

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2022-47-14>

УДК 004.416.3:004.855.5

Пікуляк Микола Васильович, к. т. н., старший викладач

<https://orcid.org/0000-0003-2192-1899>

Прикарпатський національний університет імені Василя Стефаника

Савка Іван Ярославович, к. ф.-м. н., старший викладач

<https://orcid.org/0000-0002-3442-5547>

Інститут прикладних проблем механіки і математики імені Я. С. Підстригача НАН України

Дутчак Марія Степанівна, викладач

<https://orcid.org/0000-0002-3337-5613>

Прикарпатський національний університет імені Василя Стефаника

ВИКОРИСТАННЯ АПАРАТУ НЕЙРОМЕРЕЖ ДЛЯ ДОСЛІДЖЕННЯ АДАПТИВНОЇ НАВЧАЛЬНОЇ ТРАЄКТОРІЇ

Пікуляк М.В., Савка І.Я., Дутчак М.С. Використання апарату нейромереж для дослідження адаптивної навчальної траєкторії. Виконано теоретичний аналіз сучасного стану нейромережових технологій, що дало можливість виділити відомі алгоритми роботи з нейронними мережами та з'ясувати переваги та недоліки їх застосування для вирішення різного роду завдань науки й техніки. Обґрунтовано актуальність застосування нейромереж для дослідження адаптивних траєкторій навчання на основі аналізу поточних характеристик засвоєння інформаційних квантів студентом, що забезпечує успішне проведення дистанційного навчання з використанням відкритих комунікаційних платформ. Представлено адаптивний процес засвоєння студентом нових знань архітектурою багат шарового перцептрона, в якій кожен нейрон розглядається як певний урок, а навчальний процес представлено як рух студента по окремих уроках. Реалізовано застосування для навчання мережі алгоритму зворотного поширення помилки та методу найменших квадратів. Це дало можливість шляхом паралельного й одночасного уточнення параметрів мережі ітераційно коректувати вагові коефіцієнти синаптичних зв'язків кожного з нейронів на основі мінімізації середньоквадратичного відхилення між правильною та реальною відповіддю мережі. Побудовано загальний алгоритм адаптивного навчання з використанням нейромережі та описано етапи його функціонування. Визначено перспективи подальших досліджень, направлених на застосування модифікацій алгоритму зворотного поширення помилки та вдосконалення підбору правил корекції вагових коефіцієнтів.

Ключові слова: нейронна мережа, адаптивна траєкторія навчання, інформаційні кванти, алгоритм навчання, вагові коефіцієнти.

Pikuliak M., Savka I., Dutchak M. Using a neural network apparatus for study an adaptive learning trajectory. A theoretical analysis of the current state of neural network technology was performed, which allowed us to identify the known algorithms for working with neural networks and figure out the advantages and disadvantages of their application to solve various scientific and technological problems. The relevance of the use of neural networks for the study of adaptive learning trajectories based on the analysis of current characteristics of the assimilation of information quanta by students, which ensures the successful conduct of distance learning using open communication platforms. The adaptive process of mastering new knowledge by the student of multilayer perceptron architecture is presented, in which each neuron is considered as a certain lesson, and the educational process is presented as the movement of the student in separate lessons. The application of the inverse error propagation algorithm and the least squares method has been implemented for network training. This made it possible to iteratively adjust the synaptic weights of each neuron by minimizing the network parameters based on minimizing the standard deviation between the correct and actual network responses. The general algorithm of adaptive training with use of a neural network is constructed and stages of its functioning are described. Prospects for further research aimed at applying modifications of the backpropagation algorithm and improving the selection of rules for correcting weights are identified.

Keywords: neural network, adaptive learning trajectory, information quanta, learning algorithm, weights.

