

ПРИКЛАДНІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ ОБРОБКИ ЕКОНОМІЧНИХ ДАНИХ

Самостійна робота за Змістовним модулем 1: *Вступ до систем інтелектуальної обробки даних*

Інтелектуальні системи обробки даних – це системи, які використовують методи штучного інтелекту для аналізу великих обсягів даних та отримання з них корисної інформації. Іншими словами, це комп'ютерні програми, які можуть «думати» як люди, знаходячи закономірності, роблячи висновки та приймаючи рішення на основі даних.

Таким чином, в основі інтелектуальної обробки даних покладений штучний інтелект. Розглянемо його більш детально.

1. Що таке штучний інтелект (ШІ)

Штучний інтелект (ШІ) – це галузь комп'ютерних наук, яка фокусується на створенні інформаційних систем, здатних виконувати завдання, що зазвичай потребують людського інтелекту. Це як навчити комп'ютер мислити, навчатися та приймати рішення, подібно до того, як це робить людина.

Як це працює? ШІ працює на основі великих обсягів даних, які він аналізує, щоб знаходити закономірності та робити висновки. Системи ШІ здатні:

1. Навчатись на досвіді. Чим більше даних обробляє ШІ, тим точнішими стають його прогнози;
2. Розпізнавати образи. ШІ може розпізнавати обличчя, предмети, текст, емоції людей на фотографіях;
3. Розуміти мову. ШІ може спілкуватись з людьми, відповідати на запитання, перекладати мови.
4. Приймати рішення: ШІ може аналізувати різні фактори і приймати рішення, наприклад, керувати автомобілем або рекомендувати фільми.

Приклади застосування ШІ:

- **Голосові помічники:** Siri, Google Assistant, Alexa використовують ШІ для розуміння ваших команд.
- **Рекомендаційні системи:** Сервіси типу Netflix чи Amazon підбирають фільми або товари на основі ваших вподобань за допомогою ШІ.
- **Самокеровані автомобілі:** ШІ дозволяє автомобілям бачити дорогу, розпізнавати перешкоди та приймати рішення про рух.
- **Медична діагностика:** ШІ допомагає лікарям виявляти захворювання на ранніх стадіях.
- **Фінансовий аналіз:** ШІ використовується для прогнозування ринків та виявлення шахрайства.

Види штучного інтелекту:

- Слабкий ШІ (вузькоспеціалізований): Виконує конкретні завдання, наприклад, грає в шахи або розпізнає обличчя.
- Сильний ШІ (загальний): Має інтелект на рівні людини, здатний виконувати будь-які інтелектуальні завдання.

Важливо розуміти:

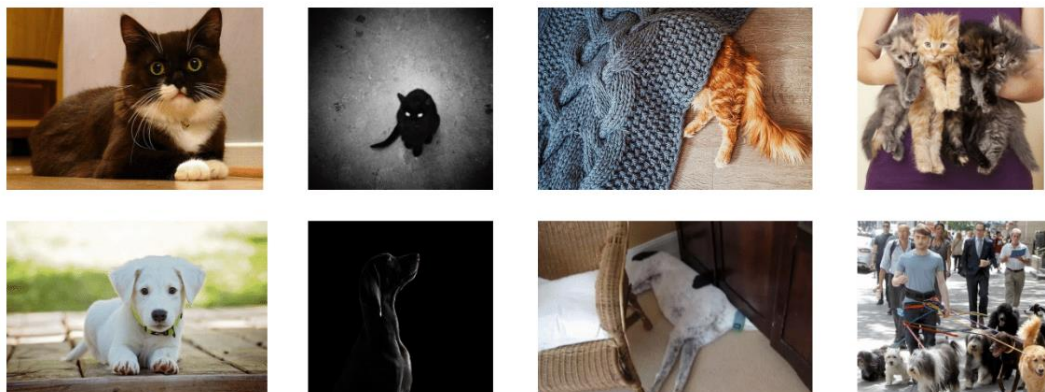
- ШІ не є людиною: ШІ імітує людський інтелект, але не має своїх почуттів чи свідомості.
- ШІ не замінить людину: ШІ стане інструментом, який допоможе людям вирішувати складні завдання.

2. ШІ Effect

ШІ Effect – це явище, коли досягнення в галузі штучного інтелекту з часом сприймаються як звичайні технології, а не як частина ШІ. Це відбувається тому, що коли система ШІ вирішує певне завдання й люди звикають до її можливостей, це досягнення більше не вважається проявом штучного інтелекту. Іншими словами, як тільки технологія починає працювати і стає повсякденною, вона перестає сприйматися як "розумна".

Приклади цього явища включають розпізнавання мови та обличь, автоматичне сортування електронної пошти та рекомендаційні системи, які колись вважалися передовими розробками ШІ, а тепер сприймаються як звичайні технології.

