ЗВІТ

1. Штучний інтелект (ШІ) – це це здатність машин симулювати розум та імітувати людські когнітивні здібності. Тобто збирати й адаптувати зовнішні дані, а на їх основі навчатися ухвалювати рішення та робити висновки, як могла би людина.

Існує кілька типів штучного інтелекту (ШІ), які сьогодні широко використовуються в програмах. Ось деякі з найпоширеніших типів ШІ:

* ШІ на основі правил. Системи AI на основі правил запрограмовані за допомогою набору правил або операторів if-then, які дозволяють їм ухвалювати рішення на основі конкретних умов. Ці системи часто використовуються в експертних системах і системах підтримки ухвалення рішень.
* [Машинне навчання](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9C%D0%B0%D1%88%D0%B8%D0%BD%D0%BD%D0%B5_%D0%BD%D0%B0%D0%B2%D1%87%D0%B0%D0%BD%D0%BD%D1%8F) — це тип штучного інтелекту, який передбачає навчання алгоритмів навчанню на основі вхідних даних і покращенню їх продуктивності з часом.
* [Обробка природної мови](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9E%D0%B1%D1%80%D0%BE%D0%B1%D0%BA%D0%B0_%D0%BF%D1%80%D0%B8%D1%80%D0%BE%D0%B4%D0%BD%D0%BE%D1%97_%D0%BC%D0%BE%D0%B2%D0%B8) (NLP) — це тип ШІ, який зосереджується на взаємодії між комп’ютерами та людськими мовами. Системи НЛП розроблені для розуміння та інтерпретації людської мови, і вони використовуються в таких програмах, як чат-боти, голосові помічники та машинний переклад.
* [Робототехніка](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A0%D0%BE%D0%B1%D0%BE%D1%82%D0%BE%D1%82%D0%B5%D1%85%D0%BD%D1%96%D0%BA%D0%B0) — це сфера штучного інтелекту, яка зосереджена на проектуванні та розробці роботів, які можуть виконувати завдання у фізичному світі. Робототехніка передбачає інтеграцію штучного інтелекту, датчиків і механічних систем, щоб роботи могли сприймати навколишнє середовище, приймати рішення та виконувати дії.
* [Експертні системи](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%95%D0%BA%D1%81%D0%BF%D0%B5%D1%80%D1%82%D0%BD%D1%96_%D1%81%D0%B8%D1%81%D1%82%D0%B5%D0%BC%D0%B8) — це системи штучного інтелекту, призначені для надання порад і підтримки прийняття рішень у певних сферах, таких як [маркетинг](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9C%D0%B0%D1%80%D0%BA%D0%B5%D1%82%D0%B8%D0%BD%D0%B3), [дизайн](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%94%D0%B8%D0%B7%D0%B0%D0%B9%D0%BD), [медицина](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9D%D0%B5%D0%B9%D1%80%D0%BE%D0%BD%D0%BD%D1%96_%D0%BC%D0%B5%D1%80%D0%B5%D0%B6%D1%96_%D0%B2_%D0%BC%D0%B5%D0%B4%D0%B8%D1%86%D0%B8%D0%BD%D1%96), [право](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9F%D1%80%D0%B0%D0%B2%D0%BE) та [інженерія](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%86%D0%BD%D0%B6%D0%B5%D0%BD%D0%B5%D1%80%D1%96%D1%8F). Експертні системи запрограмовані з набором правил і знань, які дозволяють їм міркувати та надавати рекомендації на основі конкретних умов.
* Загальний ШІ, також відомий як [сильний штучний інтелект](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A1%D0%B8%D0%BB%D1%8C%D0%BD%D0%B8%D0%B9_%D1%88%D1%82%D1%83%D1%87%D0%BD%D0%B8%D0%B9_%D1%96%D0%BD%D1%82%D0%B5%D0%BB%D0%B5%D0%BA%D1%82) (AGI), — це теоретична концепція створення машин, які можуть міркувати та навчатися, як люди. Системи AGI будуть здатні розуміти та вирішувати широкий спектр проблем, і вони матимуть здатність міркувати, планувати та спілкуватися, як люди. AGI все ще залишається здебільшого теоретичною концепцією, і перед її реалізацією необхідно подолати багато проблем.

