

УДК 37.01/.09

НАДІЯ ПУЛЬКАС, магістрантка, II курс фізико-технічного факультету, ДВНЗ "Прикарпатський національний університет імені Василя Стефаника", Україна
pulkasn@gmail.com

ЛЮБОВ ЯБЛОНЬ, докторка фізико-математичних наук, професорка, професорка, кафедра фізики і методики викладання, ДВНЗ "Прикарпатський національний університет імені Василя Стефаника", Україна
ORCID ID 0000-0003-3186-6969
lyubov.yablou@pnu.edu.ua

КОНЕКТИВІЗМ І ПОНЯТТЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

NADIYA PULKAS, Second-year master's student of the Physics and Technology Faculty, Vasyl Stefanyk Precarpathian National University, Ukraine
LIUBOV YABLON, Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Professor, Professor of the Department of Physics and Teaching Methods, Vasyl Stefanyk Precarpathian National University, Ukraine

CONNECTIVISM AND THE CONCEPT OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Стаття присвячена актуальному на сьогоднішній день питанню можливості застосування штучного інтелекту в освіті; взаємозв'язку конективістської теорії навчання з галуззю штучного інтелекту – штучними нейронними мережами.

Ключові слова: конективізм, штучний інтелект, нейронні мережі, машинне навчання.

Summary. The article is devoted to the current issue of the possibility of using artificial intelligence in education; the relationship of connectivist theory of learning with the field of artificial intelligence - artificial neural networks.

Key words: connectivism, artificial intelligence, neural networks, machine learning.

Постановка проблеми в загальному вигляді. Із стрімким розвитком інформаційних технологій та інтенсивним упровадженням в освіту дистанційного навчання, яке можна умовно поділити на три етапи (Кухаренко, 2012), що відрізняються між собою використанням різних педагогічних теорій навчання, разом з біхевіоризмом, когнітивізмом і конструктивізмом з'явився новий конективістський підхід,

прихильники якого вважають, що знання засвоюються певними порціями, формуючи динамічну та швидкозмінювану мережу.

Конективізм ґрунтується на теорії хаосу, плинності та нестійкості інформації, що є цілком виправданим явищем у сучасному світі. На думку дослідників, знання – мережа, а навчання – процес вивчення цієї мережі. Таким чином, можна стверджувати, що навчання людини є процесом формування певних нейронних мереж, які постійно перебудовуються та змінюються із здобуттям нового досвіду, навичок чи знань. Така перебудова є запорукою валідності та актуальності даних, що використовує людина.

Аналіз досліджень і публікацій. У 2005 р. Джордж Сіменс (George Siemens) запропонував нову теорію навчання, стверджуючи, що новітні технології мають величезний вплив на навчальну діяльність людини. Він писав, що "... технології змінили те, як ми живемо, як ми спілкуємося, і як ми вчимося" (<https://www.researchgate.net/publication/241897939>; George Siemens, 2005). Виходячи з твердження, Дж. Сіменс відстоював нову теоретичну концепцію, яка ставить у центр технологію як одну з ключових компонент. Варто відмітити, що одним з прин-

ципів конективізму є те, що "навчання може відбуватися у нелюдських додатках" (<https://www.researchgate.net/publication/241897939>; George Siemens, 2005), тобто поза людиною. Отже, даний принцип передбачає, з однієї сторони, можливість навчання людини через технології та машини, а з іншої – ймовірність навчання самих машин, тобто створення штучного інтелекту (ШІ).

Згодом Стівен Даунс (Stephen Downes) доповнив дану теорію і додав до неї ідею об'єднаних знань, де самі знання є розділені та не існують у певному та одному місці (Downes, 2006). Він зосередився на вивченні мережевої структури інтернету, а пізніше поділився низкою постів щодо штучного інтелекту та здобутків у галузі нейронних мереж з метою відображення їх взаємозв'язку з конективізмом.

