

DOI: 10.32347/2412-9933.2023.55.175-185

УДК 004.85

Касянчук Андрій Валентинович

Аспірант кафедри інформаційних технологій,

<https://orcid.org/0000-0003-0986-7818>

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

Гоц Владислав Володимирович

Кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри інформаційних технологій,

<https://orcid.org/0000-0003-4384-4011>

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

Попович Наталія Леонтіївна

Кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри інформаційних технологій,

<https://orcid.org/0000-0002-0485-8464>

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

Хроленко Володимир Миколайович

Кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри інформаційних технологій,

<https://orcid.org/0009-0007-2157-2023>

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

**ВПЛИВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ, КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ
ТА МАШИННОГО НАВЧАННЯ НА ЖИТТЯ ЛЮДИНИ**

***Анотація** Розглянуто майбутнє штучного інтелекту (ШІ), комп'ютерного зору та машинного навчання, а також те, як ці технології можуть вплинути на наше щоденне життя. Ці технології мають потужність впливати на спосіб, яким ми живемо і взаємодіємо з ними, відкриваючи нові можливості в таких галузях, як охорона здоров'я, транспорт та освіта. Проте майбутнє ШІ, комп'ютерного зору та машинного навчання також викликає етичні і соціальні питання. Розвиток цих технологій має ґрунтуватися на етичних принципах, щоб забезпечити їх використання на благо людства, а не на шкоду. Загалом ця тема підкреслює величезний потенціал штучного інтелекту, комп'ютерного зору та машинного навчання, а також можливість визначити наше майбутнє. Продовжуючи розширювати межі технологій, важливо враховувати етичні наслідки і забезпечувати відповідальне використання цих технологій на благо всіх.*

Ключові слова: комп'ютерний зір; штучний інтелект; аналіз зображення; методи глибокого навчання; машинне навчання

Вступ

Дослідження майбутнього штучного інтелекту є дуже актуальним з багатьох причин. По-перше, штучний інтелект вже посідає важливе місце в нашому житті. Він застосовується в автономних автомобілях, відеоіграх, управлінні фінансовими транзакціями, медицині та інших галузях. Прогнозується, що розвиток штучного інтелекту буде тривати і він стане ще важливішим для нашого життя. По-друге, дослідження майбутнього штучного інтелекту має важливе значення для розвитку наукових і технічних знань. Це допомагає досліджувати теоретичні питання, які уможливають вдосконалити наявні моделі і алгоритми штучного інтелекту, а також розробити нові. По-третє, дослідження майбутнього штучного інтелекту має важливі етичні та соціальні аспекти. Це дає змогу передбачити можливі наслідки розвитку штучного

інтелекту і розробити стратегії, що забезпечать безпеку та захист прав людини у випадку, якщо штучний інтелект буде використовуватися злочинним чи шкідливим способом. Комп'ютерний зір (КЗ) є галуззю штучного інтелекту (ШІ), яка допомагає комп'ютерам та системам вилучати цінну інформацію з візуальних вхідних даних, таких як цифрові зображення та відео. Зібрана інформація потім використовується для прийняття рішень або надання рекомендацій. Фактично, якщо штучний інтелект надає комп'ютерам здатність мислити, то комп'ютерний зір дає їм здатність бачити, спостерігати та розуміти. Незважаючи на те, що комп'ютерний зір працює подібно до людського зору, людський зір має перевагу в тому, що він навчається інтерпретувати об'єкти, їх відстані та рухи, а також виявляти аномалії на зображеннях протягом життя. Комп'ютерний зір, натомість, навчає машини робити ці завдання за допомогою камер, даних та

алгоритмів, але набагато швидше. Тим не менше, швидкість і точність, з якими комп'ютери можуть аналізувати продукти та процеси, неперевірена для людей, що робить комп'ютерний зір необхідним інструментом у різних галузях, як-от енергетику, виробництво та автомобільну промисловість. Попит на цю технологію продовжує зростати, що свідчить про зростаючий ринок [2].

Аналіз області дослідження

Машинне навчання (Machine Learning, ML) – це наукова дисципліна, що поєднує елементи штучного інтелекту й інформатики з акцентом на розробці алгоритмів, які допомагають комп'ютерам вчитися з даних, подібно до людей. Ця лінія досліджень має довгу історію, що починається з робіт Артура Самюеля, якому приписують введення терміна "машинне навчання". Один із помітних моментів у цій галузі – поразка самозваного шахового майстра Роберта Нілі в матчі з комп'ютером IBM 7094 у 1962 р. За останні роки прогрес у технологіях уможливив використання машинного навчання в різних інноваційних продуктах, таких як рекомендаційні системи для стрімінгових сервісів та автономні автомобілі. Машинне навчання також є важливою складовою швидкозростаючої галузі науки про дані, де алгоритми навчаються здійснювати передбачення і видобувати уявлення з даних для керування процесами прийняття рішень та покращення показників діяльності підприємств. З продовженням зростання обсягів великих масивів даних попит на вчених з опрацювання даних та з досвідом у машинному навчанні буде зростати, оскільки вони будуть популярні для надання

допомоги організаціям у вирішенні важливих питань. Глибоке навчання та машинне навчання часто розглядаються як взаємозамінні терміни, однак між ними існують витончені різниці, які слід дослідити. Як глибоке навчання, так і машинне навчання є підгалуззями штучного інтелекту, причому нейронні мережі є підгалуззю машинного навчання, а глибоке навчання – підгалуззю нейронних мереж. Основна відмінність між глибоким навчанням та машинним навчанням полягає у процесі навчання їх алгоритмів. Алгоритми глибокого навчання можуть використовувати розмічені набори даних, також відомі як навчання з вчителем, для покращення своєї точності, але для їхньої роботи не обов'язково потрібні такі набори даних. З іншого боку, алгоритми глибокого навчання можуть обробляти неструктуровані дані в сирих форматах (таких як текст або зображення) та виявляти ознаки, що відрізняють різні категорії даних без втручання людини. Це дає змогу використовувати більші набори даних, оскільки людський внесок зменшується. З іншого боку, класичні алгоритми машинного навчання сильніше покладаються на внесок людини для вивчення та розуміння різниць між вхідними даними. Людські експерти мають визначити набір ознак для розрізнення вхідних даних, що, як правило, вимагає більш структурованих даних (рис. 1).