Єдиної відповіді на питання чим займається ШІ, не існує. Майже кожен автор дає своє визначення. Зазвичай ці визначення зводяться до наступних:

* штучний інтелект вивчає методи розв’язання задач, які потребують людського розуміння. Тут мова іде про те, щоб навчити ШІ розв’язувати тести інтелекту. Це передбачає розвиток способів розв’язання задач за аналогією, методів дедукції та індукції, накопичення базових знань і вміння їх використовувати.
* штучний інтелект вивчає методи розв’язання задач, для яких не існує способів розв’язання або вони не коректні (через обмеження в часі, пам’яті тощо). Завдяки такому визначенню інтелектуальні алгоритми часто використовуються для розв’язання NP-повних задач, наприклад, задачі комівояжера.
* штучний інтелект займається моделюванням людської вищої нервової діяльності.
* штучний інтелект — це системи, які можуть оперувати з знаннями, а найголовніше — навчатися. В першу чергу мова ведеться про те, щоби визнати клас експертних систем (назва походить від того, що вони спроможні замінити «на посту» людей-експертів) інтелектуальними системами.

1. Машинне навчання (ML) – це тип штучного інтелекту, який передбачає навчання алгоритмів навчанню на основі вхідних даних і покращенню їх продуктивності з часом.

Існує три основних типи машинного навчання:

* + контрольоване навчання - у керованому алгоритмі ML результат вже відомий. Існує відображення вхідних даних з вихідними. Отже, для створення моделі машина подається з великою кількістю навчальних вхідних даних (з відомими вхідними та відповідними вихідними даними). Дані тренінгу допомагають досягти рівня точності для створеної моделі даних. Вбудована модель тепер готова до отримання нових вхідних даних та прогнозування результатів.
  + неконтрольоване навчання - навчання без нагляду відбувається без допомоги керівника так само, як риба вчиться плавати сама. Це самостійний процес навчання. У цій моделі, оскільки немає вихідних даних, зіставлених із вхідними даними, цільові значення невідомі та не позначені. Система повинна сама вчитися на введені до неї дані та виявляти приховані закономірності.
  + [навчання з підкріпленням](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9D%D0%B0%D0%B2%D1%87%D0%B0%D0%BD%D0%BD%D1%8F_%D0%B7_%D0%BF%D1%96%D0%B4%D0%BA%D1%80%D1%96%D0%BF%D0%BB%D0%B5%D0%BD%D0%BD%D1%8F%D0%BC) - прикладом підкріплення навчання є відеоігри, де гравці проходять певні рівні гри та отримують бали винагороди. Гра забезпечує зворотний зв'язок з гравцем за допомогою бонусних ходів для покращення його / її продуктивності.Підсилення Навчання використовується при навчанні роботів, автомобілів, що керують самостійно, автоматичного управління запасами тощо.

Задачі, що вирішуються з використанням машинного навчання:

– розпізнавання образів

– знаходження групи, до якої належить об’єкт;

– прогнозування

– знаходження одних параметрів об’єкта на основі інших його параметрів;

– зниження розмірності даних – виявлення найбільш значущих характеристик об’єктів;

– пошук асоціативних правил

– знаходження залежностей між об’єктами та подіями.

