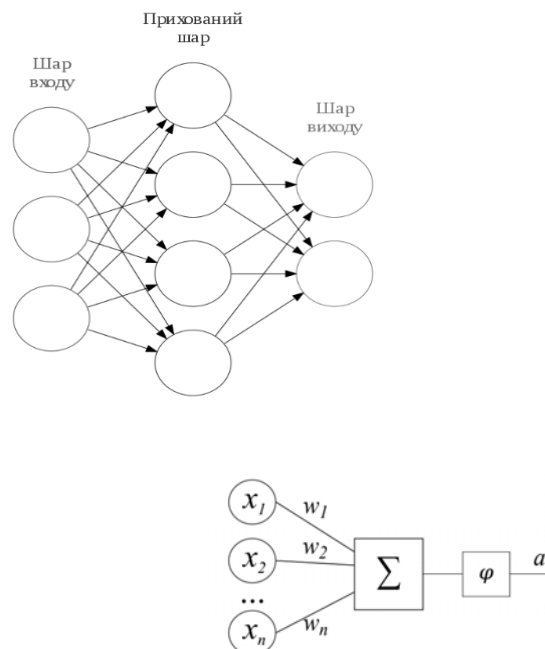


Рис. 1. Модель штучного нейрону МакКаллока-Пітса

Вихідний сигнал нейрону визначається за формулою: $a = \varphi\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i\right)$, де нелінійна функція перетворює сумарний імпульс у вихідне значення

нейрону. В моделі МакКаллока-Пітса для цієї мети використовувалась функція Хевісайда.

МакКаллок та Пітс запропонували також метод об'єднання окремих нейронів у штучні нейронні мережі. Для цього вихідні сигнали нейрону передаються на вхід наступному нейрону. Нейронна мережа може складатись з декількох шарів, на кожному з яких знаходиться декілька нейронів. Шар, який приймає сигнали з зовнішнього світу, називається вхідним. Шар, який видає сигнали у зовнішній світ, - вихідним. Інші шари називаються прихованими. Штучні нейронні мережі, задані таким чином, здатні наблизити будь-яку неперервну функцію з будь-якою потрібною точністю.

У науковому світі першою простою нейронною мережею слугував перцептрон, розроблений Ф. Розенблатом у кінці 50-х років 20 ст. Він вміщував єдиний нейрон та характеризувався як лінійна регресійна функція з сигмоподібною активацією. Це було поштовхом для розробки дедалі складніших нейронних мереж, що призвело у подальшому до винаходу глибинних мереж, які можуть містити велику кількість шарів.

За визначенням Дзензури О., Луньової М. штучна нейронна мережа – це частина обчислювальної системи, призначена для імітації того, як людський мозок аналізує та обробляє інформацію. Така мережа може бути використана як фільтр та автоасоціативна пам'ять, тобто така, яка може завершити чи виправити образ, але не може асоціювати отриманий образ іншим образом. Не досить розповсюдженою є нейромережа Гопфільда. Проте вона на відміну від багатьох нейронних мереж, що працюють до отримання відповіді через певну кількість тактів, працює до досягнення рівноваги, коли наступний стан мережі дорівнює попередньому [8].

За нашим баченням, нейронні мережі – один з інструментів реалізації штучного інтелекту, які мають складну багаторівневу архітектуру. Першоджерелом походження штучного інтелекту є біологічний інтелект. Зокрема нервові клітини мозку або нейрони посилають, ретранслюють і приймають електричні сигнали. Штучні нейронні мережі, засновані на зазначених біологічних аналогах. З використанням математичних моделей подібно до нервових клітин числові або якісні показники формують вхідні та вихідні масиви даних, яким властиві емерджентна та синергетична функції. Такі упорядковані математичні моделі є основою алгоритмів глибокого навчання та дозволяють обчислювальній машині вчитися на прикладі вхідних даних в різних комп'ютерних

програмах або додатках, починаючи від розробки безпілотних літальних пристроїв і закінчуючи автоматизованим обслуговуванням споживачів у банківському секторі.

У біологічному організмі постійно утворюються нові нейронні ланцюги або алгоритми аналізу великої кількості даних але наше розуміння нейронних мереж неглибокі. Коли вони працюють у нашому мозку, ми не можемо спостерігати архітектуру їх навчання. У разі зниження нейронних процесів у мозку, ми часто не знаємо, як це самотужки виправити. З використанням обчислювальних машин, навпаки, ми можемо спостерігати, навчати та прогнозувати кінцевий результат формування нейронних ансамблів і алгоритмів, за допомогою яких нейронні мережі навчаються.