Вступ. На сьогоднішній день існує чимала кількість комп'ютерних автоматизованих систем, метою яких є як організація навчального процесу, так і проведення підсумкового контролю засвоєного матеріалу із формуванням кількісних показників отриманих вмінь та навичок. Головним критерієм таких навчальних програм виступають на разі не просто визначення числових значень параметрів підсумкової оцінки студента, а передусім їхня якісна складова, яка вимірюється рівнем змістовного оволодіння як теоретичними основами навчального матеріалу так і закріпленням теорії практичними навичками. Це можливе завдяки використанню при моделюванні подібних систем новітніх методик навчання, перевірки та контролю знань студентів на базі сучасних інформаційних технологій, формування стратегії навчання, головна суть якої зводиться до максимальної адаптації навчального матеріалу до індивідуальних характеристик та рівня знань і умінь студентів.

Чималу роль в цьому напрямку відіграє сучасний стан розвитку мережових технологій, поява відкритих комунікаційних платформ типу Zoom, Webex, Meet, Jitsi та досягнень в галузі

штучного інтелекту, без яких є неможливим процес створення потужних автоматизованих навчальних систем та проведення дистанційного навчання в умовах коронавірусної пандемії.

Вирішення подібної задачі потребує глибокого знання методології даної галузі та розуміння підбору методичного матеріалу, а передусім – розробки моделі контролю і оцінки знань.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Відомі дистанційні програми та платформи, які використовуються в навчальному процесі (типу Moodle, BlackBoard, Lotus, WebTutor, Віртуальний Університет та ін.), розроблені на основі застосування різного роду моделей. Це передусім, продукційні системи, фреймові моделі, семантичні мережі, логічні та нечіткі моделі. Такі системи завдяки функціональним можливостям, відкритості коду та доступності у використанні отримали значну популярність та схвалення у користувачів.

Проте, переважна більшість з них характеризується рядом недоліків, які пов'язані із невисокою якістю отриманих знань студентом, низькою адаптивністю подачі навчального контенту відповідно до поточної успішності засвоєння, вузькою направленістю предметної області а також невисоким рівнем інтерактивності навчального процесу. Тому так активно ведуться спроби сучасних дослідників щодо розробки методів, моделей та технологій реалізації подібних навчальних систем.

Зокрема, до відносно нового методу дослідження належить підхід, що ґрунтується на використанні штучних нейронних мереж. В залежності від архітектури нейромереж та задач дослідження на сьогодні розроблена ціла система алгоритмів для роботи з подібними структурами.

Це, перш за все, алгоритм зворотного поширення помилки (back-propagation algorithm) [1], а також цілий ряд градієнтних методів, які в залежності від обраного способу пошуку градієнта цільової функції, дозволяють вдосконалити задачу навчання нейронної мережі.

До даних алгоритмів слід віднести [2]:

- алгоритм найшвидшого спуску;
- алгоритм змінної метрики;
- алгоритм Левенберга-Марквардта;
- алгоритм спряжених градієнтів.

Відносно новими та досить ефективними вважають генетичні алгоритми навчання нейромереж, головною перевагою яких є їхня здатність знаходити глобальний мінімум цільової функції [3].

На сьогодні широко використовуються і багато інших алгоритмів (наприклад, метод Гаусса-Ньютона, метод Монте-Карло та ін.), але більшість з них є деякою зміною відомого та найстаршого правила навчання, правила Хебба [4].

Виконавши аналіз відомих алгоритмів навчання нейромереж, слід відмітити головні їхні недоліки, пов'язані з порівняно тривалим часом навчання, відповідно значними обчислювальними витратами та їх здатністю, в більшості випадків, до досягнення під час навчання оптимізації тільки по окремих критеріях.

У зв'язку з цим все більшої популярності набувають дослідження, в яких застосовуються гібридні адаптивні алгоритми, які дозволяють з однієї сторони використовувати як традиційні засоби та методи штучного інтелекту, а з другої – застосовувати новітні моделі та інструментальні засоби розробки на основі інтеграції вже відомих методик [5].