1. Глибоке навчання (DL) – це частина ширшого сімейства методів [машинного навчання](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9C%D0%B0%D1%88%D0%B8%D0%BD%D0%BD%D0%B5_%D0%BD%D0%B0%D0%B2%D1%87%D0%B0%D0%BD%D0%BD%D1%8F), яка ґрунтується на [штучних нейронних мережах](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A8%D1%82%D1%83%D1%87%D0%BD%D0%B0_%D0%BD%D0%B5%D0%B9%D1%80%D0%BE%D0%BD%D0%BD%D0%B0_%D0%BC%D0%B5%D1%80%D0%B5%D0%B6%D0%B0) із [навчанням подань](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9D%D0%B0%D0%B2%D1%87%D0%B0%D0%BD%D0%BD%D1%8F_%D0%BF%D0%BE%D0%B4%D0%B0%D0%BD%D1%8C). Прикметник «глибоке» ([англ.](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%90%D0%BD%D0%B3%D0%BB%D1%96%D0%B9%D1%81%D1%8C%D0%BA%D0%B0_%D0%BC%D0%BE%D0%B2%D0%B0) *"deep"*) у глибокому навчанні стосується використання декількох шарів у мережі. Використовувані методи можуть бути [керованими](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9A%D0%B5%D1%80%D0%BE%D0%B2%D0%B0%D0%BD%D0%B5_%D0%BD%D0%B0%D0%B2%D1%87%D0%B0%D0%BD%D0%BD%D1%8F), [слабокерованими](https://uk.wikipedia.org/w/index.php?title=%D0%A1%D0%BB%D0%B0%D0%B1%D0%BE%D0%BA%D0%B5%D1%80%D0%BE%D0%B2%D0%B0%D0%BD%D0%B5_%D0%BD%D0%B0%D0%B2%D1%87%D0%B0%D0%BD%D0%BD%D1%8F&action=edit&redlink=1" \o "Слабокероване навчання (ще не написана)), та [некерованими](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9D%D0%B5%D0%BA%D0%B5%D1%80%D0%BE%D0%B2%D0%B0%D0%BD%D0%B5_%D0%BD%D0%B0%D0%B2%D1%87%D0%B0%D0%BD%D0%BD%D1%8F).

Існує два типи нейронних мереж:

* [нейронні мережі прямого поширення](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9D%D0%B5%D0%B9%D1%80%D0%BE%D0%BD%D0%BD%D0%B0_%D0%BC%D0%B5%D1%80%D0%B5%D0%B6%D0%B0_%D0%BF%D1%80%D1%8F%D0%BC%D0%BE%D0%B3%D0%BE_%D0%BF%D0%BE%D1%88%D0%B8%D1%80%D0%B5%D0%BD%D0%BD%D1%8F) (НМПП, [англ.](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%90%D0%BD%D0%B3%D0%BB%D1%96%D0%B9%D1%81%D1%8C%D0%BA%D0%B0_%D0%BC%D0%BE%D0%B2%D0%B0) *feedforward neural network, FNN*)
* [рекурентні нейронні мережі](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A0%D0%B5%D0%BA%D1%83%D1%80%D0%B5%D0%BD%D1%82%D0%BD%D0%B0_%D0%BD%D0%B5%D0%B9%D1%80%D0%BE%D0%BD%D0%BD%D0%B0_%D0%BC%D0%B5%D1%80%D0%B5%D0%B6%D0%B0) (РНМ, [англ.](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%90%D0%BD%D0%B3%D0%BB%D1%96%D0%B9%D1%81%D1%8C%D0%BA%D0%B0_%D0%BC%D0%BE%D0%B2%D0%B0) *recurrent neural network, RNN*).

Глибинне навчання є частиною ширшого сімейства методів машинного навчання, що ґрунтуються на навчанні ознак даних. Спостереження (наприклад, зображення) може бути представлено багатьма способами, такими як вектор значень яскравості для пікселів, або абстрактнішим способом, як множина кромок, областей певної форми тощо. Деякі представлення є кращими за інші у спрощенні задачі навчання (наприклад, розпізнаванню облич, або виразів облич). Однією з обіцянок глибинного навчання є заміна ознак ручної роботи дієвими алгоритмами автоматичного або напівавтоматичного навчання ознак та ієрархічноговиділяння ознак.