У науковій думці присвяченій нейронним мережам обговорюється багато питань, які, допомагають зацікавленим стейкхолдерам використовувати їх у поточній роботі. Зокрема особливо актуальними питаннями є такі: яким чином формується структура окремих нейронів і мереж під час роботи штучного інтелекту; які інструменти і правила використовуються під час навчання штучної мережі; чи з'являються підмережі, які утворюють символічні маніпуляції тощо. Проте у будь-якому випадку, користь застосування штучних нейронних мереж характеризується їх здатністю ефективно узагальнювати складні явища, спостерігати закономірності вхідних даних.

Дашкевич А. справедливо зазначив, що для багатьох задач розпізнавання цифрових зображень особливо важливими для якості процесу класифікації постають етапи початкової обробки зображень (зменшення шумів, збільшення різкості) та виділення ознак з підготовлених зображень. Існуючі алгоритми обробки та виділення ознак є досить витратними за кількістю обчислень, тому постає задача більш точного та/або менш витратного з точки зору комп'ютерних ресурсів, виділення ознак з графічних зображень [9, с. 134].

За визначенням Клещ Д., Федорченко В. стандартні завдання, які вирішують нейронні мережі у додатку до зображень є такі: ідентифікація об'єктів; розпізнавання частин об'єктів; семантичне визначення меж об'єктів (дозволяє залишати тільки межі об'єктів на картинці); семантична сегментація (дозволяє розділяти зображення на різні окремі об'єкти); виділення нормалей до поверхні (дозволяє перетворювати двовимірні картинки на тривимірні зображення); виділення об'єктів уваги (дозволяє визначити те, на що звернула б увагу людина на цьому зображенні). Варто зазначити, що

завдання розпізнавання зображень має яскравий характер, розв'язання цього завдання є складним та неординарним процесом. При виконанні розпізнавання як об'єкта може бути людська особа, техніка, а також безліч інших об'єктів, що характеризуються низкою унікальних ознак, що суттєво ускладнює процес ідентифікації [10, с. 97].

Варто зазначити, що для розпізнавання образів використовують чисельні види нейронних мереж. Як приклад багат шарові нейронні мережі, які відрізняються від інших наявністю більше одного шару штучних вузлів. Досить розповсюдженою для розпізнавання образів є нейронна мережа вищого порядку, що містить лише один шар. Вона швидко та легко навчається, на відміну від багат шарових нейронних мереж. Для аналізу економічних, демографічних, фінансових процесів часто використовується мережа Гопфілда та самоорганізуючі нейронні карти Кохонена.

Нейронні мережі можна класифікувати за багатьма параметрами. Наприклад, за характером навчання. Найбільш просунутими є глибинні та згорткові нейромережі. Глибинні нейромережі складаються із декількох прихованих шарів (рис. 1). Згорткова нейронна мережа має спеціальну архітектуру, що дозволяє їй максимально ефективно розпізнавати образи. Ідея такої нейромережі базується на чередуванні згорткових та субдискретизуючих шарів, а структура є однонаправленою. Незважаючи на те, що модель штучних нейронних мереж була запропонована ще в 1943 році, термін глибоке навчання (deep learning) став широко використовуватись лише з 2006 року. До цього використовувались такі терміни як загрузка глибинних мереж (loading deep networks) та навчання глибинної пам'яті (learning deep memories).

Якість розпізнавання образів нейронними мережами залежить від ефективності проведеного навчання на прикладі певної вибірки даних з отриманням значної кількості навчальних пар. За результатами навчання нейронної мережі визначається функціонал помилки або відхилення, які корегуються методикою градієнтного спуску. Процес навчання нейронної мережі направлений на усунення помилки, що дозволяє штучному інтелекту самостійно корегувати показники допустимих вагів між нейронами.

Нейронні мережі відрізняються здатністю до самостійного навчання або навчання з вчителем. Неможливо достеменно відзначити, який вид навчання є більш доцільним. Зокрема різні об'єкти, явища або тенденції можна обробляти

як нейронною мережею навченою вчителем, або за його відсутності. Навчання мережі з вчителем обов'язково відбувається за втручання зовнішнього стейкхолдера, який володіє інформацією щодо об'єкту аналізу та оцінює вхідний та вихідний вектор. Важливим є втручання вчителя у навчання нейронної мережі таким чином, щоб у кінцевому результаті мережа корегувала власні параметри, які надходять ззовні з урахуванням сигналів помилок.