Автори (Aldahdouh, Osorio & Caires, 2015) більш детально пояснюють ідею мережевого знання та показують взаємозв'язок із штучним інтелектом. Вони стверджують, що конективізм базується на наукових принципах мереж. Основна увага приділяється нейронним внутрішнім (концептуальним) і зовнішнім мережам. Дана теорія пов'язує роль викладача, учня та знань в умовах, що динамічно змінюються.

Мережа знань не є статичною, знання живе і змінюється. Іншими словами, час розглядається як один з вимірів знань: потік інформації відіграє роль для збереження чи розпаду зв'язків; нові вузли додаються, а інші зникають.

З іншого боку, такі твердження породили хвилю скептицизму щодо концептів конективізму. Автор (*Verhagen, 2006*) зазначає, що машинне навчання, індуктивне навчання і програми, створені на основі нечіткої логіки, не мають нічого спільного із людським навчанням. Тобто сучасні когнітивні інструменти слугують доповненням до існуючих (*Verhagen, 2006*). Крім того, скептики постійно повторювали, що принципам конективізму бракує чіткості та тестування.

Таким чином, конективістська теорія зазнала серйозної критики, але дослідження в цій галузі продовжуються. На даний час актуальними вважаємо питання вивчення взаємозв'язку між результатами впровадження штучного інтелекту та принципами конективізму а також про те, чи конективізм, побудований на основі результатів штучного інтелекту, залишається практично відкритим.

Виклад основного матеріалу дослідження. З метою встановлення взаємозв'язку штучного інтелекту і теорії конективізму слід, по-перше, з'ясувати концепти, на яких ґрунтується дана теорія, по-друге, розглянути основні поняття штучних нейронних мереж (ШНМ) і, підбити підсумки щодо їхньої інтеракції. Нами розглядається роль ШНМ у машинному навчанні, оскільки основна їх ідея ґрунтується на вченні про людський мозок.

Конективізм як навчальна теорія

Дана навчальна модель позиціонує таке навчання, у якому учні створюють зв'язки між новими ідеями, використовуючи їхні персональні мережі знань, що складаються з безлічі інформаційних ресурсів і технологій.

У (*Siemens, 2005*) автор описує такі основні концепти конективізму:

1) навчання – це процес підключення спеціалізованих вузлів або джерел інформації;

2) спеціалізовані вузли та джерела інформації складаються з цифрових, електронних, інтернет-ресурсів; таким чином, навчання і технології нерозрив-

но пов'язані між собою;

3) навчання, а отже, і знання полягають у різноманітті думок;

4) здатність сприймати зв'язок між численними перспективами, думками і поняттями посідає центральне місце в навчанні;

5) розвиток та підтримка зв'язків необхідні для безперервного навчання;

6) можливість оцінити інформацію до взаємодії з нею є метавмінням, що застосовується до початку навчання. Таке оцінне рішення щодо необхідності вивчення конкретної інформації являє собою процес навчання.

Слід зазначити, що поняття "знання" відрізняється від понять "інформація" та "дані". Якщо інформація, яку отримує людина, не становить для неї інтересу, то вона вважається інформаційним шумом (*Нестеренко, Ковтунець & Фаловський, 2017*), і людина практично таку інформацію не сприймає. Дані, у свою чергу, є джерелом інформації. Згруповані в бази даних, вони слугують джерелом знань, які визначаються як співвідношення між даними. Тому і є важливим метазнання, яке дозволяє інтерпретувати та планувати потрібний логічний висновок.

У (*Downes, 2006; Vygotzky, 1978; Barabasi, 2003*) конективізм описується як інтеграція принципів, вивчених за допомогою безлічі теорій, а саме особливо сполучених знань, соціального конструктивізму та теорії мереж. Таким чином, конективізм – це застосування мережевих принципів для визначення як знань, так і процесу навчання в цілому. Ці мережі можуть бути внутрішніми, як і нейронні мережі, так і зовнішніми, як мережі, за допомогою яких ми спілкуємось (*Kop & Hill, 2011; Dunaway, 2011*).