З іншої сторони, задача розпізнавання не завжди є тривіальною. Не завжди можна просто так написати алгоритм розпізнавання. Наприклад, розпізнавання котів чи собак на фото:



Для перших фото (зліва) можна виділити певні ознаки (властивості) об'єктів. Однак, наступні фото містять тільки силуети зображень, або частину того, чи іншого об'єкту, або множину цих об'єктів.

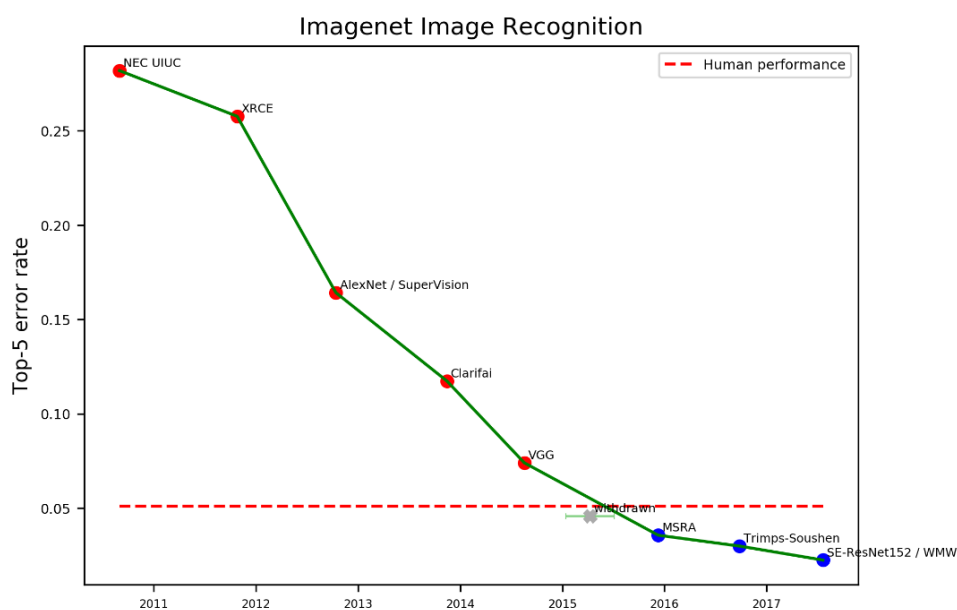
Такі задачі можна вирішити тільки за допомогою машинного навчання.

Хоча здається, що даний приклад є досить простим й іграшковим, але якщо ми навчимося вирішувати дану задачу, то це одразу допоможе вирішувати й інші задачі розпізнавання.

Сучасні системи машинного навчання працюють на великих обсягах даних. Наприклад, проект ImageNet – це база даних зображень, яка організована відповідно до ієрархії WordNet, у якій кожен вузол ієрархії зображено сотнями й тисячами зображень. На даний момент цей набір даних охоплює 1000 класів об'єктів і містить 1281167 навчальних зображень, 50 тис. перевірочних зображень і 100 тис. тестових зображень. Проект відіграв важливу роль у розвитку комп'ютерного зору та досліджень глибокого навчання. Дані надаються дослідникам безкоштовно для некомерційного використання. <https://www.image-net.org/>



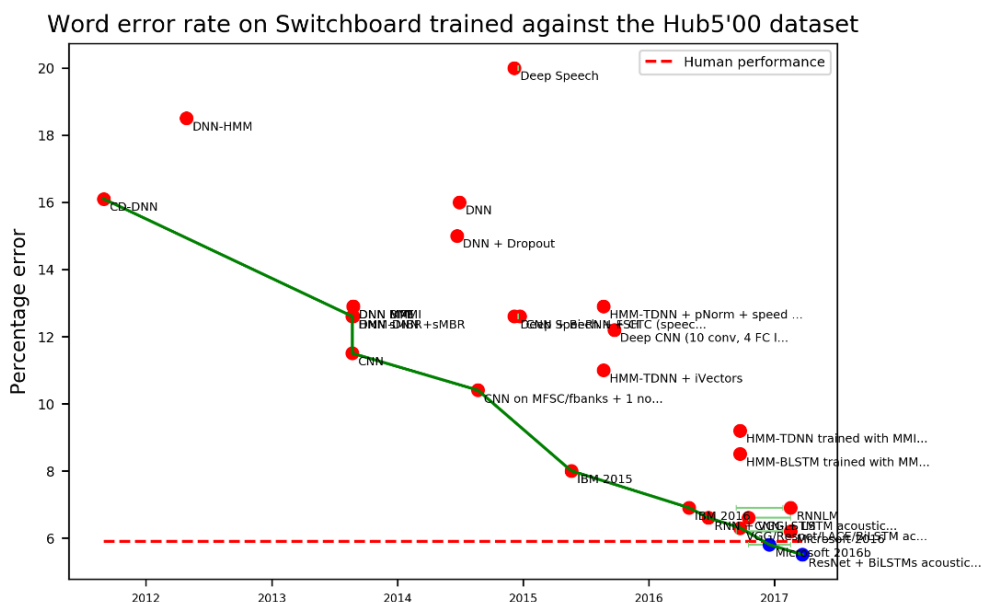
Динаміка похибок в розпізнаванні зображень, за даними <https://www.eff.org/ai/metrics>, показана на рисунку нижче:



Розвиток машинного навчання (Deep learning) прийшовся на 2012-2013 роки, внаслідок чого похибки в машинному розпізнаванні суттєво зменшились з 25% до 15%.

