

**Мальцев А.Ю.**

Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

## ОГЛЯД ПРИНЦИПІВ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ ЯК ДИНАМІЧНОЇ ТЕОРІЇ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

У статті проведено огляд принципів глибокого навчання як динамічної теорії штучного інтелекту. Розкрито перспективні напрями застосування глибокого навчання на базі теорії штучного інтелекту у різноманітних сферах: обробки зображень, комп'ютерного зору, розпізнавання мови, машинного перекладу, мистецтва, медичної візуалізації, обробки медичної інформації, робототехніки й управління, біоінформатики, обробки природної мови, кібербезпеки та багато інших. Визначено основні підходи до глибокого навчання, такі як контрольовані, частково контрольовані або частково неконтрольовані та неконтрольовані. Графічно представлено діаграму співіснування різних підходів глибокого навчання. Кожен окремих підтип детально описано та запропоновано принципи взаємодії. Наголошується, що кожен окремих тип має власну сферу застосування та співпрацює з кількома мережами. Застосування того чи іншого типу залежить від масштабів проблеми або обсягу, на основі чого можна вирішити, який тип навчання з підкріпленням необхідно застосувати для вирішення завдання. Якщо проблема полягає в оптимізації безлічі параметрів, найкраще підійде глибоке навчання із підкріпленням. Якщо завдання має менше параметрів для оптимізації, підхід навчання із підкріпленням без деривації буде найкращим рішенням. Підкреслено, головну відмінність між традиційним машинним навчанням і глибоким навчанням, яка полягає у тому, як витягаються функції. Традиційні підходи до машинного навчання використовують створені вручну інженерні функції шляхом застосування декількох алгоритмів вилучення ознак, а потім застосовують алгоритми навчання. Крім того, є інші підходи до посилення навчання: часто використовується метод, коли кілька алгоритмів навчання застосовуються до функцій однієї задачі або набору даних, і рішення приймається відповідно до кількох результатів різних алгоритмів. Наведено концептуальну схему глибокого навчання з підкріпленням і детально описано принципи роботи інтелектуального агента та середовища. Визначено поняття *Q*-навчання та математично обґрунтовано принцип реалізації. Сформовано низку властивостей *Q*-навчання та запропоновано варіанти прискорення швидкодії.

**Ключові слова:** нейронна мережа, штучний інтелект, глибоке навчання, навчання з підкріпленням, навчання з вчителем, навчання без вчителя.

**Постановка проблеми.** Останніми роками глибоке навчання досягло максимальних висот у різних сферах застосування. Ця нова галузь машинного навчання швидко зростає та застосовується у більшості традиційних сфер додатків, а також у деяких нових сферах, які надають більше можливостей. Сьогодні в умовах розвитку сучасної наукової думки, запропоновані різні методи, засновані на різних категоріях навчання, включаючи навчання з учителем, частково з учителем і без нього. Експериментальні результати показують найвищу продуктивність у використанні глибокого навчання порівняно із традиційними підходами машинного навчання у сферах обробки зображень, комп'ютерного зору, розпізнавання мови, машинного перекладу, мистецтва, медичної візуалізації, обробки медичної інформації, робототехніки й управління, біоінформатики, обробки природної мови, кібербезпеки та ін. За останні кілька десятиліть невелика підгрупа штучного

інтелекту, звана машинним навчанням, зробила революцію у кількох галузях. Нейронні мережі – це один із напрямів машинного навчання, і саме цей напрям є початком глибокого навчання, його підґрунтям. З моменту свого створення глибоке навчання демонструє успіхи застосування майже в усіх сферах. Глибоке навчання, яке використовує або глибоку архітектуру навчання, або ієрархічний підхід до навчання, є класом машинного навчання. Навчання – це процедура, що складається з оцінки параметрів моделі, щоб вивчена модель (алгоритм) могла виконувати конкретну поставлену задачу. Глибоке навчання складається з декількох рівнів між вхідним і вихідним шарами, що дозволяє виконувати операції на багатьох етапах обробки нелінійної інформації з ієрархічною архітектурою, які використовуються для вивчення функцій і класифікації шаблонів [1; 2]. Методи навчання, засновані на уявленнях даних, також можна визначити як навчання уявленням.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Останніми роками з'являється дедалі більше робіт, у яких описуються механізми та принципи застосування глибокого навчання та штучного інтелекту на різних пристроях та у різних сферах науки.