Нейронні мережі, і зокрема штучні нейронні мережі (ШНМ), імітують людський мозок за допомогою набору алгоритмів. На базовому рівні нейронна мережа складається з чотирьох основних компонентів: входу, ваг, зсуву або порогу та виходу (рис. 2).

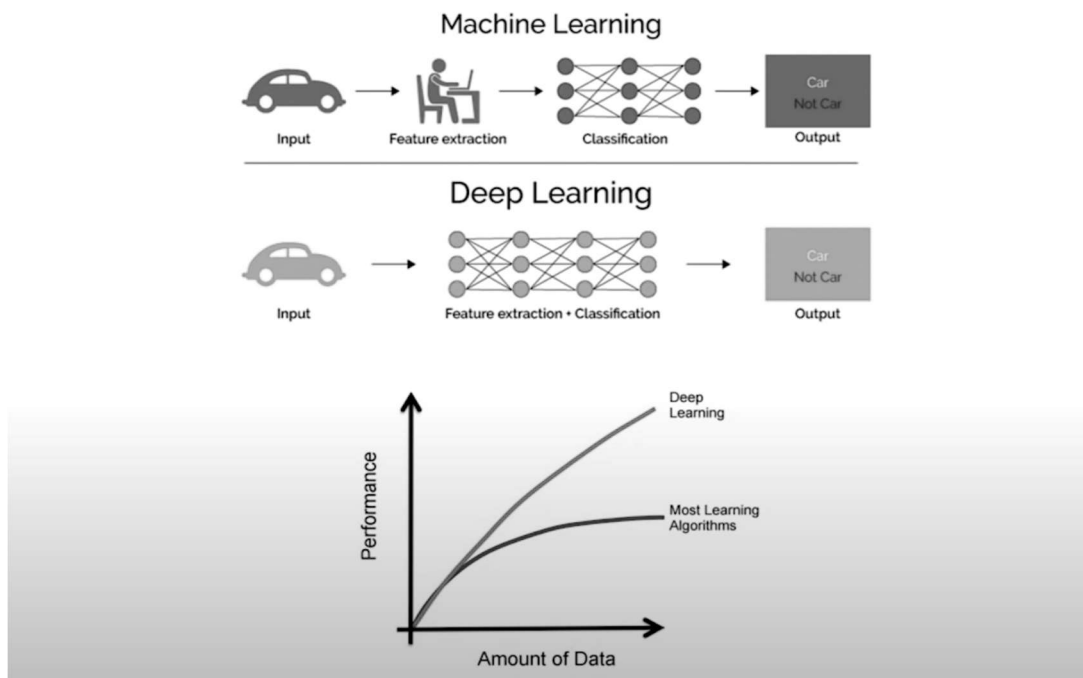


Рисунок 1–Принцип роботи машинного навчання

Схоже на лінійну регресію, алгебраїчна формула виглядала б приблизно так:

$$\sum_{i=1}^m w_i x_i + bias = w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 + bias.$$

Для отримання всебічного розуміння нейронних мереж важливо відірватися від біологічного нейрона і зосередитися на його сутності як логічній розумній одиниці з пороговою логікою (ПЛО). ПЛО можна описати як об'єкт, який приймає набір вагових значень, обчислює їх суму та видає вихідну величину, якщо ця сума досягає або перевищує попередньо визначений поріг. З метою кращого розуміння можна призначити мітки цим компонентам. По-перше, у нас є входи разом із відповідними вагами: x_1, x_2, \dots, x_n та w_1, w_2, \dots, w_n . Потім $x_i \times w_i$ підсумовуються, що дає рівень активації a , отже: $a = (X_1 \times W_1) + (X_2 \times W_2) + \dots + (X_i \times W_i) + \dots + (X_n \times W_n)$.

Поріг називається тета. Нарешті, є вихід: y . Коли $a \geq \theta$, $y = 1$, інакше $y = 0$. Зверніть увагу, що вихід не обов'язково має бути неперервним, оскільки його також може визначати функція стиснення, s (або σ), аргументом якої є a , а значенням є число між 0 і 1. Тоді $y = s_a$.

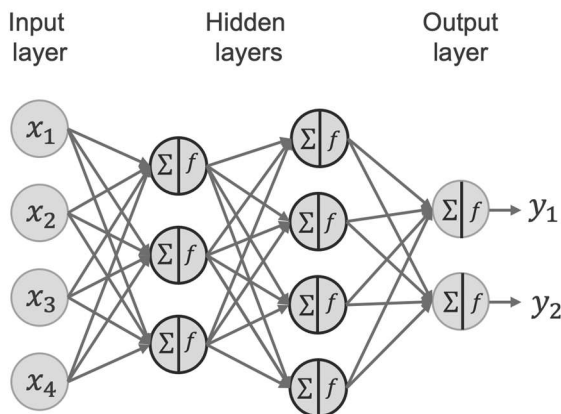


Рисунок 2 – Будова нейронної мережі

ПЛО мають здатність накопичувати знання, оскільки вони здатні виконувати завдання класифікації, тоді як нейронні мережі призначені набувати знання, емулюючи здатність мозку регулювати свої нейронні зв'язки. ПЛО вчать за допомогою модифікацій їхніх ваг та порогів, причому розрізнення між вагами та порогоми є до певної міри довільним з математичної точки зору. Нагадаємо, що критична точка, в якій ПЛО видає вихідне значення 1 замість 0, визначається тоді, коли $x_i \geq \theta$ – це еквівалентно тому, що критична точка – це коли $\sum_{w_i} x_i + (-1 \times \theta) \geq 0$. Отже, можна розглядати -1 як постійний вхід, вага якого, тета, коригується під час навчання або, якщо використовувати технічний

термін, навчання. У цьому випадку $y = 1$, коли $\sum_{w_i} x_i + (-1 \times \theta) \geq 0$, інакше $y = 0$.

Під час навчання нейронна мережа вводить:

1. Серія прикладів елементів для класифікації.
2. Відповідні класифікації або цілі.