Рівень похибки людського розпізнавання позначений на рисунку пунктирною лінією й дорівнює близько 5%. Машинне навчання досягло цього результату вже у 2015 році.

Інший приклад пов'язаний із машинним розпізнаванням мови. Динаміка відповідних похибок наведена на наступному рисунку:



Як видно з рисунку, машинне навчання досягло рівня людських похибок у 2017 році й далі покращувало свої результати.

На сьогоднішній день широкого розповсюдження набули такі системи розпізнавання мов: Siri, Cortana, Google Now. Вони побудовані на основі неймереж й глибокого навчання.

3. Машинний переклад NLP

Ще однією нетривіальною задачею штучного інтелекту є машинний переклад з однієї мови на іншу, NLP (Natural Language Processing).

NLP займається розробкою алгоритмів й моделей, що дозволяють комп'ютерам розуміти, інтерпретувати та генерувати людську мову.

Як NLP пов'язаний з машинним перекладом? Машинний переклад – це один з найпоширеніших застосунків технологій NLP. Коли ви використовуєте «Google Перекладач» або будь-який інший сервіс машинного перекладу, ви насправді взаємодієте з моделями, навченими на величезних обсягах текстових даних. Ці моделі можуть:

- аналізувати структуру речення (визначати, які слова є іменниками, дієсловами тощо);
- визначати значення слів (розуміти, що означає кожне слово в контексті речення);
- виявляти синтаксичні зв'язки (розуміти, як слова пов'язані між собою в реченні);
- генерувати переклад (створювати нове речення на іншій мові, зберігаючи сенс оригіналу).

Ключові технології, що використовуються в машинному перекладі:

1. Нейронні мережі. Особливо рекурентні нейронні мережі (RNN) та трансформери, які здатні обробляти послідовності даних, такі як текст.
2. Велика кількість даних. Чим більше текстових даних буде використано для навчання моделі, тим точнішим буде переклад.
3. Алгоритми навчання. Моделі машинного перекладу навчаються на великих обсягах даних, використовуючи алгоритми глибокого навчання.

Чому NLP важлива для машинного перекладу? Завдяки NLP машинний переклад став набагато точнішим і природнішим. Сучасні системи машинного перекладу здатні:

- перекладати різноманітні тексти, від простих речень до складних наукових статей.
- враховувати контекст, або вибирати правильне значення слова залежно від контексту речення.
- зберігати стиль тексту, тобто, перекладати текст, зберігаючи його стиль й тональність.

4. Пошук Web Search

Сучасні нейромережі й Deep Learning все більше й більше проникають у пошукові системи. Завдяки цьому, пошукові системи стали значно точнішими, розуміючи не лише окремі слова, а й контекст запитів користувачів:

1. Розуміння природної мови NLP. Нейронні мережі дозволяють пошуковим системам краще розуміти людську мову, включаючи синоніми, різні форми слів. Це означає, що ви можете формулювати свої запити більш природно й система все одно знайде потрібну інформацію;
2. Контекстуальний пошук. Глибоке навчання допомагає пошуковим системам розуміти контекст запиту, враховуючи попередні запити користувача, його історію пошуку та інші фактори. Це дозволяє надавати більш релевантні результати;
3. Розпізнавання об'єктів на зображеннях. За допомогою глибокого навчання пошукові системи можуть аналізувати зображення та відео, визначаючи на них об'єкти, людей, місця тощо. Це дозволяє знаходити потрібну інформацію за візуальними зображеннями;

4. Покращення рекомендацій. Глибоке навчання використовується для аналізу поведінки користувачів та надання персоналізованих рекомендацій. Наприклад, під час пошуку товару система може запропонувати вам схожі продукти або товари, які можуть вас зацікавити.

5. Виявлення помилок у запитах. Нейронні мережі можуть виявляти помилки в запитах користувачів й пропонувати варіанти корекції, що значно полегшує пошук інформації.