Штучні нейронні мережі (ШНМ)

Штучний інтелект належить до мистецтва створення машин, здатних думати і діяти як людина, або думати і діяти розумно (*Russell & Norvig, 2010*). Для того, щоб створити програму, яка може думати та поводитися так, вона повинна мати можливість навчатись. Це означає, що програма мусить покращувати свою ефективність у майбутніх завданнях, беручи до уваги свій досвід (*Russell & Norvig, 2010*). Зробити її здатною до навчання – це галузь дослідження, яка називається машин-

ним навчанням (МН).

ШНМ – математична, програмна та апаратна модель, побудована за принципом функціонування біологічних нейронних мереж клітин живого організму. Окрім того, ШНМ є частиною машинного навчання. Варто відмітити, що ШНМ має багато інших назв у сфері штучного інтелекту, включаючи паралельно розподілену обробку, нейронні обчислення та конекціонізм (*Russell & Norvig, 2010*).

ШНМ успішно застосовуються для розпізнавання символів тексту та інших об'єктів, розпізнавання мови, керування рухом транспортного засобу, класифікації ситуацій, кластеризації, прогнозування, апроксимації, прийняття рішень тощо. Нейронні мережі не програмуються у звичному розумінні цього слова, вони навчаються. Можливість навчання – одна з головних переваг нейронних мереж перед традиційними алгоритмами. Технічно навчання полягає у знаходженні коефіцієнтів зв'язків між нейронами.

Розробникам рішення на основі нейронної мережі потрібно:

1) вибрати відповідну модель мережі, визначити топологію мережі (число елементів і їх зв'язку);

2) вказати параметри навчання: на першому етапі слід вибрати нейрони, які ми хочемо використовувати (число входів, передатні функції); яким чином слід з'єднати їх між собою; що застосувати для входів і виходів нейронної мережі. Найбільш популярними і вивченими архітектурами є багатошаровий перцептрон, нейронна мережа із загальною регресією, нейронні мережі Кохонена, мережа Ворда, мережа Хопфільда та інші. На другому етапі нам потрібно "навчити" обрану нейронну мережу, тобто підібрати такі значення її вагових коефіцієнтів, щоб вона працювала потрібним чином. Ненавчена нейронна мережа подібна до дитини – її можна навчити всього. У використуванних на практиці нейронних мережах кількість ваг може становити кілька десятків тисяч, тому навчання – дійсно складний процес. Для багатьох архітектур розроблені спеціальні алгоритми навчання, які дозволяють настроїти ваги нейронної мережі певним чином. Найпопулярнішим з цих алгоритмів є метод зворотного поширення помил-

ки (Error Back Propagation), використований, наприклад, для навчання перцептрона (Коваль & Коваль, 2018).

Першою роботою, що заклала фундамент для створення штучних нейронів і нейронних мереж, вважають працю Уоррена С. Мак-Каллока (Warren S. McCulloch) і Вальтера Піттса (Walter Pitts) (McCulloch & Pitts, 1943). У ній започатковано теорію, в основі якої лежить той факт, що всі аспекти нервової діяльності можна моделювати за допомогою мережі елементів, які мають два стійкі стани. Модель такого елемента (рис. 1) отримала назву формального нейрона (Новотарський & Нестеренко, 2004).