Такий вхід можна розглядати як вектор: $\langle x_{1,2}, \dots, x_n, \theta, t \rangle$, де t є цільовою або правильною класифікацією. Нейромережа використовує їх для модифікації своєї ваги і намагається відповідати своїм класифікаціям цілям у навчальному наборі. Точніше, це навчання з учителем, на відміну від навчання без учителя. Перше базується на прикладах разом з цілями, тоді як останнє базується на статистичному аналізі. Модифікація ваг відбувається за правилом навчання. Один ідеалізований алгоритм навчання виглядає, як на рис. 3.

```
fully_trained = FALSE
DO UNTIL (fully_trained):
  fully_trained = TRUE
  FOR EACH training_vector = <X1, X2, ..., Xn, theta, target>::
    #Weights compared to theta
    a = (X1 W1)+(X2 W2)+...+(Xn * Wn) - theta
    y = sigma(a)
    IF y != target:
      fully_trained = FALSE
  FOR EACH Wi:
    MODIFY_WEIGHT(Wi)           #According to the training rule
```

Рисунок 3 – Приклад алгоритму навчання

Одне із багатьох правил навчання ґрунтується на ідеї, що зміна ваги і порогів має визначитися частиною виразу $(t - y)$. Це досягається шляхом введення параметра альфа ($0 < \alpha < 1$), який називається коефіцієнтом навчання. Зміна ваги $W_i = (\alpha(t - y)x_i)$. Коли значення альфа близьке до 0, нейромережа буде проводити більш обережні зміни ваг, а коли воно близьке до 1, відбуватимуться більш радикальні зміни ваг. Нейромережа, яка використовує це правило, відома як перцептрон, а саме правило називається правилом навчання перцептрона. Один з результатів, засвідчений Розенблаттом у 1962 р. полягає в тому, що якщо множина точок у просторі N розділяється гіперплощиною, то застосування алгоритму навчання перцептрона врешті-решт призведе до розподілу ваги, який визначає ПЛО, гіперплощина якого здійснює потрібний розріз.

Правило Дельта, з іншого боку, базується на принципі градієнтного спуску. Незважаючи на складне математичне поняття, його можна пояснити простішими термінами. Уявіть, що ви стоїте в певній точці і спостерігаєте, що рух на південь є крутішим, ніж рух на схід. Рух на схід може привести вас до скелі, тоді як рух на південь буде тримати вас вздовж слабого схилу. Рух на захід вас підніме на крутий

пагорб, а рух на північ приведе до рівної місцевості. У цій ситуації вашою метою є зробити легку прогулянку і знайти шлях з найменшою загальною крутизною. Подібно до цього, у модифікації ваг, нейронна мережа може шукати розподіл ваг, який мінімізує помилку. Правило Дельта надає алгоритм, який, задавши набір ваг та конкретний вектор, генерує зміни ваг, що направляють нейронну мережу на шлях мінімізації помилки. Основний калькуль, що підтримує цей алгоритм, тут не буде розглянуто. Достатньо сказати, що зміна будь-якої величини W_i полягає в такому:

$$\alpha \times s'(a_{p,n}) \times (t_{p,n} - y_{p,n}) \times X_{p,i,n},$$

де $X_{p,i,n}$ – це i -й елемент у векторі p , який подається на вхід до вузла n ; альфа – вже відзначений коефіцієнт навчання. Зрештою, $s'(a(p,n))$ – це швидкість зміни (похідна) функції активації при активації n -го вузла відносно вектора p . Це правило дельта, отже, Відроу та Стірнс довели, що при достатньо малому значенні альфи вектор ваг підходить до вектора, який мінімізує помилку. Алгоритм зворотного поширення є методом, який розширює аналіз, що лежить в основі правила дельти, на нейромережі з прихованими вузлами. Алгоритм зворотного поширення також базується на ідеї градієнтного спуску, тому єдиною зміною в аналізі модифікації ваг є різниця між $t_{p,n}$ та $y_{p,n}$. Зазвичай зміна до W_i виражається так:

$$\alpha \times s'(a_{p,n}) \times d_n \times X_{p,i,n}.$$

Тут d_n для схованого вузла n , визначається, наскільки сильно n впливає на будь-який заданий вузол виходу; а також наскільки цей вузол виходу сам впливає на загальну помилку мережі. З одного боку, чим більше n впливає на вузол виходу, тим більший вплив n має на загальну помилку мережі. З іншого боку, якщо вплив вузла виходу на загальну помилку менший, то відповідно зменшується вплив n . Де d_j – це внесок вузла виходу j у загальну помилку мережі; $W_{n,j}$ – це вплив, який має n на j ; $d_j \times W_{n,j}$ – це поєднання цих двох впливів. Однак n майже завжди впливає на більш одного вузла виходу, і може впливати на кожен вузол виходу. Отже, d_n визначається так: $\sum(d_j \times W_{n,j})$, для всіх j . Тут j є вихідним вузлом, який приймає вхід від n . Поєднуючи це, отримуємо правило навчання. Перша частина: зміна ваги між прихованими та вихідними вузлами, n та j , визначається так:

$$\alpha \times s'(a_{p,n}) \times (t_{p,n} - y_{p,n}) \times X_{p,n,j}.$$

Друга частина: зміна ваги між вхідним і вихідним вузлами, i і n , становить:

$$\alpha \times s'(a_{p,n}) \times \sum(d_j \times W_{n,j}) \times X_{p,i,n},$$

де j змінюється для всіх вихідних вузлів, які отримують вхідні дані від n .

Університет Каліфорнії, Берклі, розглядає освітній процес алгоритму машинного навчання як

будову з трьох різних компонентів. Ці компоненти становлять основу для системи навчання алгоритму і мають вирішальне значення для його загальної функціональності та продуктивності.

1. Процес Прийняття Рішень: як правило, алгоритми машинного навчання застосовуються для передбачення або класифікації. Ці алгоритми використовують вхідні дані, які можуть бути мітками або без них, для створення оцінки підлягаючого шаблону, який існує в даних.

2. Функція Похибки: метою функції похибки є визначення ефективності передбачення, зробленого моделлю. Якщо існують наявні приклади, функцію похибки можна використовувати для порівняння передбачення з цими прикладами та визначення точності моделі. Це допомагає визначити, наскільки добре модель здатна робити передбачення та ідентифікувати будь-які області, де можна зробити поліпшення.