5. Deep Learning в комп'ютерних іграх

Завдяки глибокому навчанню персонажі в іграх стають розумнішими, а самі ігри – більш реалістичними та динамічними. Як глибоке навчання застосовується в іграх:

1. Поведінка, заснована на навчанні. Персонажі можуть навчатися на власному досвіді, адаптуючи свою поведінку до гравця та навколишнього середовища;

2. Реалістичні діалоги. Нейронні мережі дозволяють генерувати більш природні та різноманітні діалоги, роблячи спілкування більш цікавим;

3. Емоційна реакція. Персонажі можуть демонструвати ширший спектр емоцій й реагувати на гравця більш реалістично.

4. Динамічне середовище. Середовище гри може змінюватися й адаптуватися до дій гравця, створюючи більш динамічний і непередбачуваний ігровий процес. Нейронні мережі можуть генерувати нескінченні ігрові світи;

5. Персоналізація. Ігри можуть аналізувати ігровий процес й адаптувати складність, завдання та контент під індивідуальні вподобання кожного гравця;

6. Оптимізація балансу. Нейронні мережі можуть допомогти розробникам ігор знаходити оптимальний баланс між різними елементами ігрового процесу.

7. Прискорення рендерингу. Нейронні мережі можуть прискорити процес рендерингу графіки, дозволяючи створювати більш деталізовані та реалістичні візуальні ефекти; покращувати якість текстур, роблячи їх більш чіткими і реалістичними.

Ми навели багато прикладів сучасного застосування штучного інтелекту й Deep Learning в різних сферах людського життя, або професійної діяльності. Специфіка використання цих технологій полягає в тому, що їх можна з легкістю впроваджувати й масштабувати в інші сфери, не будучи спеціалістом саме в них. Наприклад, в медицині, освіті тощо.

6. Машинне навчання (Machine Learning) та глибоке навчання (Deep Learning)

В чому відмінності між даними поняттями, чи може це одне й те саме? Машинне навчання (**Machine Learning**) – це широкий напрямок систем

штучного інтелекту, який дозволяє комп'ютерам навчатись на вхідних даних, без явного програмування.

Це означає, що для вирішення певної задачі, замість того, щоб писати програмний код (звичайне програмування), ми:

1. Знаходимо якийсь масив вхідних даних й представляємо їх в математичному вигляді (вектори, або матриці). Даний процес називається «**Feature Engineering**» – це трансформація «сирої» інформації до такої множини ознак, яка буде найбільш інформативною та корисною для алгоритмів машинного навчання. Ознаки слід обирати таким чином, щоб за ними можна було провести процедуру розпізнавання об'єктів.

Наприклад, розглянемо задачу з розпізнавання рукописних цифр.

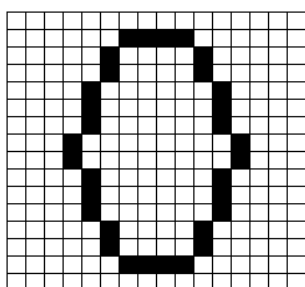


В якості ознак для розпізнавання можуть бути обрані наступні:

– симетричність цифр: «0», «1» та «8» можна вважати симетричними символами, всі інші – не симетричними.

– кількість фарби, яка потрібна для написання цифри: «1» – найменша, «8» – найбільша. Всі інші цифри займають проміжний стан.

– кожний символ можна представити у вигляді відповідної матриці, розмірності 16*16. Наприклад, цифра «0» буде мати вигляд:



2. Навчаємо систему на цих даних. Тобто, для кожного малюнку прямо вказуємо, яка цифра на ньому зображена. Такий тип навчання називається «навчання з вчителем», або Supervised Learning.

3. Machine Learning обробляє отримані дані на основі існуючих алгоритмів машинного навчання (лінійна регресія, дерево рішень, SVM, **глибоке навчання** тощо) й на виході пропонує певну модель. Дана модель дозволяє розпізнавати рукописні цифри на нових вхідних даних, яких система ще не бачила.

SVM (Support Vector Machine), або метод опорних векторів – це потужний алгоритм машинного навчання, який використовується для задач класифікації. Наприклад, ми маємо два набори даних, які необхідно розділити на дві різні групи. SVM знаходить найкращу лінію (або гіперплощину в багатовимірному просторі), яка розділяє ці два набори з максимальним відступом.

4. Успішність даного машинного навчання оцінюється показником похибки, який притаманний тій чи іншій моделі (наскільки точно модель виконує розпізнавання на нових даних).

Глибоке навчання (**Deep Learning**) – це клас алгоритмів машинного навчання (входить до III етапу Machine Learning), який використовує штучні нейронні мережі з багатьма шарами для навчання на великих обсягах даних.

Відмінність **Deep Learning** від **Machine Learning** також полягає в тому, що процес Feature Engineering відбувається автоматизовано. Тобто, система штучного інтелекту сама визначає ознаки, які є важливими для розпізнавання об'єктів й будує площини в цьому просторі, які дозволяють класифікувати об'єкти між собою (відокремити одні об'єкти від інших).