У [3] стверджується, що навчання репрезентації на основі глибокого навчання включає в себе ієрархію функцій або концепцій, де концепції високого рівня можуть бути визначені з концепцій низького рівня, а концепції низького рівня – з концепцій високого. У деяких статтях глибоке навчання описується як універсальний підхід до навчання, який може вирішувати практично всі види завдань у різних галузях додатків. Іншими словами, глибоке навчання не залежить від конкретного завдання [4].

Ю.В. Хома й А.Я. Бенч [5] провели порівняльний аналіз найпопулярніших програмних фреймворків, таких як Caffe, Theano, Torch, MXNet, Tensorflow, Neon, CNTK. Науковцями описано переваги GPU-рішень на основі CUDA і cuDNN. Авторами розглянуто перспективи FPGA як високошвидкісних та енергоефективних рішень для розроблення алгоритмів глибокого навчання, особливо у поєднанні з мовою OpenCL.

Аналітичний огляд перспективи застосування штучного інтелекту в медицині здійснили М.О. Бубела, В.О. Шевчук та Л.І. Поліщук [6]. Авторами підкреслено, що системи, побудовані на основах штучного інтелекту, можна використовувати для прогнозування поведінки живого об'єкта, який активно використовується у медицині. Із праць зарубіжних авторів варто відзначити такі роботи, як: Zohuri, Bahman & Zadeh, Siamak [7], L. Deng and D. Yu. [8], Zohuri, Bahman & Moghaddam, Masoud [9], Christopher M. [10], Zohuri, Bahman & Mossavar-Rahmani, Farhang [11], Mostapha Zbakh, Mohammed Essaaidi, Pierre Manneback, Chunming Rong [12], Zohuri, Bahman & Mossavar-Rahmani, Farhang [13] та ін.

Проте, враховуючи описані наукові набутки за темою, питання огляду принципів глибокого навчання як динамічної теорії штучного інтелекту залишається відкритим і потребує детального опрацювання.

**Постановка завдання.** Здійснити огляд принципів глибокого навчання як динамічної теорії штучного інтелекту.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** Підходи до глибокого навчання можна розділити на такі категорії: контрольовані, частково контрольовані або частково неконтрольовані та неконтрольовані. Крім того, існує ще одна категорія підхо-

дів до навчання, зване навчанням із підкріпленням або глибоким посиленням навчанням, які часто обговорюються в рамках напівконтрольованих, а іноді й неконтрольованих підходів до навчання. На рис. 1 представлена графічна діаграма співіснування різних підходів глибокого навчання.

1) Глибоке навчання з учителем.

Навчання з учителем – це метод навчання, у якому використовуються розмічені дані. Уразі контрольованих підходів середовище глибокого навчання має набір входів і відповідних виходів  $(x_i, y_i) \sim \rho$ . Наприклад, якщо для введення  $x_i$  інтелектуальний агент передбачає  $\hat{y}_i = f(x_i)$ , агент отримає значення збитку  $l(y_i, \hat{y}_i)$ .



Рис. 1. Графічна діаграма співіснування різних підходів глибокого навчання

Потім агент буде ітеративно змінювати параметри мережі для кращого наближення до бажаних результатів. Після успішного навчання агент зможе отримати правильні відповіді на питання з оточення. Існують різні підходи до контрольованого навчання для глибокого вивчення, у тому числі глибокі нейронні мережі, згорткові нейронні мережі, рекурентні нейронні мережі, включаючи довгострокову короткострокову пам'ять і закриті рекурентні одиниці.

2) Глибоке напівконтрольоване навчання.

Напівконтрольоване навчання – це навчання, яке відбувається на основі частково розмічених наборів даних. Подеколи глибоке посилене навчання і генеруючі змагальні мережі (генеративно-змагальні нейронні мережі) використовуються як методи напівконтрольованого навчання.