Моделювання функцій синапсів відбувається шляхом масштабування

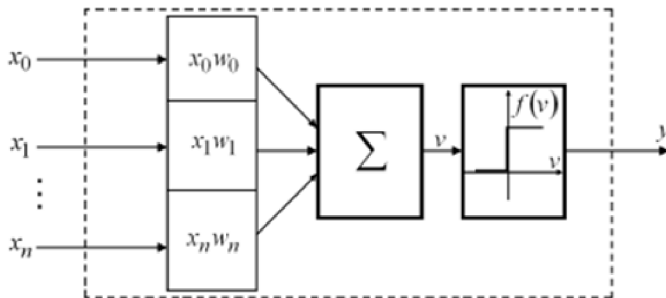


Рис. 1. Формальний нейрон

вхідних сигналів (x_0, x_1, \dots, x_n) за допомогою вагових коефіцієнтів (w_0, w_1, \dots, w_n). Одержані сигнали подаються на вхід суматора, який виконує їх обробку за формулою:

$$v = \sum_{i=0}^n w_i x_i$$

Змінна v є аргументом порогової активаційної функції $y = f(v)$. Активаційна функція, що вперше запропонована в (Коваль & Коваль, 2018), має вигляд:

$$y = \{1 \text{ при } v < 0; 0 \text{ при } v > 0\}$$

Прикладом найпростішої активаційної функції є дискретний сигмоїд з параметром, що має назву функції Хевісайда, або тета-функції:

$$y = \{1 \text{ при } v < a; 0 \text{ при } v > a\}$$

Якщо величина збудження нейрона з активаційною функцією Хевісайда не перевищує значення параметра a , то нейрон залишається пасивним, а при його перевищенні – видає фіксоване значення функції, що вважається логічною одиницею.

Амплітуда вихідного сигналу нейрона з даною активаційною функцією залежить від амплітуди вхідних сигналів. З рис. 2 видно, що крутизна S-подібної функції залишається високою тільки в деякому визначеному діапазоні.

Як видно з опису активаційних функцій, модель формального нейрона допускає дискретний або аналоговий їх вигляд. Вибір того чи іншого підходу залежить від кола задач, для вирішення яких призначається штучна нейронна мережа. Проста нейронна мережа може бути реалізована на обчислювальній машині методом прямої аналогії. При цьому процес навчання нейрона зводиться до настройки параметрів суматора.

ШНМ є структурою, яка складається з великої кількості процесорних елементів, кожен з яких має локальну пам'ять і може взаємодіяти з іншими процесорними елементами за допомогою комунікаційних каналів з метою передачі даних, що можуть бути інтерпретовані довільним чином (Новотарський & Нестеренко, 2004).

Таким чином, навчання на рівні мережі чітко підтримує основне припущення про конективізм: єдиний зв'язок між двома вузлами сам по собі не має значення. Значення розподіляється у групі зв'язків або закономірностей (McCulloch & Pitts, 1943).

Висновки та перспективи подальших досліджень. Отже, ми намагалися прослідкувати взаємозв'язок між конективізмом і галуззю штучного інтелекту – штучними нейронними мережами. Проаналізувавши, як саме відбувається машинне навчання, доходимо висновку, що дослідники ШІ використовували майже всі попередні теорії навчання. Наприклад, одна техніка в ШІ імітує біхевіоризм, і це називається на-