3. Процес Оптимізації Моделі: здатність моделі вписувати точки даних у навчальній вибірці є важливою. Ваги моделі змінюються для мінімізації різниці між відомим прикладом та передбаченням моделі. Цикл "оцінка та оптимізація" повторюється доти, поки модель не досягне задовільного рівня точності. Протягом цього процесу шкали оновлюються автоматично до досягнення бажаного порогу точності [2].

Основні аспекти і розвиток штучного інтелекту, машинного навчання та комп'ютерного зору

Моделі машинного навчання поділяються на три основні категорії.

1. Кероване машинне навчання. Кероване навчання, тип машинного навчання, використовує набори даних з позначками для навчання алгоритмів класифікувати інформацію або точно передбачати результати. Процес починається з введення даних у модель, яка постійно коригує свої ваги, поки вона не буде налаштована правильно. Ця настройка є критичною для запобігання перенавчанню або недонавчанню, що може призвести до поганої продуктивності моделі.

Кероване навчання має широкий спектр застосувань у реальному світі і особливо корисне для вирішення проблем великого масштабу для організацій. Наприклад, його можна використовувати для сортування спаму в окрему папку, подалі від основної скриньки. Існує кілька технік, які використовуються в наочному навчанні, включаючи нейронні мережі, наївну байєсівську регресію, лінійну регресію, логістичну регресію, випадковий ліс та метод опорних векторів (SVM).

2. Некероване машинне навчання. Некероване машинне навчання, також просто називається некерованим навчанням, це метод, який

використовує алгоритми машинного навчання для класифікації і кластеризації даних, які не мають позначок або класифікації. Цей процес автоматизований, що означає, що він не потребує втручання людини і дає змогу алгоритмам виявляти патерни або групи в даних самостійно. Це робить некероване навчання ідеальним для різних цілей, включаючи дослідницький видобуток даних, сегментацію клієнтів, стратегії хрестового продажу, розпізнавання зображень та патернів. Крім того, некероване навчання може бути використане для спрощення числа характеристик у моделі з використанням методів зменшення розмірності, таких як аналіз головних компонентів та розклад на одиничні значення. Інші техніки, що використовуються у некерованому навчанні, включають нейронні мережі, кластерний метод к-середніх та ймовірнісні методи кластеризації.

3. Напівкероване навчання. Напівкероване навчання – це рішення, яке балансує між методами керованого і некерованого навчання. У процесі навчання менший обсяг даних має позначку, а більшість залишається без позначки. Позначені дані виступають як посилання для алгоритму, щоб класифікувати та виділяти характеристики з більшого набору даних без позначки. Цей метод особливо корисний в тих випадках, коли отримання достатньо позначених даних для алгоритму керованого навчання неможливо або занадто дорого. Використовуючи як позначені, так і непозначені дані, напівкероване навчання пропонує вартісне ефективне рішення для проблеми обмежених позначених даних [3].

У низці алгоритмів машинного навчання, які широко використовуються, можна виокремити такі:

– *Нейронні мережі*. Нейронні мережі створюються для імітації роботи людського мозку. Вони складаються з великої кількості взаємопов'язаних обчислювальних вузлів, відповідальних за розпізнавання патернів. Ця особливість нейронних мереж робить їх ключовими в різноманітних застосуваннях, включаючи мовний переклад, розпізнавання зображень, розпізнавання мови та обробку зображень.

– *Лінійна регресія*. Цей алгоритм призначений для передбачення числових значень, які корелюють за лінійним відношенням. Наприклад, його можна використовувати для оцінки вартості будинків у конкретному місці за допомогою історичних даних з цього регіону.

– *Логістична регресія*. Цей особливий тип навчання з вчителем включає в себе передбачення для відгуків, що належать до конкретних категорій, таких як бінарні «так» чи «ні». Вона може бути використана в різних сценаріях, включаючи виявлення спаму та оцінку якості продуктів на лінії

виробництва.

– *Кластеризація*. Алгоритми невказаного навчання для кластеризації уможливають комп'ютерам виявляти патерни в даних, що допомагають класифікувати дані в групи. Цей процес значно допомагає вченим з даних виявляти різниці між елементами даних, які могли б пройти повз спостерігачів.

– *Дерева рішень*. Дерева рішень є корисним інструментом для аналізу даних, оскільки вони можуть передбачати числові значення за допомогою регресії та класифікувати дані за допомогою класифікації. Процес побудови дерев рішень включає прийняття послідовності рішень, пов'язаних між собою в розгалужену послідовність, яку можна візуально зображувати за допомогою дерев'яної діаграми. Однією з переваг використання дерев рішень є їхня прозорість та легкість перевірки й аудиту, на відміну від складних і часто непроникних «чорних скриньок» нейронних мереж.

– *Випадкові ліси*. Алгоритм випадкового лісу є технікою машинного навчання, яка робить передбачення щодо значення чи категорії, комбінуючи результати з кількох дерев рішень. Отже, він працює, беручи результати з кількох дерев рішень і комбінуючи їх для зроблення кінцевого передбачення.

Наведемо лише кілька прикладів машинного навчання, з якими ви можете зіткнутися щодня.

Розпізнавання мови. Автоматичне розпізнавання мови, також відоме як комп'ютерне розпізнавання мови або розпізнавання мовлення на текст, – це технологія, яка використовує опрацювання природної мови (NLP) для перетворення вимовлених слів у письмовий текст. Багато мобільних пристроїв, включаючи віртуальних асистентів, таких як Siri, інтегрували розпізнавання мови в свої системи для полегшення голосового пошуку або покращення зручності текстування для людей з обмеженими можливостями.

Обслуговування клієнтів. Застосування онлайн-чатботів поступово замінює традиційний спосіб роботи агентів з обслуговування клієнтів у процесі їх подорожі. Ця трансформація змінює сприйняття залучення клієнтів через вебсайти та соціальні медіа. Чатботи стали ефективним рішенням для опрацювання часто задаваних питань (ЧЗП) з тем, таких як доставка та відправлення, вони забезпечують особисті рекомендації, крос-продаж продукції або пропонують розміри для клієнтів. Ці чатботи можуть мати різні форми, такі як віртуальні агенти на електронних комерційних вебсайтах, боти для обміну повідомленнями за допомогою платформ, таких як Slack та Facebook Messenger, та завдання, які зазвичай виконують віртуальні або голосові помічники [1].