3) Глибоке навчання без учителя.

Системи неконтрольованого навчання – це ті системи, які можуть працювати без міток даних. У цьому разі агент вивчає внутрішнє уявлення або важливі функції, щоб виявляти невідомі відносини

або структуру у вхідних даних. Часто кластеризація, зменшення розмірності та генеративні методи розглядаються як підходи до навчання без учителя. Є кілька «членів сімейства» глибокого навчання, які добре підходять для кластеризації та зменшення нелінійної розмірності, включаючи автокодувальники, обмежені машини Больцмана та недавно розроблені генеративні змагальні мережі. Крім того, рекурентні нейронні мережі, такі як довгострокова короткострокова пам'ять і глибоке навчання з підкріпленням, також використовуються для неконтрольованого навчання у багатьох сферах додатків.

4) Глибоке навчання з підкріпленням.

Глибоке навчання з підкріпленням – це метод навчання для використання у невідомих середовищах. Глибоке навчання з підкріпленням було відкрито у 2013 р. [14]. Відтоді було запропоновано кілька вдосконалених методів на основі навчання із підкріпленням. Наприклад: Якщо середовище виконує вибірку вхідних даних:  $x_t \sim \rho$ , агент передбачає:  $\hat{y}_t = f(x_t)$ , агент отримує:  $c_t \sim P(c_t | x_t, \hat{y}_t)$ , де  $P$  – невідомий розподіл ймовірностей, середа задає агенту питання і дає зашумлену оцінку як відповідь. Іноді цей підхід також називають навчанням із напіввчителем. На основі цієї концепції було реалізовано безліч методів із частково контрольованим і неконтрольованим управлінням. У навчання з підкріпленням у нас немає прямої функції втрат, що ускладнює навчання порівняно із традиційними контрольованими підходами. Фундаментальні відмінності між навчанням із підкріпленням і контрольованим навчанням полягають у такому: по-перше, немає повного доступу до функції, яку користувач намагається оптимізувати; користувач повинен

запитувати її через взаємодію, і, по-друге, користувач взаємодіє із середовищем на основі станів: вхідне значення  $x_t$  залежить від попередніх дій.

Залежно від масштабів проблеми або обсягу можна вирішити, який тип навчання з підкріпленням необхідно застосувати для вирішення завдання. Якщо проблема вимагає в оптимізації безлічі параметрів, найкраще підійде глибоке навчання із підкріпленням. Якщо завдання має менше параметрів для оптимізації, підхід навчання із підкріпленням без деривації буде найкращим рішенням. Прикладом цього є методи відпалу та крос-ентропійні методи.

Ключова відмінність між традиційним машинним навчанням і глибоким навчанням полягає у тому, як витягуються функції. Традиційні підходи до машинного навчання використовують створені вручну інженерні функції шляхом застосування декількох алгоритмів вилучення ознак, а потім застосовують алгоритми навчання. Крім того, є інші підходи до посилення навчання: часто використовується метод, коли кілька алгоритмів навчання застосовуються до функцій однієї задачі або набору даних, і рішення приймається відповідно до кількох результатів різних алгоритмів.

З іншого боку, у разі глибокого навчання функції вивчаються автоматично й ієрархічно представлені на декількох рівнях. У цьому сильна сторона глибокого навчання порівняно із традиційними підходами до машинного навчання. У таблиці 1 показані різні підходи до навчання на основі особливостей із різними етапами навчання.

Контрольовані та неконтрольовані підходи до глибокого навчання використовуються для прогнозування, класифікації, кодування, декодування, генерації тощо.

Таблиця 1

Підходи до навчання на основі особливостей із різними етапами навчання

Види навчання	Етапи навчання				
	Вхід	Індивідуальне складання функції	Вихід		
Навчання на основі правил	Вхід	Індивідуальне складання функції	Вихід		
Традиційне машинне навчання	Вхід	Індивідуальне складання функції	Відображення із функцій	Вихід	
Репрезентативне навчання	Вхід	Функції	Відображення із функцій	Вихід	
Глибоке навчання	Вхід	Прості функції	Складні функції	Відображення із функцій	Вихід

Глибоке навчання із підкріпленням – це навчальний підхід, який вчить діяти у невідомій реальному середовищі, керуючись реальними даними. Концептуальна схема підходу показана на рис. 2.