1. Комп’ютерний зір (CV) – це сфера штучного інтелекту (ШІ), яка дозволяє комп’ютерам і системам отримувати значущу інформацію з цифрових зображень, відео та інших візуальних вхідних даних — і виконувати дії або давати рекомендації на основі цієї інформації.
2. OpenCV – це бібліотека функцій та алгоритмів комп'ютерного зору, обробки зображень і чисельних алгоритмів загального призначення з відкритим кодом.
3. Нейромережа (Штучна нейронна мережа або Нейронка) — це математична модель, яка імітує структуру та функціонування біологічних нейронних мереж з метою вирішення різноманітних задач, таких як класифікація, регресія, прогнозування та генерація.

Різні типи основ класифікації нейронних мереж:

#### Дрібні нейронні мережі (спільна фільтрація)

Нейронні мережі складаються з груп Перцептрону для імітації нервової структури людського мозку. Дрібні нейронні мережі мають єдиний прихований шар перцептрона. Одним із поширених прикладів дрібних нейронних мереж є спільна фільтрація. Прихований шар перцептрона буде навчений представляти схожість між сутностями з метою формування рекомендацій. Система рекомендацій в Netflix, Amazon, YouTube тощо використовує версію спільної фільтрації, щоб рекомендувати свої продукти відповідно до інтересів користувачів.

#### Багатошаровий перцептор (глибокі нейронні мережі)

Нейронні мережі з більш ніж одним прихованим шаром називаються глибокими нейронними мережами. Спойлер попередження! Усі наступні нейронні мережі є формою глибокої нейронної мережі, налаштованої / вдосконаленої для вирішення проблем, пов'язаних з доменом. Загалом, вони допомагають нам досягти універсальності. Враховуючи достатню кількість прихованих шарів нейрона, глибока нейронна мережа може наблизитись, тобто вирішити будь-яку складну реальну проблему.

Теорема універсального наближення є ядром глибоких нейронних мереж для навчання та підгонки будь-якої моделі. Кожна версія глибокої нейронної мережі розробляється повністю зв'язаним шаром максимізованого продукту множення матриць, який оптимізований алгоритмами зворотного розповсюдження. Ми продовжуватимемо вивчати вдосконалення, що призводять до різних форм глибоких нейронних мереж.

#### Конволюційна нейронна мережа (CNN)

CNN - це найзріліша форма глибоких нейронних мереж для отримання найбільш точних, тобто кращих, ніж у людини результатів комп'ютерного зору. CNN складаються з шарів згортків, створених шляхом сканування кожного пікселя зображень у наборі даних. Коли дані отримують приблизний рівень за шаром, CNN починає розпізнавати шаблони і тим самим розпізнавати об'єкти на зображеннях. Ці об'єкти широко використовуються в різних програмах для ідентифікації, класифікації тощо. Останні практики, такі як навчання трансферу в CNN, призвели до значних поліпшень неточності моделей. Google Translator і Google Lens - це найсучасніший приклад CNN.

Застосування CNN є експоненціальним, оскільки вони навіть використовуються для вирішення проблем, які в першу чергу не пов'язані з комп'ютерним зором. Тут можна знайти дуже просте, але інтуїтивне пояснення CNN.

#### Повторна нейронна мережа (RNN)

RNN - це найновіша форма глибоких нейронних мереж для вирішення проблем в NLP. Простіше кажучи, RNN подають вихід декількох прихованих шарів назад до вхідного шару для агрегації та передачі наближення до наступної ітерації (епохи) вхідного набору даних. Це також допомагає моделі самостійно вчитися і швидше коригує прогнози. Такі моделі дуже корисні для розуміння семантики тексту в операціях NLP. Існують різні варіанти RNN, такі як Long Short Term Memory (LSTM), Reated Recurrent Unit (GRU) Gated тощо. На схемі нижче активація h1 та h2 подається відповідно на вхід x2 та x3.