Таким чином, штучна мережа імітує поведінку, яку їй подає стейкхолдер, прилаштовує свої параметри до дій вчителя, що на виході надає можливість отримати бажаний результат нейромодування. Після процесу навчання штучної мережі, обов'язковим є необхідність усунення вчителя від навчання та надання можливості мережі самостійно за установчими даними налагодити алгоритм дій. У разі мінімальної помилки нейронної мережі, можна вважати, що вона навчена та може бути рекомендована для практичного розпізнавання образів.

Принципово відмінним від описаного вище є процес навчання нейронної мережі без зовнішнього втручання вчителя. Такі штучні мережі характеризуються високим ступенем самонавчання, за рахунок самостійного усунення помилки та найвищої оптимізації вхідних параметрів. Це свого роду мережева структура з характеристиками самоконтрольованого навчання. Самонавчання оптимізує мережеву структуру за допомогою зворотної відповідності, а потім оновлює оптимальні параметри кожного рівня штучної мережі. Кожен нейрон мережі пов'язаний з верхнім і нижнім шарами. У процесі обчислення згортки нейрон спільно з іншими використовує набір вагових коефіцієнтів для завершення виділення ознак та усунення похибки. Ваги наявних графів ознак різні, і кожна має власні ваги. На етапі навчання, метод оновлення ваг шляхом повторного проведення робить результати розпізнавання об'єкту більш точними.

Використання нейронних мереж для розпізнавання об'єктів має значні переваги відносно інших методів. Залучені нейронні мережі являють собою систему технологічного зору спостереження за відеоінформацією, зображенням, картою, образом та є найбільш інноваційним напрямом сучасної електроніки. До явних переваг нейронних мереж під час розпізнавання образів слід віднести:

- можливість використання різноманітних за видом та класифікацією даних (числових – абсолютних або відносних; логічних; символічних;

складених; перелічувальних; векторних; абстрактних тощо);

- надійність технічної реалізації поставленої задачі нейронній мережі, що досягається за рахунок можливості обчислення помилок, самокорегування зв'язків між елементами тощо);

- здатність збереження властивостей навченої штучної мережі навіть у разі інформаційної або технічної втрати окремого масиву вхідних даних;

- легкість узагальнення великого масиву вхідних даних, які підлягають розпізнаванню штучною мережею;

- економність людських ресурсів, що проявляється у можливості нейронної мережі самостійно навчатися використовуючи при цьому мінімум експертів або фахівців.

На рисунку 2 зображено типові моделі нейронних мереж, які доцільно використовувати для розпізнавання образів.

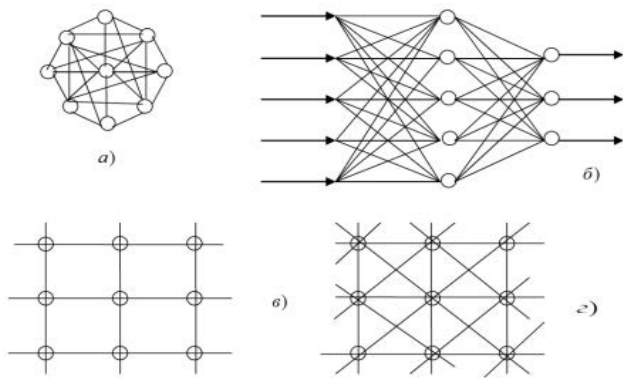


Рис. 2. Моделі нейронних мереж
(а – повнوزв'язна мережа;
б – багатошарова мережа з послідовними зв'язками; в, г – слабкозв'язні мережі) [11, с. 30]

Використання нейронних мереж для розпізнавання образів особливо підходить у тому випадку, коли застосування точних математичних моделей є занадто складним або ресурсовитратним. Нейронні мережі намагаються імітувати структури образів за допомогою нелінійного відображення між входом і виходом, яке складається з системних синапсів, розташованих різноманітними шарами. В нейронній мережі шари з'єднані таким чином, що сигнал «входу» міг поширюватися через мережу та з мінімальною похибкою досягав вихідної сторони. Поведінка нейронної мережі описується вхідними функціями одиниць, обумовлюється топологією мережі та з'єднується візерунками шарів, об'єктів або карт.

Для розпізнавання образів двошаровий перцептрон є найбільш популярним. Цей вид нейромереж складається з двох рівнів вузлів, прихованого

і вихідного шарів та має односпрямований інформаційний потік. Монотонна нелінійна S -подібна функція зазвичай обирається як функція передачі для вузлів прихованого шару, а лінійна для вузлів вихідного шару. Зазначений вид нейронної мережі можна апроксимувати до будь-якого неперервного відображення, якщо кількість прихованих вузлів достатньо велика. В умовах розпізнавання образів цей вид нейромереж з нелінійною S -подібною функцією та двома шарами ваг може впізнавати об'єкти з високою точністю. Ці характеристики двошарової нейронної мережі прямого зв'язку закладають теоретичну основу для застосування двошарових перцептронів для процесу моделювання та діагностики похибок з розпізнавання образів. Похибки визначаються двома способами – нейромережі програмують модель процесу виправлення розпізнавання образів або обирають класифікатор шаблонів.