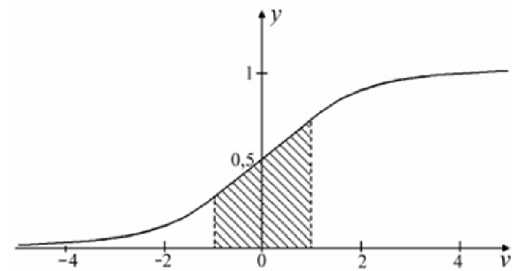


Рис. 2. Сигмоїдальна логічна функція

вчальним підкріпленням. У цій техніці програма вивчається за допомогою моделі нагород і покарань (Kor & Hill, 2011). Дослідники ШНМ також застосовують техніку, яка називається довготривалою пам'яттю, що імітує когнітивізм (Новотарський & Нестеренко, 2004). Але всі ці методи розглядали лише з точки зору відомих і статичних знань. Тобто, якщо знання відомі та статичні, дослідники ШНМ можуть використовувати позначені навчальні дані та розрив між мережевим виходом і правильним виходом. Проте у ситуаціях, коли дані не є відомими, жодна з технік не дасть правильного результату. Питання про те, як навчити мережу в цих умовах, усе ще залишаються не повністю вирішеними в галузі ШІ. У таких випадках єдина надія полягає у використанні безконтрольної моделі навчання, у якій учень знаходить певні патерни з наведених прикладів без явного зворотного зв'язку. Повторення і відносна подібність об'єктів у наведених прикладах може допомогти учню об'єднати різні ідеї, щоб отримати новий об'єкт. І саме в цьому полягає теорія конективістів.

Незважаючи на те, що припущення конективізму не узгоджуються з деякими моментами в ШНМ, вони є цінними в інтерпретації алгоритму машинного навчання загалом. Якщо розглядати знання як мережу, учня - як вузол у мережі, то зв'язок між учнями допоможе зрозуміти, який саме взаємозв'язок між нейронами та складністю мережі штучного навчання. Без таких припущень надзвичайно складно підійти до алгоритмів машинного навчання з освітньої точки зору.

У даній роботі розглянуто лише незначну кількість літератури з даної тематики. Існують ще важливі теми, які необхідно врахувати при дослідженні штучних мереж та їхнього зв'язку з ко-

нективізмом. Такі теми передбачають наступне коло питань: багатшарові нейронні мережі, ініціалізацію вагових компонент, техніку довготривалої пам'яті (Long Short Term Memory technique), рекурентні мережі, глибинну мережу переконань (deep belief network, DBN).

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

Кухаренко, В. М. (2012). Теорії навчання на сучасному етапі розвитку дистанційного навчання. *Теорія та методика електронного навчання*, 3. Кривий Ріг: Видавничий відділ НМетАУ, 153–161.

Ana-Maria Marhan. *Connectivism: Concepts and Principles for emerging Learning Networks*. Retrieved from <https://www.researchgate.net/publication/241897939>.

George Siemens (2005). *Connectivism: a learning theory for the digital age*. *International Journal of Instructional Technology & Distance Learning*, 2, 5. Retrieved from http://www.itdl.org/Journal/Jan_05/index.htm.

Downes, S. (2006). *Learning Networks and Connective Knowledge*. In H. H. Yang & S. C.-Y. Yuen. (Eds.), *Collective intelligence and elearning*. New York: Information Science Reference, 1–26.

Aldahdouh, A. A., Osorio, A. J., Caires, S. (2015). *Understanding knowledge network, learning and connectivism*. *International Journal of Instructional Technology and Distance Learning*, 12(10), 3–21.

Verhagen, P. (2006). *Connectivism: a new learning theory?* University of Twente, 2(1), 3–10. Retrieved from <http://elearning.surf.nl/e-learning/english/3793>.

Нестеренко, О. В., Ковтунець, О. В., Фаловський, О. О. (2017). *Інтелектуальні системи і технології*. Київ: Національна академія управління. 90 с.

L. S. Vygotsky (1978). *Mind in Society: The Development of Higher Psychological Processes*. Harvard University Press. 174 p.

Barabasi, Albert-Laszlo (2003). *Linked: How Everything Is Connected to Everything Else and What It Means*. Plume; Reissue edition. Retrieved from <http://surl.li/ozeb>.

Kop, R., Hill, A. (2011). *Connectivism:*

learning theory of the future or vestige of the past? *International Review of Research in Open and Distance Learning*, 9, No. 3. Retrieved from www.irrodl.org/index.php/irrodl/article/view/523/1103.

Michelle Dunaway (2011). *Connectivism: Learning theory and pedagogical practice for networked information landscapes*. *Reference Services Review*, 39(4), 675–685. Doi:10.1108/00907321111186686.