#### Довга короткострокова пам'ять (LSTM)

LSTM розроблені спеціально для вирішення проблеми зниклих градієнтів з RNN. Зміна градієнтів трапляється з великими нейронними мережами, де градієнти функцій втрат, як правило, наближаються до нуля, роблячи призупинення нейронних мереж для навчання. LSTM вирішує цю проблему, запобігаючи функції активації в її періодичних компонентах і не змінюючи збережені значення. Ця невелика зміна значно покращила кінцеву модель, в результаті чого технічні гіганти адаптували LSTM у своїх рішеннях. Переглянувши «найпростішу пояснення LSTM».

#### Мережі на основі уваги

Моделі уваги повільно переймають навіть нові RNN на практиці. Моделі уваги побудовані, орієнтуючись на частину підмножини інформації, яку вони надають, тим самим виключаючи переважну кількість фонової інформації, яка не потрібна для виконання завдання. Моделі уваги побудовані за допомогою комбінації м'якої та жорсткої уваги та облягання завдяки м'якій увазі, що поширюється ззаду Моделі з декількома увагами, складеними ієрархічно, називається Трансформер. Ці трансформатори ефективніше паралельно керувати стеками, так що вони дають найсучасніші результати із порівняно меншими даними та часом для навчання моделі. Розподіл уваги стає дуже потужним при використанні з CNN / RNN і може створювати опис тексту до зображення, як описано нижче.

Технічні гіганти, такі як Google, Facebook тощо, швидко адаптують моделі уваги для побудови своїх рішень.

#### Генеральна змагальна мережа (GAN)

Хоча моделі глибокого навчання дають найсучасніші результати, їх можуть обдурити набагато розумніші людські колеги, додавши шум до даних реального світу. GAN - це остання розробка в галузі глибокого навчання для вирішення подібних сценаріїв. GAN використовують непідконтрольне навчання, коли глибокі нейронні мережі навчаються з даними, згенерованими моделлю AI, а також з фактичним набором даних для підвищення точності та ефективності моделі. Ці змагальні дані в основному використовуються для того, щоб обдурити дискримінаційну модель з метою побудови оптимальної моделі. Отримана модель, як правило, є кращим наближенням, ніж може подолати такий шум. Інтерес до досліджень до GAN призвів до більш досконалих реалізацій, таких як Conditional GAN ​​(CGAN), Laplacian Pyramid GAN (LAPGAN), Super Resolution GAN (SRGAN) тощо.

**Фреймворки нейромережі(бібліотеки):**

* PyTorch Geometric — це бібліотека для глибокого навчання нерегулярних вхідних даних, таких як графіки, хмари точок і різноманіття. Розробляє її переважно група дослідження штучного інтелекту компанії Facebook (зараз Meta).
* TensorFlow — відкрита програмна бібліотека для машинного навчання цілій низці задач, розроблена компанією Google для задоволення її потреб у системах, здатних будувати та тренувати нейронні мережі для виявляння та розшифровування образів та кореляцій, аналогічно до навчання й розуміння, які застосовують люди.
* Keras - один з провідних API-інтерфейсів нейронних мереж високого рівня. Він написаний на Python і підтримує кілька внутрішніх обчислювальних движків нейронних мереж. Основна ідея розробки Keras - полегшити експерименти шляхом швидкого прототипування. Здатність перейти від ідеї до результату з найменшою можливою затримкою є ключем до гарних досліджень машинного інтелекту.

1. **Евклідова відстань** - додатне число, яке вказує на поділ між двома точками простору, де виконуються аксіоми та теореми геометрії Евкліда.

Відстань між двома точками A і B в евклідовому просторі - це довжина вектора **AB** що належить єдиній прямій, яка проходить через ці точки.

Простір, який ми сприймаємо і куди ми, люди, рухаємось, є тривимірним простором (3-D), де виконуються аксіоми та теореми геометрії Евкліда. У цьому просторі містяться двовимірні підпростори (площини) та одновимірні підпростори (лінії).

Евклідові простори можуть бути одновимірними (1-D), двовимірними (2-D), тривимірними (3-D) або n-вимірними (n-D).

