

## ЛЕКЦІЯ 3. Нейронні мережі та глибоке навчання

---

Львів -- 2025

# Лекція зі штучного інтелекту 2025-03

## Вступ

На цьому занятті ми розглянемо нейронні мережі — один із найпотужніших та найпоширеніших підходів у сучасному машинному навчанні. Ми ознайомимось з основними концепціями нейронних мереж, їх структурою, алгоритмами навчання та практичними застосуваннями.

## Теми, що розглядаються

- Вступ до нейронних мереж
- Структура штучного нейрона
- Багатошарові нейронні мережі
- Функції активації
- Алгоритм зворотного поширення помилки (Backpropagation)
- Глибоке навчання (Deep Learning)
- Практичні застосування нейронних мереж

## Вступ до нейронних мереж

Нейронні мережі — це обчислювальні моделі, натхненні біологічними нейронними мережами людського мозку. Вони складаються з великої кількості взаємопов'язаних штучних нейронів, які здатні навчатися та узагальнювати інформацію.

Основні переваги нейронних мереж:

- Висока здатність до навчання складних нелінійних залежностей
- Можливість роботи з великими обсягами даних
- Гнучкість та універсальність застосування

## Структура штучного нейрона

Штучний нейрон — це базовий елемент нейронної мережі, який отримує вхідні сигнали, обчислює зважену суму цих сигналів, додає зміщення (bias) та застосовує функцію активації.

Математично нейрон описується формулою:

$$[ y = f(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b) ]$$

де:

- $(x_i)$  — вхідні сигнали
- $(w_i)$  — вагові коефіцієнти
- $(b)$  — зміщення (bias)

- $f(\cdot)$  — функція активації
- $y$  — вихід нейрона



## Багатошарові нейронні мережі

Багатошарові нейронні мережі (Multilayer Neural Networks) складаються з кількох шарів нейронів:

- Вхідний шар (input layer)
- Один або кілька прихованих шарів (hidden layers)
- Вихідний шар (output layer)

Кожен шар повністю або частково з'єднаний з наступним шаром. Наявність прихованих шарів дозволяє мережі навчатися складних нелінійних залежностей.

## Популярні архітектури нейронних мереж

Окрім базової структури багатошарових нейронних мереж, існує кілька спеціалізованих архітектур, розроблених для вирішення конкретних задач:

### Автоенкодера (Autoencoders)

Автоенкодера — це нейронні мережі, які навчаються ефективному кодуванню даних для зменшення розмірності, а потім відновлення вхідних даних з цього кодування. Вони складаються з двох основних частин:

- **Енкодер**: стискає вхідні дані до прихованого представлення (латентного простору)
- **Декодер**: відновлює вхідні дані з прихованого представлення

Автоенкодера отримали свою назву від поєднання слів "авто" (само-) та "енкодер" (кодувальник), оскільки вони автоматично кодують дані в стиснуте представлення, а потім декодують назад. Ключова особливість автоенкодерів полягає в тому, що вони навчаються без явної розмітки даних (самонавчання), використовуючи вхідні дані як цільові значення.

## Принцип роботи автоенкодера

Процес роботи автоенкодера можна розділити на три основні етапи:

1. **Кодування (encoding)**: Вхідні дані ( $x$ ) перетворюються енкодером у стиснуте представлення ( $z$ ) (латентний вектор):  $z = f_{\text{encoder}}(x)$
2. **Представлення в латентному просторі**: Дані зберігаються у стисненому вигляді ( $z$ ), який зазвичай має меншу розмірність, ніж вхідні дані.
3. **Декодування (decoding)**: Латентне представлення ( $z$ ) перетворюється декодером назад у реконструйовані дані ( $x'$ ):  $x' = f_{\text{decoder}}(z)$

Мета навчання автоенкодера — мінімізувати різницю між вхідними даними ( $x$ ) та реконструйованими даними ( $x'$ ), тобто мінімізувати функцію втрат:  $L(x, x') = |x - x'|^2$