Найновіші результати застосування нейронних мереж стосуються задач розпізнавання мови та графічних образів [6]. Активно розвиваються так звані LSTM (Long Short Term Memory) – моделі нейромереж для задач аналізу тексту, діяльності фінансових ринків та маркетингової сфери [7].

Також відбувається інтенсивне впровадження таких систем у мобільні додатки, від звичайного опрацювання тексту до обробки фото, аудіо та відео документів [8].

З нейронними мережами пов'язана ціла галузь знань – нейроінформатика, яка об'єднує в собі елементи біокібернетики, прикладної математики, статистики і навіть біомедицини.

Постановка завдання. Незважаючи на ряд недоліків нейронної технології, пов'язаних, наприклад, із важкістю розуміння роботи такої мережі, інтерпретацією отриманих результатів та складністю алгоритмів обчислення, клас задач, які вирішуються з допомогою нейромереж досить широкий. Тому застосування нейронних мереж під час побудови адаптивних систем навчання є актуальною науково-прикладною задачею.

Для коректної роботи автоматизованої навчальної системи, що використовує нейронні мережі, як системи для навчання і відновлення знань, необхідно дотримуватись наступних правил [9]:

- структурувати знання конкретної дисципліни з виділенням понять і відношень між ними;
- побудувати нейронні мережі для відображення понять дисципліни і відношень між ними;
- провести навчання нейронної мережі, тобто визначити вагові коефіцієнти відношень між поняттями;
- створити базу даних наборів питань по окремих поняттях дисципліни.

Метою даної статті є побудова моделі навчальної дистанційної системи із застосуванням нейронної мережі для організації освітнього процесу, направленою на максимальну адаптацію навчального контенту відповідно до поточних індивідуальних характеристик засвоєння нових знань студентом.

Викладення основного матеріалу дослідження. Під час проведення автоматизованого адаптивного навчання важливим є вироблення «тактики» поведінки програми в залежності від отриманих поточних відповідей студента. Тому головне завдання навчальної системи полягає у визначенні для кожного студента індивідуального порядку вивчення інформаційних одиниць (квантів інформації, «unit of information») з метою засвоєння теоретичного курсу в цілому.

Будемо застосовувати нейромережу для побудови індивідуальної траєкторії навчання студента, використовуючи при цьому в якості вхідних параметрів мережі результати тестового контролю, представлені вектором характеристик, які описують рівень засвоєння інформаційних квантів.

Як відомо, навчання нейромережі досягається шляхом налаштування вагових коефіцієнтів синапсів. Задля цієї мети застосуємо алгоритм зворотного поширення помилки, основу якого складає цільова функція F , необхідна для ефективної нейронно-мережевої обробки сигналів. Найбільш часто для опрацювання вихідного сигналу використовують так звану «сигмоїдну» функцію активації:

$$F(x) = 1 / (1 + e^{-x}). \quad (3.1)$$

Форма сигмоїдної функції дозволяє представляти нейрон як адаптивний підсилювач сумарного сигналу, що надходить на його входи. При цьому слабкий сигнал підсилюється, а сигнал високого рівня не впливає на зниження чутливості нейрона. Крім того, функція (3.1) є безперервно диференційованою, а її перша похідна є простою функцією виходу:

$$f'(x) = f(x)(1 - f(x)), \quad (3.2)$$

що створює певні переваги при обчисленнях, в яких фігурують похідні.