Рис. 2. Концептуальна схема глибокого навчання із підкріпленням

Глибоке навчання із підкріпленням може застосовуватися у різних сферах, включаючи фундаментальні науки для прийняття рішень, машинне навчання з погляду інформатики, у галузі інженерії та математики, оптимальне управління, управління робототехнікою, управління електростанціями, вітряними турбінами й у нейробіології – стратегія винагороди широко вивчається у сучасній літературі [15].

Навчання з підкріпленням – це методика того, що робити і як зіставити ситуацію з дією. Навчання з підкріпленням відрізняється від методів навчання з вчителем та інших видів підходів до навчання, які діють останнім часом, включаючи традиційне машинне навчання, статистичне розпізнавання образів і штучні нейронні мережі.

На відміну від загального машинного навчання з учителем і без учителя, навчання із підкріпленням здійснюється не шляхом характеристики методів навчання, а шляхом характеристики проблеми навчання. Згідно зі стратегією навчання техніка навчання з підкріпленням здійснюється за допомогою спостереження. Для спостереження за навколишнім середовищем залежно від простору спостереження використовуються методи глибокого навчання, включаючи згорткові нейронні мережі, рекурентні нейронні мережі, довгу короточасну пам'ять і вентильний рекурентний вузол. Отже, оскільки методи глибокого навчання кодують дані ефективно, наступний етап дії виконується більш точно. Внаслідок дії агент отримує відповідну винагороду. Весь підхід навчання із підкріпленням стає більш ефективним для навчання та взаємодії у середовищі.

Є кілька фундаментальних стратегій, які необхідно знати для роботи із глибоким навчанням з підкріпленням. По-перше, підхід до навчання із підкріпленням має функцію, яка обчислює якість комбінації стану і дії, яка називається Q-функція.

Q-навчання визначається як безмодельний підхід до навчання з підкріпленням, котрий використовується для пошуку оптимальної політики вибору дій для будь-якого заданого (кінцевого) марковського процесу прийняття рішень. Марковський процес прийняття рішень – це математична основа для моделювання рішень з використанням стану, дії і винагород. При реалізації Q-навчання необхідно знати тільки про доступні стани та можливі дії у кожному стані.

На кожному кроці обирається дія, яка максимізує наступну функцію  $Q(s, a)$

$Q$  – це оціночна функція корисності, вказує наскільки добре виконано дію у певному стані.

$r(s, a)$  – негайна винагорода за виконання дії з максимальною користю ( $Q$ ) для результуючого стану. Це можна сформулювати за допомогою рекурсивного визначення таким чином:

$$Q(s, a) = r(s, a) + \gamma \max_{a'} (Q(s', a'))$$

Це рівняння називається рівнянням Беллмана, яке є основним рівнянням для навчанням із підкріпленням. Тут  $r(s, a)$  – це негайна винагорода, відносно значення затримки порівняно із негайною винагородою  $[0, 1]$   $s'$  це новий стан після дії.  $a$  та  $a'$  є відповідною дією у стані  $s$  та  $s'$ . Дія вибирається на основі

$$\pi(s) = \arg \max_a Q(s, a)$$

У кожному стані присвоюється значення, зване Q-значенням. Винагорода отримується при проходженні певного стану, щоб оновити оціночну вартість для цього стану. Оскільки винагорода є стохастичною, в результаті потрібно відвідувати стан багато разів. Крім того, не гарантується, що винагорода буде ідентичною в іншому епізоді. Підсумовування майбутніх нагород в епізодичних завданнях і середовищах непередбачувано, її може бути виражено по-різному:

$$G_t = R_{t+1} + R_{t+2} + R_{t+3} + \dots + R_T.$$

Сума дисконтованих майбутніх винагород в обох випадках є скалярним фактором.

$$G_t = \gamma R_{t+1} + \gamma^2 R_{t+2} + \gamma^3 R_{t+3} + \dots + \gamma^T R_T.$$

де  $\gamma$  – константа. Чим більше знаходимося у майбутньому, тим менше враховуємо нагороду.