## Типи автоенкодерів

1. **Звичайні автоенкодери:** Базова архітектура з повнозв'язними шарами
2. **Розріджені автоенкодери (Sparse Autoencoders):** Додають регуляризацію для отримання розріджених представлень
3. **Шумопригнічуючі автоенкодери (Denoising Autoencoders):** Навчаються відновлювати оригінальні дані з зашумлених вхідних даних
4. **Варіаційні автоенкодери (VAE):** Генеративні моделі, які кодують дані як розподіл у латентному просторі
5. **Згорткові автоенкодери:** Використовують згорткові шари для роботи з зображеннями

## Згорткові шари в автоенкодерах

Згорткові автоенкодери використовують згорткові шари (convolutional layers) замість повнозв'язних шарів, що робить їх особливо ефективними для обробки зображень та інших даних з просторовою структурою.

### Принцип роботи згорткових шарів

Згорткові шари працюють за принципом ковзного вікна (фільтра), яке переміщується по вхідних даних і виконує операцію згортки:

1. **Фільтр (ядро):** Невелика матриця ваг, яка "сканує" вхідне зображення
2. **Згортка:** Поелементне множення значень фільтра та відповідної області вхідних даних з подальшим сумуванням
3. **Активація:** Застосування нелінійної функції до результату згортки

Математично операцію згортки для 2D-зображення можна записати як:

$$I * K(i, j) = \sum_m \sum_n I(i+m, j+n) \cdot K(m, n)$$

де  $I$  — вхідне зображення,  $K$  — ядро згортки.

### Переваги згорткових шарів в автоенкодерах

- **Зменшення кількості параметрів:** Завдяки спільному використанню ваг фільтра
- **Збереження просторової інформації:** Важливо для правильного відновлення зображень
- **Інваріантність до зсувів:** Здатність виявляти ознаки незалежно від їх положення

### Архітектура згорткового автоенкодера

У згортковому автоенкодері:

- **Енкодер** використовує згорткові шари та операції об'єднання (pooling) для зменшення просторової розмірності
- **Декодер** використовує транспоновані згорткові шари (deconvolution або transposed convolution) для збільшення розмірності та відновлення оригінального зображення

Транспонована згортка виконує операцію, обернену до звичайної згортки, дозволяючи збільшувати просторову розмірність даних.

## Структура автоенкодера

Застосування автоенкодерів:

- Зменшення розмірності даних
- Видалення шуму з даних
- Виявлення аномалій
- Генерація нових даних

## Генеративно-змагальні мережі (GANs)

GANs (Generative Adversarial Networks) складаються з двох нейронних мереж, які змагаються між собою:

- **Генератор:** створює синтетичні дані, намагаючись обманути дискримінатор
- **Дискримінатор:** намагається відрізнити справжні дані від синтетичних

Під час навчання ці дві мережі покращують свої здібності, що призводить до генерації все більш реалістичних даних.

Застосування GANs:

- Генерація реалістичних зображень
- Перенесення стилю
- Створення синтетичних даних для навчання інших моделей
- Відновлення зображень високої роздільної здатності

## Мережі з залишковими зв'язками (ResNets)

ResNets (Residual Networks) вирішують проблему зникаючого градієнта в глибоких нейронних мережах шляхом додавання "залишкових зв'язків" (skip connections), які дозволяють сигналу обходити один або кілька шарів.

Основна ідея ResNet полягає в тому, що шари вчаться відображати залишкову функцію  $F(x) = H(x) - x$ , замість прямого відображення  $H(x)$ , де  $H(x)$  — бажане відображення.

Ця архітектура дозволяє будувати надзвичайно глибокі мережі (сотні шарів) без проблем з навчанням.

## Мережі довгої короткочасної пам'яті (LSTM)

LSTM (Long Short-Term Memory) — це тип рекурентних нейронних мереж, спеціально розроблений для роботи з послідовностями даних та вирішення проблеми зникаючого градієнта в стандартних RNN.