Існує значна кількість програмних продуктів для розробки нейронних мереж, які спроможні розпізнавати образи: DALL-E, Matrix Laboratory, Deep Dream Generator, NightCafe, Midjourney, WOMBO Dream, DeepAI, Pixray тощо. Як приклад, програмний ресурс «Matrix Laboratory» пропонує сукупність інструментів для глибокого машинного навчання нейронних мереж. Використовуючи лише кілька рядків коду програмного ресурсу «Matrix Laboratory» можливо розробити нейронні мережі, не будучи фахівцем з програмування. Розробка програмних додатків штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж, зазвичай передбачає такі кроки:

- формування незначної кількості валідних навчальних даних (у разі навчання глибоких нейронних мереж вхідних даних необхідно більше);

- навчання неглибоких нейронних мереж в інтерактивному режимі або з використанням функції командного рядка (якщо існує потреба порівняння продуктивності неглибоких нейронних мереж з іншими звичайними алгоритмами машинного навчання);

- тестування отриманої нейронної мережі та аналіз її результатів.

Розпізнавання образів на основі нейронних мереж можливе у таких різноманітних секторах, як: економіка, фінанси, охорона здоров'я, фармацевтика, правоохоронна діяльність, автомобільна, аерокосмічна промисловість або виробництво інноваційних продуктів. Компанії, що розробляють технології допомоги водієві та новітні автономні транспортні засоби, використовують нейронні мережі для аналізу даних світлофорів, дорожніх знаків, датчиків підключених до транспортних засобів та

інших засобів направлених зручні умови водіння. З метою покращення роботи літака та зменшення витрат на його технічне обслуговування, виробники двигунів створюють штучні мережі в режимі реального часу для прогнозування продуктивності тієї або іншої деталі, її впливу на: витрати палива, вчасність старту, механічний стану судна та елементи керування. Складні програми прогнозування використовують штучні мережі, які відстежують забруднення повітря та його причини, майбутню погоду або розраховують момент настання катаклізму. Фінансові установи використовують штучні мережі для прогнозування кредитного ризику, розпізнання за фотографіями користувачів банківських послуг при наданні банківського продукту тощо. Активно використовується штучний інтелект для опису отриманих результатів пацієнтів, що пройшли діагностику на медичних пристроях тощо.

Висновки. Отже, розпізнавання образів на основі нейронних мереж досліджена у наукових працях багатьох вітчизняних та закордонних вче-

них. Однак швидкі темпи інформатизації економіки України вимагають постійного перегляду методів розпізнання образів в використанні штучного інтелекту. Ми визначили, що еволюція розвитку нейронних мереж є нетривалою. Зокрема перший перспетрон був розроблений у кінці 50-х років 20 ст. Нейронні мережі – один з інструментів реалізації штучного інтелекту, які мають складну багаторівневу архітектоніку. Першоджерелом походження штучного інтелекту є біологічний інтелект. Для розпізнавання образів використовують чисельні види нейронних мереж: багатошарові нейронні мережі, які відрізняються від інших наявністю більше одного шару штучних вузлів; нейронна мережа вищого порядку, що містить лише один шар; мережа Гопфільда та самоорганізуючі нейронні карти Кохонена, які допомагають аналізувати економічні, демографічні, фінансові процеси. Метою наших подальших досліджень буде практичне використання інструментарію нейромодельовання для діагностики образів.

Список літератури:

1. Лебідь О., Кіпоренко С., Вовк В. Виявлення кібератак та підвищення інформаційної безпеки на основі технології нейронних мереж в умовах кібервійни. *Наука і техніка сьогодні*, 2023. № 1 (15). С. 238–256. DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2023-1\(15\)-238-256](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2023-1(15)-238-256).
2. Мясіщев О.А., Ленков Є.С., Білик О.М. Розпізнавання графічних образів з використанням нейронних мереж. *Збірник наукових праць Військового інституту Київського національного університету імені Тараса Шевченка*, 2016. № 54, С. 1438–149. URI: chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcgclefindmkaj/http://www.library.univ.kiev.ua/ukr/host/viking/db/ftp/univ/znp_vi_knu/znp_vi_knu_2016_54.pdf.
3. Мірошник О.О. Комп'ютерне моделювання нейронної мережі для розпізнавання вейвлет-образів. *Вісник Харківського національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка*, 2014. № 154, С. 57–58. URI: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Vkhdtusg_2014_154_22.
4. Мозговенко А.А., Зінов'єва О.Г. (). Аналіз методів комп'ютерного зору в задачах ідентифікації осіб у відеопотоці. *Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки*, 2022. № 3, С. 56–62. DOI: <https://doi.org/10.32851/tnv-tech.2022.3.6>.
5. Димо О.Б., Морозова Г.С. Використання нейронної мережі Кохонена у проектах розпізнавання рекламних текстів. *Управління проектами та розвиток виробництва*, 2010. № 4 (36). С. 44–50. URI: <file:///C:/Users/Asus/Downloads/ispolzovanie-neyronnoy-seti-kohonena-v-proektah-raspoznavaniya-reklamnyh-tekstov.pdf>.
6. Мірошник О.О., Святобатько А. В. Моделювання нейронної мережі для задач прогнозування фізичних параметрів. *Праці Таврійського державного агротехнологічного університету*, 2013. № 13(5). С. 34–40. URI: chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcgclefindmkaj/https://nauka.tsatu.edu.ua/print-journals-tdata/13-5/13_5/zmist.pdf.
7. Peleshchak R. M., Lytvyn, V. V. Cherniak O. I., Peleshchak I. R., & Doroshenko M. V. Stochastic pseudospin neural network with tridiagonal synaptic connections. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2021. № 2. С. 114–122. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2021-2-12>.
8. Дзензура О.А., Лунова М. Нейронна мережа Гопфільда та сучасні програмні засоби їх проектування. *Наукові записки молодих учених*, 2021. № 8. URI: <https://phm.cuspu.edu.ua/ojs/index.php/SNYS/article/view/1862/pdf>.
9. Дашкевич А.О. Дослідження багатошарових нейронних мереж для автоматичного виділення ознак при вирішенні задачі розпізнавання образів. *Науковий вісник ТДАТУ*, 2016. № 6 (2), С. 134–139.
10. Клещ Д.С., Федорченко В.М. Аналіз підходів до розв'язання задач розпізнавання образів з використанням штучного інтелекту. *Системи управління, навігації та зв'язку*, 2023. № 71, С.96–100. DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2023.1.096>.

11. Шемет С.В. Застосування згорткової нейронної мережі для обробки та аналізу МРТ-зображень: кваліфікаційна робота / Шемет С.В. Харків, 2022. С. 62. URI: <https://openarchive.nure.ua/handle/document/22453>.

12. Gencoglu O., Virtanen T., Huttunen H. Recognition of acoustic events using deep neural networks. *EUSIPCO 2014, 22th European Signal Processing Conference, 1-5 September 2014, Lisbon, Portugal. Tampere, Finland. Institute of Electrical and Electronics Engineers*, 2014. С. 506–510. URI: <https://researchportal.tuni.fi/en/publications/recognition-of-acoustic-events-using-deep-neural-networks>.

Mogyevych D.I., Khmil R.V. ANALYSIS OF PATTERN RECOGNITION METHODS BASED ON NEURAL NETWORKS

Modern society is in constant information movement, which accelerates its digitization and actualizes the issue of using artificial intelligence in all sectors of the economy. Increased competition at all levels requires the introduction of innovations, assimilation of the results of scientific progress and its active use in everyday life. Methods of pattern recognition based on neural networks, as well as tools for implementing neuromodeling, require more and more attention. In the process of writing the article, we used the methods of analysis, synthesis, induction, deduction, and logical generalization. The study determined the evolution of the formation and development of neural networks and outlined its close connection with biological intelligence. It was found that artificial neural networks based on biological analogues. With the use of mathematical models, similar to nerve cells, numerical or qualitative indicators form input and output arrays of data, which are characterized by emergent and synergistic functions. The types of neural networks that differ from each other by the presence of a certain number of layers of artificial nodes are distinguished. It is substantiated that neural networks differ in their ability to learn independently or learn with a teacher. It is noted that the use of neural networks for object recognition has significant advantages over other methods. Involved neural networks represent a system of technological vision for monitoring video information, images, maps, images and are the most innovative direction of modern electronics. It has been found that pattern recognition based on neural networks is possible in such sectors as: economy, finance, health care, pharmaceuticals, law enforcement activities, automotive and aerospace industries, production of innovative products. Prospects for further research are identified, in particular, the practical use of neuromodeling tools for diagnosing images.

Key words: artificial intelligence, neural networks, perceptron, biological intelligence, neuromodeling.