В загальному, адаптивну траєкторію навчання будемо розглядати як багатoshарову мережу, що складається з нейронів, розміщених на різних рівнях. Кожен рівень буде відповідати окремому уроку при вивченні деякого курсу. Як відомо, така навчальна модель називається багатoshаровим персептроном [10] – рис. 1:

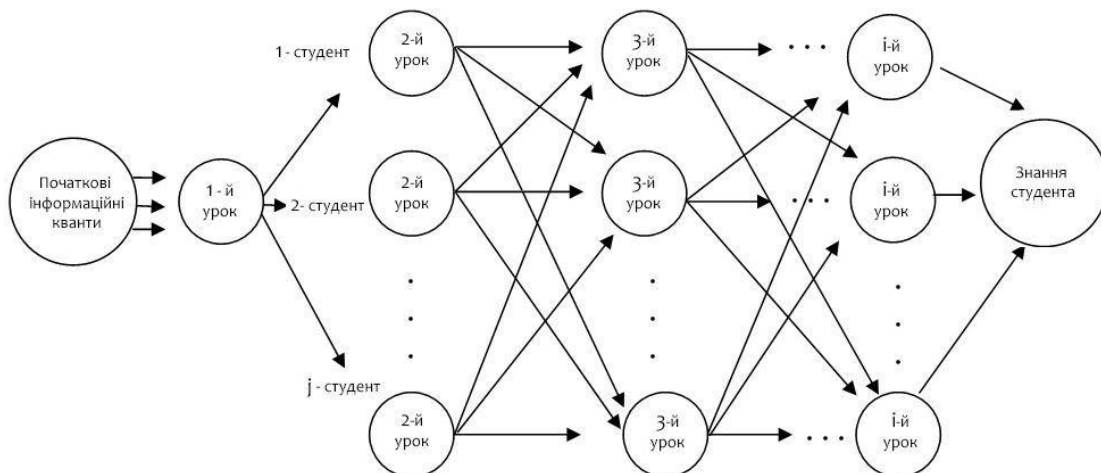


Рисунок 1 – Нейронна модель навчальної траєкторії адаптивної системи

На вхід нейронної мережі подамо навчальні інформаційні кванти (вступне заняття), елементи якого x_1, x_2, \dots, x_k будуть утворювати матрицю X . В якості вагових коефіцієнтів w_i інтерпретуємо числові параметри студентських характеристик, що відповідають знанням відносно навчального елемента S , обчисленим за результатами тестового контролю знань.

На виході кожного нейрона отримаємо відповіді мережі y_1, y_2, \dots, y_k , які представимо матрицею Y . Вони будуть відображати ймовірності переходу студента на інший урок. Обчислюючи різницю між правильною (визначеною на основі застосування тестової вибірки даних) та реальною відповіддю системи, ми отримаємо вектор помилки. Тоді застосування алгоритму зворотного поширення дозволить організувати ітераційний процес навчання, який за вектором помилки буде визначати необхідні виправлення для вагових коефіцієнтів нейронної мережі.

В навчальній системі це дає можливість для окремого студента сформувати наступний урок, який забезпечить йому подальше успішне вивчення даної теми, тобто побудувати відповідну навчальну траєкторію для цього студента (рис. 1).

Таким чином, кожен нейрон будемо розглядати як окремий урок, який за допомогою синапсів і аксона буде зв'язаний з іншими уроками. Синапси будуть являти собою вхідні зв'язки, які будуть пов'язувати розглядуваний урок з виходами попередніх уроків, а аксон – вихідний зв'язок цього уроку, з допомогою якого відбувається перенаправлення навчального процесу на інший урок (тобто на синапси наступних нейронів). Кожний синапс буде характеризуватись величиною синаптичного зв'язку або його вагою w_i .

Поточний стан нейрона буде визначатись як загальна сума всіх його входів:

$$s = \sum_{i=1}^n w_i x_i. \quad (3.3)$$

Вихід нейрона представимо функцією його стану:

$$Y = F(s). \quad (3.4)$$

Тоді адаптивний процес вивчення елемента S буде полягати в алгоритмічному коректуванню вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків кожного з нейронів, які беруть участь в процесі навчання. В алгоритмі зворотного поширення це можна досягти шляхом мінімізації середньоквадратичного відхилення отриманих результатів від правильних відповідей.