Властивості Q-навчання:

- відповідність Q-функції: наближення буде сходиться до істинної Q-функції, але воно повинно відвідувати можливу пару стан-дія нескінченно багато разів;

- розмір таблиці станів може варіюватися залежно від сфери спостереження та складності. Невидимі значення при спостереженні не враховуються.

Спосіб вирішити ці проблеми – використовувати нейронну мережу (зокрема штучну нейронну мережу) як апроксимацію замість таблиці станів. Входи штучної нейронної мережі – це стан і дія, а виходи – числа від 0 до 1, які представляють утиліту, що правильно кодує стан і дії. Це те місце, де підходи глибокого навчання сприяють прийняттю кращих рішень щодо конфіденційної інформації. Здебільшого для спостереження за навколишнім середовищем використовують кілька пристроїв збору даних, включаючи камеру або інші сенсорні пристрої для спостереження за навчальним середовищем.

Однак складно розробити агент, який міг би взаємодіяти або добре працював у будь-якому середовищі спостереження. Таким чином, більшість дослідників у цій сфері вибирають свій простір дії або середу, перш ніж навчати агента роботи у цьому середовищі. У цьому разі концепція тестування трохи відрізняється від контрольованого або неконтрольованого глибокого навчання. Через розмаїття середовищ еталонний тест залежить від того, який рівень складності розглядало середовище порівняно із попередніми або наявними

дослідженнями. Складність залежить від різних параметрів, кількості агентів, способу взаємодії між агентами, кількості гравців і т. д.

**Висновки.** У роботі здійснено огляд принципів глибокого навчання як динамічної теорії штучного інтелекту. Розглянуто різні сучасні моделі глибокого навчання у різних категоріях навчання, включаючи контрольоване, неконтрольоване навчання і навчання із підкріпленням, а також їх застосування у різних сферах.

На своєму початку глибокі нейронні мережі навчалися шляхом комбінації навчання з учителем і без учителя з використанням автокодувальників і мереж глибокої довіри, проте інноваційні методи, такі як залишкове навчання, дозволяють використовувати тільки навчання з учителем і відмовитися від перенавчання всієї системи, що прискорює і спрощує процес реалізації навчання. Також важливим напрямком у розвитку глибокого навчання є передача навчання (навчання із передачею). Застосування цього підходу під час глибокого навчання скорочує час навчання і розширює сферу застосування попередньо навчених глибоких нейронних мереж.