Точки в одновимірному просторі X - це ті, що належать орієнтованій прямій (OX), напрямок від O до X - позитивний напрямок. Для визначення точок на згаданій прямій використовується декартова система, яка складається із присвоєння числа кожній точці прямої.

Евклідова відстань d (A, B) між точками A і B, розташованими на прямій, визначається як квадратний корінь із квадрата різниць їх координат X:

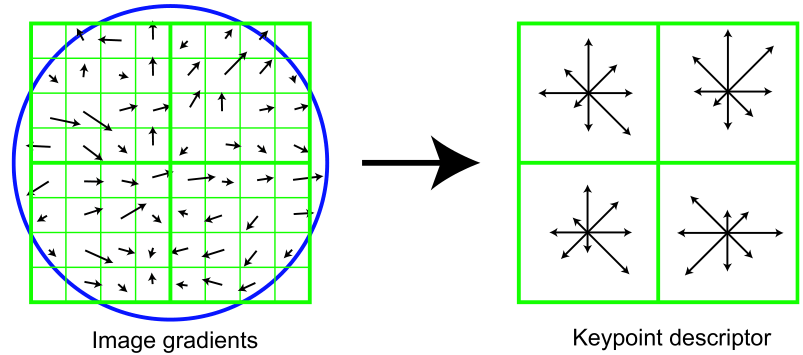
**d (A, B) = √ ((XB - XA) ^ 2)**

1. **Вектор** — це величина, яка характеризується числовим значенням і напрямком. Під направленим відрізком ABрозуміють впорядковану пару точок, перша з яких — точка A — називається його **початком**, а друга — B — його **кінцем**. В геометрії розглядають вектори, що не залежать від точки прикладання (**вільні вектори**).

Вектори позначають двома способами:

* малими буквами латинського алфавіту (наприклад, a⃗ );
* двома великими буквами латинського алфавіту (наприклад, AB), де перша буква — початок вектора, а друга — кінець.

1. У методі SIFT дескриптор є вектор. Як і напрямок ключової точки, дескриптор обчислюється на гауссіані, найближчому масштабу до ключової точки, і виходячи з градієнтів в деякому вікні ключової точки. Перед обчисленням дескриптора це вікно повертають на кут напряму ключової точки, чим досягається інваріантність щодо повороту. Для початку подивимось на малюнок.

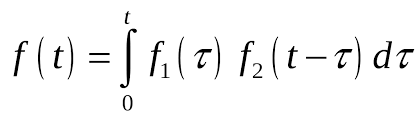


1. Згорточна нейронна мережа (ConvNet або CNN) — це штучна нейронна мережа (ANN), яка використовує алгоритми глибокого навчання для аналізу зображень, класифікації візуальних елементів і виконання завдань комп’ютерного зору.

CNN використовує принципи лінійної алгебри, такі як множення матриць, для виявлення шаблонів у зображенні. Оскільки ці процеси включають складні обчислення, вони потребують графічних процесорів (GPU) для навчання моделей.

Простими словами, CNN використовує алгоритми глибокого навчання, щоб приймати вхідні дані, як-от зображення, і призначати важливість у формі упереджень і вагових коефіцієнтів різним аспектам цього зображення. Таким чином CNN може розрізняти зображення або класифікувати їх.

1. Зго́ртка ([англ.](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%90%D0%BD%D0%B3%D0%BB%D1%96%D0%B9%D1%81%D1%8C%D0%BA%D0%B0_%D0%BC%D0%BE%D0%B2%D0%B0) *convolution*) — математична операція двох функцій�(�) (�∗�)(�)=∫−∞∞�(�−�)�(�)��,  що дозволяє отримати третю функцію:



Основною властивістю згортки є те, що [фур'є-образ](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9F%D0%B5%D1%80%D0%B5%D1%82%D0%B2%D0%BE%D1%80%D0%B5%D0%BD%D0%BD%D1%8F_%D0%A4%D1%83%D1%80%27%D1%94" \o "Перетворення Фур'є) згортки пропорційний добутку фур'є-образів функцій.