Згідно методу найменших квадратів, величину похибки E між правильною і отриманою відповідями мережі, обчислюють за допомогою суми квадратів відповідних різниць:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{j,p} (y_{j,p}^{(N)} - d_{j,p})^2, \quad (3.5)$$

де $y_{j,p}^{(N)}$ – реальне вихідне значення j -го нейрону уроку N при подачі на його вхід p -их результатів тестування;

$d_{j,p}$ – правильне вихідне значення цього нейрону.

Для цілей мінімізації використаємо згаданий вище метод зворотного поширення помилки, згідно з яким налаштування вагових коефіцієнтів відбувається за формулою:

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \frac{dE}{dw_{ij}}, \quad (3.6)$$

де w_{ij} – ваговий коефіцієнт синаптичного зв'язку, який з'єднує i -ий нейрон уроку $(n-1)$ з j -им нейроном уроку n ;

η – коефіцієнт швидкості навчання, причому $0 < \eta < 1$.

Як описано в [11]:

$$\frac{dE}{dw_{ij}} = \frac{dE}{dy_j} \frac{dy_j}{ds_j} \frac{ds_j}{dw_{ij}}. \quad (3.7)$$

У цій формулі під y_j розуміють, як і раніше вихід j -го нейрону, а s_j – зважена сума всіх вхідних сигналів (тобто аргумент функції активації).

Більш детально розглянемо множники у формулі (3.7).

Другий множник $\frac{dy_j}{ds_j}$ виступає похідною функції активації по її аргументу.

Третій множник $\frac{ds_j}{dw_{ij}}$ дорівнює значенню виходу нейрона попереднього уроку $y_j^{(n-1)}$.

Що стосується першого множника в (3.7), то його можна розкласти наступним чином [11]:

$$\frac{dE}{dy_j} = \sum \frac{dE}{dy_k} \frac{dy_k}{ds_k} \frac{ds_k}{dy_j} = \sum \frac{dE}{dy_k} \frac{dy_k}{ds_k} w_{j,k}^{(n+1)}. \quad (3.8)$$

Тут сумування по k виконується серед нейронів уроку $(n+1)$.

Ввівши нову змінну

$\delta_j^{(n)} = \frac{dE}{dy_j} \frac{dy_j}{ds_j}$, ми отримаємо рекурсивну формулу для розрахунків величини $\delta_j^{(n)}$ уроку

n з величини $\delta_k^{(n+1)}$ більш «старшого» уроку $(n+1)$:

$$\delta_j^{(n)} = \left[\sum_k \delta_k^{(n+1)} w_{j,k}^{(n+1)} \right] \frac{dy_j}{ds_j}. \quad (3.9)$$

Для вихідного уроку, ця формула набуде вигляду:

$$\delta_j^{(n)} = \left[y_j^{(N)} - d_j \right] \frac{dy_j}{ds_j}. \quad (3.10)$$

Тепер можна записати (3.6) в розкритому вигляді:

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \delta_j^{(n)} y_j^{(n-1)}. \quad (3.11)$$

Таким чином, в загальному, алгоритм адаптивного навчання з використанням процедури зворотного поширення буде складатися з наступних кроків:

1. Після вивчення певного уроку (теми) студенту необхідно пройти відповідний тестовий контроль. За результатами тесту формується вектор студентських параметрів, що відображає рівень засвоєння нових знань, який подається на вхід нейрона. На виході отримуємо результати відповіді. Причому, результат перевірки засвоєння n -го уроку буде визначатись згідно (3.3) як загальна сума всіх виходів нейрона:

$$s_j^{(n)} = \sum_{i=0}^M y_i^{(n-1)} w_{ij}^{(n)},$$

де M – кількість нейронів в уроці $(n-1)$.

$y_i^{(n-1)} = x_{ij}^{(n)}$ – i -ий вхід j -го нейрона уроку n .

$y_j^{(n)} = f(s_j^{(n)})$, де $f()$ – сигмоїд вигляду (3.1).