#### Список літератури:

1. Чумаченко О.І. Структурно-параметричний синтез гібридних нейронних мереж : автореф. дис. ... докт. техн. наук : 05.13.23. Київ, 2019. 42 с.
2. Субботін С.О. Нейронні мережі : теорія та практика : навчальний посібник. Житомир : Вид. О.О. Євенок, 2020. 184 с.
3. Хома Ю.В. Теорія і методи комп'ютерного опрацювання біосигналів на основі машинного навчання : автореф. дис. ... докт. техн. наук : 05.13.05 / Нац. ун-т «Львів. політехніка». Львів, 2020. 37 с.
4. Бродкевич В.М., Ремесло В.Я. Алгоритми машинного навчання (МН) та глибокого навчання (ГН) і їх використання в прикладних додатках. *Інтернаука*. 2018. № 11 (1). С. 56–60.
5. Хома Ю.В., Бенч А.Я. Порівняльний аналіз програмно-апаратного забезпечення алгоритмів глибокого навчання. *Computer systems and networks*. 2019. Vol. 1. № 1. С. 97–102.
6. Бубела М.О., Шевчук В.О., Поліщук Л.І. Аналітичний огляд перспективи застосування штучного інтелекту в медицині. *Інформаційна безпека та комп'ютерні технології* : Матеріали IV Міжнародної науково-практичної конференції. Кропивницький : ЦНТУ, 2021. № 4. С. 66.
7. Zohuri B., Behgounia F. Artificial Intelligence and High Performance Data-Driven Medicine. *Auditum Journal of Clinical and Biomedical Research*. 2021. Vol. 1(1). doi: <http://doi.org/04.2021/1.1004>.
8. Deng L., & Yu D. Deep learning: methods and applications. *Foundations and trends in signal processing*. 2014. Vol. 7 (3–4). P. 197–387.
9. Christopher M. Bishop. *Pattern Recognition and Machine Learning (Information Science and Statistics)*. Springer, 2006. URL: <http://users.isr.ist.utl.pt/~wurmd/Livros/school/Bishop%20-%20Pattern%20Recognition%20And%20Machine%20Learning%20-%20Springer%20%202006.pdf> (Last accessed: 17.03.2021).
10. Zohuri B., Mossavar Rahmani F. Forecasting future of manufacturing systems driven by artificial intelligence: Recent progress and future directions. *Acta Scie Pharma*. 2020. Vol. 4 (5). P. 46–49. doi: 10.31080/ASPS.2020.04.0529.
11. Zbakh M., Essaaidi M., Manneback P., & Rong C. (Eds.). *Cloud Computing and Big Data: Technologies, Applications and Security*. Springer, 2019. URL: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-319-97719-5> (Last accessed: 17.03.2021).
12. Zohuri B., Mossavar Rahmani F. Artificial intelligence versus human intelligence: A new technological race. *Acta Scie Pharma*. 2020. Vol. 4 (5). P. 50–58. doi: 10.31080/ASPS.2020.04.0530.
13. Deisenroth M.P., Neumann G., & Peters J. A survey on policy search for robotics. *Foundations and trends in Robotics*. 2013. Vol. 2 (1–2). P. 388–403.

14. Долгоруков С.О. Автоматизоване проектування випробувального стенду навігаційного обладнання : дис. ... канд. техн. наук : 05.13.12 / Національний авіаційний університет. Київ, 2021. 218 с.

15. Долгоруков С.О. Автоматизоване проектування випробувального стенду навігаційного обладнання : дис. ... канд. техн. наук : 05.13.12 / Національний авіаційний університет. Київ, 2021. 218 с.

#### **Maltsev A.Yu. REVIEW OF THE PRINCIPLES OF DEEP LEARNING AS A DYNAMIC THEORY OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE**

*The article reviews the principles of deep learning as a dynamic theory of artificial intelligence. Prospective areas of application of deep learning based on the theory of artificial intelligence in various fields: image processing, computer vision, speech recognition, machine translation, art, medical imaging, medical information processing, robotics and control, bioinformatics, natural language processing, cybersecurity and others. The main approaches to deep learning, such as controlled, partially controlled or partially controlled and uncontrolled, are identified. The diagram of coexistence of different approaches to deep learning is graphically presented. Each subtype is described in detail and the principles of interaction are offered. It is emphasized that each type has its own scope and cooperates with several networks. The use of one type or another depends on the scale of the problem or the scope, on the basis of which you can decide which type of reinforcement training should be used to solve the problem. If the problem is to optimize many parameters, deep training with reinforcement is best. If the task has fewer parameters to optimize, a derivation-based reinforcement approach will be the best solution. It is emphasized that the main difference between traditional machine learning and deep learning is how the functions are extracted. Traditional approaches to machine learning use manually created engineering functions by applying several algorithms to extract features, and then apply learning algorithms. In addition, there are other approaches to enhancing learning: the method is often used when several learning algorithms are applied to the functions of one task or data set, and the decision is made according to several results of different algorithms. The conceptual scheme of deep learning with reinforcement is given and the principles of work of the intellectual agent and the environment are described in detail. The concept of Q-learning is defined and the principle of realization is mathematically substantiated. A number of properties of Q-learning are formed and variants of speed acceleration are offered.*

**Key words:** neural network, artificial intelligence, deep learning, reinforced learning, learning with a teacher, learning without a teacher.