Комп'ютерний зір. Технологія штучного інтелекту революціонує спосіб аналізу й інтерпретації цифрових зображень, відео та інших форм візуальних даних. За допомогою використання згорткових нейронних мереж комп'ютери тепер можуть видобувати значущу інформацію з візуального вводу та використовувати її для прийняття обґрунтованих рішень. Технологія має численні практичні застосування, включаючи тегування фотографій у соціальних мережах, радіологічне зображення в медицині та розроблення автономних автомобілів в автомобільній промисловості (рис. 4).

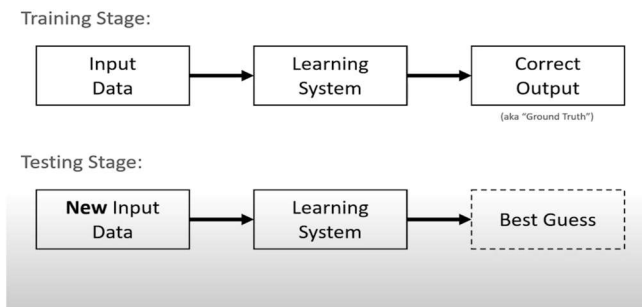


Рисунок 4 – Приклад процесу навчання комп'ютерного зору

Наведемо кілька прикладів установлених завдань комп'ютерного зору:

Класифікація зображень – це технологія, яка дає змогу системі ідентифікувати та класифікувати зображення за конкретними категоріями. Цей процес включає визначення об'єктів або рис у зображенні та долучення їх до певної категорії, такої як собаки, яблука або обличчя людини. Ця технологія працює з високою точністю і може передбачити клас, до якого належить зображення. Вона має низку застосувань, зокрема у соціальних мережах, де компанії можуть використовувати її для автоматичного виявлення та видалення непридатних зображень, завантажених користувачами. Тим самим вони можуть забезпечити прийнятний зміст на своїй платформі і дотримання своєї політики.

Виявлення об'єктів – це техніка, яка використовує класифікацію зображень для розпізнавання та локації певних об'єктів на зображенні або відео. Цей процес передбачає спочатку класифікацію зображення на різні категорії, такі як автомобілі, пошкодження або інші відповідні класи. Система виявлення об'єктів потім ідентифікує екземпляри цих класів на зображенні або відео та відстежує їх присутність та розташування. Цей метод має широкий спектр практичних застосувань, таких як виявлення пошкоджень на лінії складання або локації обладнання, яке потребує обслуговування.

Процес відстеження об'єктів передбачає

моніторинг руху об'єкта після його ідентифікації. Зазвичай це відбувається за допомогою серії зображень або відео в реальному часі. Зокрема, автономним транспортним засобам потрібна можливість відстежування об'єктів для запобігання аваріям та дотримання правил дорожнього руху. Це включає не тільки розпізнавання об'єктів, таких як пішоходи, інші транспортні засоби та дорожні компоненти, але й відстеження їхнього руху в реальному часі.

Пошук зображень на основі вмісту використовує техніки комп'ютерного зору для дослідження, пошуку та отримання зображень з великих репозиторіїв даних шляхом аналізу візуального вмісту зображень, а не покладаючись на супровідні мітки метаданих. Це завдання включає автоматичну анотацію зображень, замінюючи потребу маркування зображень вручну. Ці застосування корисні для систем управління цифровими активами і можуть покращити точність та ефективність процесів пошуку та отримання.

Рекомендаційні системи: за допомогою інформації, зібраної з минулої історії покупок, алгоритми штучного інтелекту можуть аналізувати і виявляти патерни в даних, які потім можуть бути використані для розроблення та впровадження більш ефективних технік перехресного продажу. Ця техніка широко використовується на вебсайтах електронної комерції для того, щоб пропонувати клієнтам відповідні товари під час оформлення замовлення.

Автоматизована торгівля акціями: цей тип торгівлі використовує штучний інтелект для максимізації потенціалу акційних портфельів. Завдяки вдосконаленим алгоритмам платформи високочастотної торгівлі, засновані на штучному інтелекті, можуть здійснювати велику кількість угод протягом одного дня без втручання людини. Ця технологія може опрацьовувати тисячі або навіть мільйони угод на день, забезпечуючи ефективне й економічне рішення для управління акційними портфелями.

Шахрайство завжди є серйозною проблемою для банків та інших фінансових організацій. Для вирішення цієї проблеми вони впроваджують інноваційні технології, такі як машинне навчання. Цей підхід дає змогу їм моніторити транзакції та виявляти будь-яку підозрілу діяльність. Одним з методів, які використовуються для цієї мети, є навчання з вчителем. За цим підходом алгоритми машинного навчання навчаються за допомогою історичних даних про відомі шахрайські транзакції. Модель машинного навчання, розроблена таким чином, може точно виявляти подібні шахрайські дії та запобігати їх виникненню.

Етична сторона взаємодії з технологіями

Можливість втрати роботи, відсутність прозорості в процесах прийняття рішень і можливість упереджених алгоритмів, які зберігають дискримінацію. Незважаючи на ці занепокоєння, є численні переваги впровадження машинного навчання в бізнес-операції, включаючи підвищену ефективність і точність у прийнятті рішень, а також здатність опрацювати й аналізувати великі обсяги даних. Як наслідок, багато компаній шукають способи ефективно та відповідальної інтеграції машинного навчання у свою діяльність і вживають заходів для вирішення цих етичних проблем шляхом впровадження заходів прозорості та підзвітності, а також заохочення різноманітності та справедливості у своїх алгоритмах:

А. Технологічна особливість.

Незважаючи на суспільний інтерес до цієї теми, багатьох дослідників не хвилює можливість штучного інтелекту (ШІ) перевершити інтелект людини в найближчому майбутньому. Концепція технологічної сингулярності, також відома як потужний штучний інтелект або суперінтелект, визначена філософом Ніком Бострумом як інтелект, який перевершує людський мозок у різних сферах, таких як наукова творчість, загальна мудрість і соціальні навички. Хоча суперінтелект не є неминучою проблемою, розробка автономних систем, таких як безпілотні автомобілі, викликає деякі етичні питання. Наприклад, хто відповідатиме за аварії за участю автономних транспортних засобів? Чи слід нам продовжувати розробляти повністю автономні транспортні засоби, чи обмежити їх можливості напівавтономними транспортними засобами, які допомагають водіям? Ось деякі з дискусій, які відбуваються в міру розвитку технології ШІ.