$y_q^{(0)} = I_q$, де I_q – q -та компонента вхідного вектора.

2. Обчислюємо $\delta^{(n)}$ для вихідного уроку за формулою (3.10) та зміну ваг $\Delta w^{(n)}$ уроку N за формулою (3.11).

3. Обчислюємо за формулами (3.9) і (3.11) відповідно $\delta^{(n)}$ і $\Delta w^{(n)}$ для всіх інших уроків $n = N-1, \dots, 1$.

4. Підкоректуємо всі ваги в нейронній мережі:

$$w_{ij}^{(n)}(t) = w_{ij}^{(n)}(t-1) + \Delta w_{ij}^{(n)}(t).$$

5. Якщо помилка досить суттєва, перейти на крок 1. В іншому випадку – кінець.

Слід зазначити, що в залежності від значення похибки $\delta^{(n)}$ студент буде перенаправлений на різні етапи вивчення незасвоєного уроку (рис. 2).



Рисунок 2 – Загальна схема навчання з використанням процедури зворотного поширення

Зрозуміло, що корегування вагових коефіцієнтів може відбуватися тільки на основі інформації, яка доступна нейрону, тобто поточного стану нейрона та наперед заданою матрицею вагових коефіцієнтів. Тому ефективність описаного навчання прямо залежить від кількості уроків у навчальній вибірці, якості тестового підбору питань для перевірки, а також від того, наскільки вони повно описують відповідну тему.

Слід відмітити, що описаний алгоритм зворотного поширення помилки має і ряд суттєвих недоліків, пов'язаних з можливістю настання «паралічу» нейронної мережі, коли вагові коефіцієнти під час навчання можуть набути досить великих чи від'ємних значень. Також можливі випадки виникнення зациклення навчання, якщо буде знайдений не локальний, а глобальний мінімум цільової функції (перенаправлення навчання при цьому буде відбуватися на той самий крок).

У зв'язку з цим сьогодні розроблено ряд модифікацій даного алгоритму, які дають змогу удосконалити його шляхом зміни функції активації, вибору правил корекції вагових коефіцієнтів та інше. Це стане предметом подальших досліджень.

Висновки. У сучасних автоматизованих комп'ютерних системах нейромережі, завдяки властивості «навчатися» та здатності до накопичення інформації про перебіг навчання, дозволяють забезпечити успішну побудову адаптивних освітніх траєкторій та ефективну організацію дистанційних курсів з використанням відкритих комунікаційних платформ.

В роботі розроблено нейромережеву модель побудови індивідуальної траєкторії навчання, в якій кожен нейрон розглядається як певний урок, а навчальний процес представлено як рух студента по окремих уроках. При цьому для навчання мережі використовується алгоритм зворотного поширення помилки, який шляхом корекції вагових коефіцієнтів налаштовує синаптичні зв'язки кожного з нейронів.

Перевагою запропонованої моделі є можливість в процесі навчання досягнення потрібної точності розрахунків за рахунок мінімізації похибки між правильною та реальною відповіддю мережі. Також така структура характеризується універсальністю щодо вибору предметної області, тобто навчена нейромережа для однієї дисципліни може бути швидко адаптована для інших навчальних предметів та курсів.

Застосування описаної технології дозволяє підвищити якість навчальних систем за рахунок високої швидкодії опрацювання результатів поточного рівня засвоєння нових знань студентом та забезпечення інтерактивності в процесі організації дистанційного адаптивного навчального процесу.