LSTM містять спеціальні "комірки пам'яті", які можуть зберігати інформацію протягом тривалого часу, та "ворота" (gates), які контролюють потік інформації:

- Вхідні ворота (input gate)
- Ворота забування (forget gate)
- Вихідні ворота (output gate)

Застосування LSTM:

- Обробка тексту та мовлення
- Машинний переклад
- Генерація послідовностей
- Прогнозування часових рядів

 Багатошарова нейронна мережа

## Функції активації

---

Функція активації визначає вихід нейрона залежно від його вхідного сигналу. Найпоширеніші функції активації:

- **Сигмоїдна (Sigmoid):**  $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$
- **Гіперболічний тангенс (Tanh):**  $f(x) = \tanh(x)$
- **ReLU (Rectified Linear Unit):**  $f(x) = \max(0, x)$
- **Softmax** (для задач класифікації):  $f(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum_j e^{x_j}}$

## Переваги та недоліки функцій активації

### Сигмоїдна функція (Sigmoid)

#### Переваги:

- Гладка функція з плавним градієнтом
- Обмежений вихід (від 0 до 1), що зручно для ймовірнісної інтерпретації
- Історично перша широко використовувана функція активації

#### Недоліки:

- Проблема зникаючого градієнта при насиченні (коли вхід дуже великий або малий)
- Не центрована відносно нуля, що може ускладнювати навчання
- Обчислювально затратна (використовує експоненту)

### Гіперболічний тангенс (Tanh)

#### Переваги:

- Центрована відносно нуля (вихід від -1 до 1)
- Сильніші градієнти порівняно з сигмоїдною функцією
- Підходить для рекурентних нейронних мереж

#### Недоліки:

- Все ще схильна до проблеми зникаючого градієнта
- Обчислювально затратна

### ReLU (Rectified Linear Unit)

#### Переваги:

- Обчислювально ефективна (проста операція максимуму)
- Не страждає від проблеми зникаючого градієнта для додатних входів
- Сприяє розрідженості активацій (sparse activations)
- Дозволяє навчати глибокі мережі значно швидше

#### Недоліки:

- "Проблема мертвого ReLU" — нейрони можуть "вмирати" під час навчання, якщо вхід стає від'ємним
- Не обмежена зверху, що може призводити до вибухових активацій
- Не диференційована в точці 0

#### Softmax

#### Переваги:

- Ідеальна для задач багатокласової класифікації
- Виходи інтерпретуються як ймовірності (сума дорівнює 1)
- Підкреслює найбільші значення, пригнічуючи менші

#### Недоліки:

- Обчислювально затратна для великої кількості класів
- Чутлива до екстремальних значень
- Не підходить для проміжних шарів мережі

#### Інші популярні функції активації

**Leaky ReLU:**  $(f(x) = \max(\alpha x, x))$ , де  $\alpha$  — малий коефіцієнт (зазвичай 0.01)

- **Переваги:** Вирішує проблему "мертвого ReLU"
- **Недоліки:** Додатковий гіперпараметр  $\alpha$  потребує налаштування

**ELU (Exponential Linear Unit):**  $(f(x) = x \text{ if } x > 0 \text{ else } \alpha(e^x - 1))$

- **Переваги:** Згладжена версія ReLU з від'ємними значеннями
- **Недоліки:** Обчислювально складніша за ReLU

**GELU (Gaussian Error Linear Unit):**  $(f(x) = x \cdot P(X \leq x))$ , де  $P$  — функція розподілу нормального розподілу


- **Переваги:** Використовується в сучасних трансформерах (BERT, GPT)
- **Недоліки:** Складніша для обчислення

## Алгоритм зворотного поширення помилки (Backpropagation)

Backpropagation — це алгоритм навчання нейронних мереж, який дозволяє ефективно обчислювати градієнти функції втрат відносно вагових коефіцієнтів мережі.

Основні етапи алгоритму:

1. Пряме поширення (forward propagation): обчислення виходу мережі
2. Обчислення помилки на виході мережі
3. Зворотне поширення (backward propagation): обчислення градієнтів помилки
4. Оновлення вагових коефіцієнтів за допомогою градієнтного спуску

 Алгоритм зворотного поширення помилки

## Глибоке навчання (Deep Learning)

---

Глибоке навчання — це підхід, що використовує нейронні мережі з великою кількістю прихованих шарів (глибокі нейронні мережі). Такі мережі здатні навчатися дуже складних закономірностей у великих обсягах даних.