В. Вплив ШІ на робочі місця.

Думка про те, що штучний інтелект призводить до втрати робочих місць поширена, але вона може бути не зовсім точною. З кожною новою технологією, яка підриває ринок, попит на певні посади має тенденцію змінюватися. Наприклад, автомобільна промисловість зараз рухається до виробництва електромобілів, що відображає акцент на екологічності. Енергетичний сектор також переходить від економії палива до економії електроенергії.

Подібним чином штучний інтелект приведе до змін у попиті на робочі місця з переміщенням у нові галузі. Наприклад, будуть потрібні люди, які зможуть керувати системами штучного інтелекту, а також люди, які зможуть вирішувати складніші проблеми в галузях промисловості, які, ймовірно, постраждають від змін у попиті на робочу силу,

таких як обслуговування клієнтів. Найбільшою проблемою в цьому відношенні буде забезпечення того, щоб люди могли здійснити плавний перехід на нові ролі, які користуються попитом.

С. Конфіденційність.

Дискусії навколо конфіденційності здебільшого обертаються навколо конфіденційності даних, захисту даних і безпеки даних. Ці побоювання спонукали політиків досягти значного прогресу в останні роки. Яскравим прикладом є запровадження законодавства GDPR у 2016 р., яке спрямоване на захист персональних даних осіб у Європейському Союзі та Європейській економічній зоні, надаючи їм більший контроль над своїми даними. Подібним чином у Сполучених Штатах окремі штати розробляють політику, як-от Закон Каліфорнії про конфіденційність споживачів (CCPA), який було запроваджено у 2018 р., який зобов'язує компанії розкривати споживачам методи збирання даних. Такі законодавчі заходи змусили компанії переглянути свої підходи до зберігання та використання персональної інформації (PII). Отже, зараз компанії віддають пріоритет інвестиціям у безпеку, щоб усунути будь-які вразливості та зменшити ризики, пов'язані зі стеженням, хакерством і кібератаками.

Д. Упередженість і дискримінація.

Недавні випадки упередженості та дискримінації в системах машинного навчання викликали значні етичні занепокоєння щодо використання штучного інтелекту. Завдання полягає в тому, щоб гарантувати, що системи штучного інтелекту залишатимуться неупередженими та вільними від дискримінації, коли дані, які використовуються для навчання, вже можуть бути під впливом людських упереджень. Хоча компанії переслідують благородні цілі у своїх зусиллях з автоматизації, вони все ще стикаються з непередбачуваними наслідками, такими як випадок Amazon, який був змушений припинити свій проєкт найму на роботу на базі штучного інтелекту після того, як зрозумів, що він ненавмисно дискримінує жінок – кандидатів на технічні посади. Harvard Business Review ще більше розпалює дискусію, піднявши питання про те, які дані слід використовувати при оцінці кандидата для практики найму на основі ШІ. Упередженість і дискримінація не обмежуються людськими ресурсами, вони присутні в різних програмах, від програмного забезпечення для розпізнавання обличчя до алгоритмів соціальних мереж.

Е. Підзвітність.

Через відсутність суттєвих правил, що регулюють практику штучного інтелекту, існує недолік у дотриманні етичних стандартів штучного інтелекту. Відсутність конкретного механізму забезпечення етичної практики залишає простір для

потенційного зловживання. Наразі основною рушійною силою компаній, які застосовують етичні практики, є визнання негативного впливу, який неетичні системи ШІ можуть мати на їх загальну ефективність. Щоб усунути цю прогалину, спільні зусилля етиків і дослідників привели до розробки етичних рамок, які мають на меті керувати створенням і розповсюдженням моделей ШІ в суспільстві. Однак наразі ці рамки служать керівними принципами, а не законодавчими нормативними актами. Певні дослідження показують, що поєднання розподіленої відповідальності та відсутності передбачення потенційних наслідків унеможливує ефективно запобігати шкоді суспільству [7].

Якість і життєздатність моделей комп'ютерного зору, розроблених за допомогою машинного навчання, часто безпосередньо залежать від якості доступних даних, які використовуються для навчання моделей. Це особливо важливо для медичної візуалізації, де для отримання зображень потрібна спеціальна технологія візуалізації, а відбір даних, анотації та маркування вимагають досвіду. Слід зазначити, що ефективність багатьох методів на основі DL залежить від великої кількості зображень і має бути повністю позначена й анотована в середовищі навчання під керівництвом.

Анотування медичних зображень, зокрема, залишається одним із найскладніших завдань і потребує багатьох годин роботи медичних експертів. Незважаючи на останні розробки в CV, анотація медичних зображень, а також зображень і відео в інших галузях все ще здебільшого виконується вручну, часто шляхом малювання обмежувальних рамок навколо цікавих регіонів або створення ручних масок, щоб такі дані можна було використовувати в навчанні. У складному і динамічному середовищі завдання збирання та анотування даних (часто колекцій відео) є ще більш складним, трудомістким і часто дорогим. Наприклад, розглянемо просте завдання (для медичних експертів) аналізу хірургічних відеозаписів для визначення наступних кроків під час операції, де автори повинні були зібрати та анотувати відеозаписи за допомогою двох експертів, які записували операції пацієнта (усю операцію).

Незважаючи на добрі результати, масштабування цього підходу для охоплення всіх варіацій даних у таких сценаріях майже неможливо. Отже, потрібна додаткова робота над напівконтрольованими або неконтрольованими методами на основі DL. У галузі медицини дані часто доводиться генерувати випадковим чином за допомогою обладнання, пацієнтів і спеціалістів, коли вони стають доступними. Суворо контрольовані і скоординовані умови спеціально для цілей збирання

даних не завжди можливі. Це призводить до проблем з узагальненням моделей. Наприклад, у сфері тепловізорів навіть дані, зібрані спеціально для дослідницьких цілей, демонструють високі рівні мінливості між наборами даних. Великого набору даних спеціально для визначення лихоманки за допомогою тепловизора ще не існує. Проте метааналіз наявних досліджень із використанням теплових сканерів для виявлення лихоманки продемонстрував високі рівні варіабельності між дослідженнями, частково через відмінності в обладнанні, розміщенні сканерів і демографічних характеристиках досліджуваної популяції. Ця мінливість означає, що моделі, навчені на одному наборі даних, можуть не узагальнюватись на інші набори даних, не кажучи вже про широке використання ситуації. Міжнародна організація стандартизації розробила стандарт спеціально для вимірювання масової температури для виявлення лихоманки, хоча деякі дані свідчать про те, що стандарт ще не є широко прийнятим. Повна відсутність стандартизації в протоколах збору даних у деяких областях призведе до різноманітних, але розрізнених наборів даних, що надзвичайно ускладнить узагальнення моделі.