Список бібліографічного опису

1. S. Haykin, *Neural networks, a comprehensive foundation*. N.Y.: Macmillan College Publishing Company, 1994.
2. P. Gill, W. Murray, M. Wright, *Practical Optimization*. N.Y.: Academic Press, 1981.
3. А.Ю. Кононюк, *Нейронні мережі і генетичні алгоритми*. К.: «Корнійчук». 2008.
4. H. Szu, R. Hartley, *Fast Simulated annealing*. *Physics Letters*. Vol. 1222 (3, 4), pp. 157–162, 1987.
5. M. Pikuliak, "Development of an adaptive module of the distance education system based on a hybrid neuro-fuzzy network," *Proceedings of the 2020 IEEE Third International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP)*. Lviv, Ukraine, August 21-25, 2020, pp. 44-49.
6. «Artificial neural networks для вирішення бізнес задач». [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://evergreens.com.ua/ua/development-services/neural-network.html>. Дата звернення: 07.06.2022.

7. V.B. Nemirovskiy, A.K. Stoyanov, "Near-duplicate image recognition," *Mechanical Engineering, Automation and Control Systems (MEACS): Proceedings of the International Conference*, Tomsk, 2014.
8. S.O. Arik, J. Chen, K. Peng, W. Ping, Y. Zhou, "Neural voicecloning with a few samples. In Advances in Neural Information Processing Systems," *Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2018, Neur IPS 2018*. Montreal, Canada, 3-8 December 2018, pp. 10040–10050. 2018.
9. С.А. Крутина, Е.В. Малахов, В.Д. Гогунський, "Структурування знань у автоматизованих навчальних системах з елементами штучного інтелекту," *Моделивання у прикл. наук. дослідженнях. Матеріали XIV семінару*. Одеса: ОНПУ, 2007, С. 37-39.
10. M. L. Minsky, S. Papert, *Perceptrons*. Cambridge, MA: MIT Press, M: Мир. 1971.
11. K. Pal Sancar, Mitra Sushmita, "Multilayer Perceptron, Fuzzy Sets, and Classification," *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 3, No. 5, pp. 683-696. 1992.

References

1. S. Haykin, *Neural networks, a comprehensive foundation*. N.Y.: Macmillan College Publishing Company, 1994.
2. P. Gill, W. Murray, M. Wright, *Practical Optimization*. N.Y.: Academic Press, 1981.
3. A.Yu. Kononiuk, *Neironi merezhi i henetychni alhorytmy*. K.: «Korniichuk». 2008.
4. H. Szu, R. Hartley, *Fast Simulated annealing*. *Physics Letters*. Vol. 1222 (3, 4), pp. 157–162, 1987.
5. M. Pikuliak, "Development of an adaptive module of the distance education system based on a hybrid neuro-fuzzy network," *Proceedings of the 2020 IEEE Third International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP)*. Lviv, Ukraine, August 21-25, 2020, pp. 44-49.
6. «Artificial neural networks dlia vyrishennia biznes zadach». [Elektronnyi resurs]. Rezhym dostupu: <https://evergreens.com.ua/ua/development-services/neural-network.html>. Data zvernennia: 07.06.2022.
7. V.B. Nemirovskiy, A.K. Stoyanov, "Near-duplicate image recognition," *Mechanical Engineering, Automation and Control Systems (MEACS): Proceedings of the International Conference*, Tomsk, 2014.
8. S.O. Arik, J. Chen, K. Peng, W. Ping, Y. Zhou, "Neural voicecloning with a few samples. In Advances in Neural Information Processing Systems," *Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2018, Neur IPS 2018*. Montreal, Canada, 3-8 December 2018, pp. 10040–10050. 2018.
9. S.A. Krutyna, E.V. Malakhov, V.D. Hohunskiy, "Strukturuvannia znan u avtomatyzovanykh navchalnykh systemakh z elementamy shtuchnoho intelektu," *Modeliuvannia u prykl. nauk. doslidzhenniakh*. Materialy XIV seminaru. Odessa: ONPU, 2007, s. 37-39.
10. M. L. Minsky, S. Papert, *Perceptrons*. Cambridge, MA: MIT Press, M: Мир. 1971.
11. K. Pal Sancar, Mitra Sushmita, "Multilayer Perceptron, Fuzzy Sets, and Classification," *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 3, No. 5, pp. 683-696. 1992.