Russell, S., Norvig, P. (2010). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (Third Edit). New Jersey: Prentice Hall. 1115 p. Retrieved from <http://aima.cs.berkeley.edu/>.

Коваль, О. А., Коваль, А. О. (2018). *Нейронні мережі в інтелектуальних вимірювальних інформаційних системах. Методичні вказівки до виконання лабораторних та курсових робіт*. Харків. 30 с. Взято з https://dspace.khadi.kharkov.ua/dspace/bitstream/123456789/2586/1/Koval_neir_mer_2018.pdf.

McCulloch, W. S., Pitts, W. A. (1943). *Logical calculus of the ideas immanent in nervous activity*. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 115–133.

Новотарський, М. А., Нестеренко Б. Б. (2004). *Штучні нейронні мережі: обчислення*. Праці Інституту математики НАН України, 50, 408 с.

REFERENCES

Kukhareno, V. M. (2012). *Teoriji navchannja na suchasnomu etapi rozvytku dystancijnogho navchannja. Teorija ta metodyka elektronnogho navchannja*, 3, 153–161.

Ana-Maria Marhan. *Connectivism: Concepts and Principles for emerging Learning Networks*. Retrieved from <https://www.researchgate.net/publication/241897939>.

George Siemens (2005). *Connectivism: a learning theory for the digital age*. *International Journal of Instructional Technology & Distance Learning*, 2, 5. Retrieved from http://www.itdl.org/Journal/Jan_05/index.htm.

Downes, S. (2006). *Learning Networks and Connective Knowledge*. In H. H. Yang & S. C.-Y. Yuen. (Eds.), *Collective intelligence and elearning*. New York: Information

Science Reference, 1–26.

Aldahdouh, A. A., Osorio, A. J., Caires, S. (2015). *Understanding knowledge network, learning and connectivism*. *International Journal of Instructional Technology and Distance Learning*, 12(10), 3–21.

Verhagen, P. (2006). *Connectivism: a new learning theory?* University of Twente, 2(1), 3–10. Retrieved from <http://elearning.surf.nl/e-learning/english/3793>.

Nesterenko, O. V., Kovtunecj, O. V., Falovskij, O. O. (2017). *Intelektualni systemy i teznologhiji*. Kyiv: Nacionaljna akademija upravlinnja. 90 s.

Vygotsky, L. S. (1978). *Mind in Society: The Development of Higher Psychological Processes*. Harvard University Press. 174 p.

Barabasi, Albert-Laszlo (2003). *Linked: How Everything Is Connected to Everything Else and What It Means*. Plume; Reissue edition. Retrieved from <http://surl.li/ozeb>.

Kop, R., Hill, A. (2011). *Connectivism: learning theory of the future or vestige of the past?* *International Review of Research in Open and Distance Learning*, 9, No. 3. Retrieved from www.irrodl.org/index.php/irrodl/article/view/523/1103.

Michelle Dunaway (2011). *Connectivism: Learning theory and pedagogical practice for networked information landscapes*. *Reference Services Review*, 39(4), 675–685. Doi:10.1108/00907321111186686.

Russell, S., Norvig, P. (2010). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (Third Edit). New Jersey: Prentice Hall. 1115 p. Retrieved from <http://aima.cs.berkeley.edu/>.

Kovalj, O. A., Kovalj, A. O. (2018). *Nejronni merezhi v intelektualjnykh vymirjuvaljnykh informacijnykh systemakh. Methodychni vkazivky do vykonannja laboratornykh ta kursovykh robit*. Kharkiv. 30 s.

McCulloch, W. S., Pitts, W. A. (1943). *Logical calculus of the ideas immanent in nervous activity*. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 115–133.

Novotarskij, M. A., Nesterenko B. B. (2004). *Shtuchni nejronni merezhi: obchyslennja. Praci Instytutu matematyky NAN Ukrajiny*, 50, 408 s.

Стаття надійшла 4. 11. 2021 р.