Проблема зміщення даних або дисбалансу класів є невід'ємною проблемою комп'ютерного зору (CV) і машинного навчання (ML). Проблема виникає під час роботи з незбалансованим розподілом класів у класифікаційних завданнях. Незбалансований набір даних належить до набору даних, у якому класи мають дуже нерівні пропорції. Такий набір даних може внести зміщення під час процесу навчання алгоритму ML. Традиційні алгоритми навчання надають пріоритет загальній точності класифікації, не враховуючи точності для кожного класу. Отже, у незбалансованому наборі даних алгоритм більш схильний до неправильної класифікації екземплярів класу меншості порівняно з екземплярами класу більшості. Це створює небажану ситуацію, коли загальна точність класу може перевищувати 90%, але точність меншості класу дорівнює нулю через високий коефіцієнт дисбалансу.

Отже, покладатися виключно на високу загальну точність не можна, оскільки прогностична модель не може виявити випадки аномалій. Ця проблема стає більш гострою, коли клас меншості, який представляє інтерес, несе високу ціну помилки. Повідомлялося про випадки цієї проблеми в різних галузях, таких як медицина, нафтогазова промисловість, фінанси та банківська справа.

У галузі медицини часто спостерігаються незбалансовані набори даних через обмежену доступність зразків, як правило, даних пацієнтів, що належать до певних груп інтересів. Наприклад, дані про пацієнтів з доброякісними пухлинами можуть

значно переважати дані про випадки злоякісних пухлин, що є природним явищем для багатьох існуючих типів пухлин, де переважна більшість цих пухлин є доброякісними. Прогностичний аналіз інших захворювань, таких як хвороби серця, інсульт, хвороба Паркінсона та епілепсія, також є характерними прикладами незбалансованих завдань класифікації даних. Результати проведених аналізів будуть вирішальними та матимуть значний вплив на суспільство, оскільки вони становлять серйозну загрозу для здоров'я населення в усьому світі. Отже, з цією метою було проведено низку досліджень.

Це проблема в галузі медицини, яку навряд чи можна вирішити шляхом збирання додаткових зразків даних. Для роботи з незбалансованими наборами даних широко використовується повторна вибірка даних. Методи повторної вибірки застосовуються для зміни розподілу класів, щоб пом'якшити вплив дисбалансу на продуктивність алгоритму навчання. Окрім проблем із якістю та кількістю даних, а також дисбалансом класів у деяких наборах даних, виникають також занепокоєння щодо надійності самих алгоритмів. З'являється все більше законодавчих і соціальних зобов'язань щодо зрозумілих моделей ML. Нещодавні дослідження підкреслили відсутність надійних можливостей пояснення в наявних алгоритмах як проблему, яку необхідно вирішити, перш ніж штучний інтелект матиме подальше широке застосування в галузі медицини. Пояснити результати CV-алгоритмів, як правило, важко в цій галузі, але це ще більше ускладнюється під час аналізу медичних зображень через різноманітність залучених зацікавлених сторін, а також складність даних і моделей, які потрібно пояснити, що надалі ускладнює пояснення їх результатів.

Нині існує два основних підходи до пояснення результатів моделей комп'ютерного зору (CV). Перший підхід – це включення додаткових алгоритмів для пояснення процесу прийняття рішень існуючих моделей CV чорної скриньки. Як альтернатива, можна розробити інтерпретовані моделі, де процес прийняття рішень є прозорим і зрозумілим.

У разі першого підходу більшість наявних методів пояснення розроблені так, щоб бути універсальними та застосовними до широкого кола проблем і моделей. Однак це може призвести до розриву між алгоритмом пояснення та моделлю, яку він має пояснити. Отже, надані пояснення можуть не точно відображати фактичний процес прийняття рішень. Наприклад, останні дослідження засвідчують, що широко використовуваний метод картографування помітності не завжди є надійним джерелом пояснення.

З іншого боку, пояснення, отримані з інтерпретованих моделей, гарантовано точні. Незважаючи на це, вихідний бар'єр для використання цих моделей вищий через складність розуміння доступної інформації та ризик перевантаження інформацією. Незважаючи на те, що дослідження використання інтерпретованих моделей CV для медичної візуалізації зростають, ця сфера все ще перебуває на ранніх стадіях.

Велика частина опублікованої літератури, пов'язаної з аналізом і розумінням медичних зображень та інших галузей, використовує набори даних зображень і відео, які були зібрані здебільшого в контрольованому середовищі. Це може включати керування умовами освітлення, рухом, якістю зображення, положенням камери та об'єкта зйомки, обладнанням для запису даних тощо. Однак у дуже динамічному середовищі такий контроль може бути неможливим. Це все ще створює виклик для спільноти дослідників CV.

Висновки

За останнє десятиліття відбувся вражаючий прогрес у галузі аналізу та розуміння зображень. Цей прогрес можна кількісно оцінити величезним прогресом, досягнутим у складних задачах комп'ютерного зору та машинного навчання, таких як класифікація зображень, локалізація та визначення цікавих областей, а також виявлення та відстеження об'єктів у відеопотоках. Цей прогрес переважно пов'язаний з удосконаленням алгоритмів, особливо розробкою методів на основі згорткових нейронних мереж, збільшенням обчислювальної потужності та доступністю величезних обсягів даних зображень у відкритому доступі. У цьому документі було розглянуто та підсумовано деякі з основних технологій і методів, які привели до цього прогресу, і наведено численні програми, які отримали значну користь від останніх розробок у сфері комп'ютерного зору та обробки й аналізу зображень.

Також висвітлено ключові виклики і перешкоди на шляху розширення використання рішень на основі штучного інтелекту в більш широкому діапазоні програм. Однією з головних проблем є потреба у високоякісних даних, які є основою для розробки цих рішень. У літературі стверджується, що високої продуктивності можна досягти за допомогою високоякісних даних. Однак підготовка даних може бути трудомістким, тривалим і дорогим процесом. Наприклад, для класифікації зображень потрібні точно позначені дані, а в деяких випадках для мінімізації упередженості їх мають позначати кілька експертів. Однак важливо враховувати етичні та соціальні наслідки цих технологій. Розвиток

штучного інтелекту має базуватися на етичних принципах, щоб забезпечити його відповідальне використання для кращого життя людства. Також важливо вирішити такі проблеми, як переміщення з роботи та конфіденційність даних, щоб гарантувати, що ці технології принесуть користь усім у суспільстві. Отже, майбутнє штучного інтелекту,

комп'ютерного зору та машинного навчання захоплює, але воно також вимагає ретельного розгляду і відповідального розвитку. Збалансовуючи інновації з етичними міркуваннями, ми можемо використовувати весь потенціал цих технологій і створити краще майбутнє для себе та майбутніх поколінь.

Список літератури / References

1. Elyan, E., Vuttipittayamongkol, P., Johnston, P., Martin, K., McPherson, K., Moreno-García, C. F., Jayne, C., Mostafa Kamal Sarker, M. (2022). Computer vision and machine learning for medical image analysis: recent advances, challenges, and way forward. *Art. Int. Surg.*, 2, 24–45. <http://dx.doi.org/10.20517/ais.2021.15>.
2. Report of IBM Computer systems. <https://www.ibm.com/topics/computer-vision>.
3. Yann, LeCun, Yoshua, Bengio, Geoffrey, Hinton. (2015). Deep Learning. University of Montreal.
4. Kaiming He, et al. (2016). Deep residual learning for image recognition. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition.
5. Carmigniani, et al. (2011). Augmented Reality: An Overview Handbook of Augmented Reality, Springer, New York, pp. 3–46.
6. O'Mahony, N., Campbell, S., Carvalho, A., Harapanahalli, S., Hernandez, G. V., Krpalkova, L., et al. (2019). Deep learning vs. traditional computer vision K. Arai (Ed.). *Science and Information Conference*, Springer, pp. 128–144.
7. Jordan, M. I., Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349, 255–260.
8. Zhang, X.-D. (2020). Machine learning. A Matrix Algebra Approach to Artificial Intelligence, Springer, 223–440.
9. Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT press.
10. Deng, L. Yu. D. (2014). Deep learning: methods and applications. *FNT. Signal Processing*, 7, 197–387.
11. Bostrom, Nick, Yudkowsky, Eliezer. (2011). The ethics of artificial intelligence. Cambridge University Press.
12. Amodei, Dario, Olah, Chris, Steinhardt, Jacob, Christiano, Paul, Schulman, John, Mané, Dan. (2016). Concrete Problems in AI Safety. Cornell University.
13. Artificial Intelligence and Life in 2030. (2016). Stanford University's One Hundred Year Study on Artificial Intelligence.

Стаття надійшла до редколегії 20.09.2023

Andrii Kasianchuk

Postgraduate student of the Department of Information Technologies, <https://orcid.org/0000-0003-0986-7818>
Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv

Nataliya Popovych

PhD, Associate Professor, Department of Information Technology, <https://orcid.org/0000-0003-4384-4011>
Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv

Gots Vladislav

PhD, Associate Professor, Department of Information Technology, <https://orcid.org/0000-0003-4384-4011>
Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv

Volodymyr Khrolenko

PhD, Associate Professor, Department of Information Technology, <https://orcid.org/0009-0007-2157-2023>
Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv

A UNIVERSAL MECHANISM FOR THE DEVELOPMENT OF SELF-ORDERING PROCESSES IN SYSTEMS OF IDENTICAL PARTICLES

Abstract. Based on the hypothesis of the existence of wave long-range action and its role in the development of self-ordering processes, expressed by us in previous works, we carried out a methodological analysis of the applicability of wave representations in systems of identical particles. The main attention in the analysis is paid to the practical application of de Broglie waves in systems of interacting particles. For this purpose, Bohr's theory of the hydrogen atom has been revised and inconsistencies that contradict modern ideas have been corrected. Two conclusions are made: wave representations of particles are of a material nature; the de Broglie wavelength should be determined in terms of the relative momentum of the interacting particles $\lambda_{\text{об}ij} = \lambda_{\text{об}ji} = h / p_{ij}$. Based on the materiality of wave representations, the features of the long-wave interaction of particles are determined. It is emphasized that in many manifestations this interaction has a resonant character. This interaction is the

foundation for the universal mechanism for the development of self-ordering processes in systems of identical particles. The paper presents an algorithm for the emergence and functioning of a universal mechanism. The condition for the emergence is always any withdrawal of the system from the state of isotropic chaos and the formation of an initial subgroup of particles with the same magnitude and direction of momenta. The most common cause leading to the fulfillment of the condition is monoenergization of the spectrum of particles in the system. The causative agent of the mechanism is direct collisions of particles, in which the probability of long-wavelength representations is the highest. The development of the mechanism is limited only by the fulfillment of the percolation condition – overcoming the percolation threshold. The final stage of the mechanism is the formation of a superfluid component – a kind of macroparticle that does not interact with walls and other molecules. A characteristic wave feature of such a macroparticle is its coherence. Several final stages in the development of self-ordering processes for typical special phenomena in systems of identical particles are analyzed.

Keywords: *de Broglie wavelength; long-wavelength long-range action; spectrum monoenergization; percolation threshold; coherence*

Посилання на публікацію

- APA Kasianchuk, A., Popovych, N., Gots, V. & Khrolenko, V. (2023). A universal mechanism for the development of self-ordering processes in systems of identical particles. *Management of Development of Complex Systems*, 55, 175–185, dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2023.55.175-185.
- ДСТУ Касянчук А. В., Гоц В. В., Попович Н. Л., Хроленко В. М. Вплив штучного інтелекту, комп'ютерного зору та машинного навчання на життя людини. *Управління розвитком складних систем*. Київ, 2023. № 55. С. 175 – 185, dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2023.55.175-185.