Популярні архітектури глибоких нейронних мереж:

- Згорткові нейронні мережі (CNN, Convolutional Neural Networks)
- Рекурентні нейронні мережі (RNN, Recurrent Neural Networks)
- Трансформери (Transformers)

## Практичні застосування нейронних мереж

---

Нейронні мережі широко застосовуються у різних галузях:

- **Комп'ютерний зір:** розпізнавання об'єктів, сегментація зображень
- **Обробка природної мови (NLP):** машинний переклад, аналіз текстів
- **Розпізнавання мовлення:** голосові асистенти, автоматичні субтитри
- **Рекомендаційні системи:** персоналізовані рекомендації товарів та контенту
- **Автономні транспортні засоби:** розпізнавання дорожніх ситуацій, керування автомобілем

## Сучасні інструменти для роботи з нейронними мережами

---

Розробка та навчання нейронних мереж значно спростилися завдяки спеціалізованим бібліотекам та фреймворкам. Розглянемо найпопулярніші з них.

### TensorFlow

TensorFlow — це відкрита бібліотека для машинного навчання, розроблена Google. Вона забезпечує гнучку екосистему інструментів, бібліотек та ресурсів для розробки та впровадження моделей машинного навчання.

Основні особливості TensorFlow:

- **Обчислювальні графи:** представлення обчислень у вигляді графів потоку даних
- **Автоматичне диференціювання:** автоматичне обчислення градієнтів для оптимізації моделей
- **Підтримка GPU та TPU:** прискорення обчислень на графічних та тензорних процесорах



- **TensorFlow Extended (TFX)**: платформа для повного циклу машинного навчання
- **TensorFlow.js**: реалізація для веб-середовища
- **TensorFlow Lite**: оптимізована версія для мобільних та вбудованих пристроїв

## PyTorch

PyTorch — це бібліотека машинного навчання з відкритим кодом, розроблена Facebook (Meta). Вона стала надзвичайно популярною серед дослідників завдяки своїй гнучкості та інтуїтивному дизайну.

### Основні особливості PyTorch:

- **Динамічні обчислювальні графи**: дозволяють змінювати структуру мережі під час виконання
- **Імперативний стиль програмування**: більш природний для Python-розробників
- **Підтримка розподілених обчислень**: ефективне навчання на кластерах
- **TorchScript**: компіляція моделей для продакшн-середовища
- **Екосистема інструментів**: TorchVision, TorchText, TorchAudio для різних типів даних
- **PyTorch Lightning**: високорівневий інтерфейс для спрощення розробки

## Keras

Keras — це високорівневий API для нейронних мереж, який може працювати поверх TensorFlow, Theano або CNTK. Він був розроблений з фокусом на швидке експериментування та простоту використання.

### Основні особливості Keras:

- **Простий та інтуїтивний інтерфейс**: швидке створення прототипів моделей
- **Модульність**: легке комбінування шарів та компонентів
- **Розширюваність**: можливість створення власних шарів та функцій
- **Підтримка різних типів мереж**: CNN, RNN, комбіновані архітектури
- **Інтеграція з TensorFlow**: тепер є офіційним високорівневим API для TensorFlow

## JAX

JAX — це бібліотека для високопродуктивних числових обчислень, розроблена Google Research. Вона поєднує NumPy з автоматичним диференціюванням для машинного навчання.

### Основні особливості JAX:

- **Сумісність з NumPy**: знайомий API для наукових обчислень
- **Автоматичне диференціювання**: обчислення градієнтів будь-якого порядку
- **JIT-компіляція**: прискорення обчислень за допомогою XLA
- **Паралелізм**: ефективне використання багатоядерних процесорів та GPU
- **Функціональний підхід**: чисті функції без побічних ефектів

## Hugging Face Transformers

Hugging Face Transformers — це бібліотека, що надає готові до використання моделі трансформерів для різних задач обробки природної мови та комп'ютерного зору.

### Основні особливості Hugging Face Transformers:

- **Велика колекція попередньо навчених моделей:** BERT, GPT, T5, ViT та інші
- **Єдиний інтерфейс:** спільний API для різних архітектур
- **Інтеграція з PyTorch та TensorFlow:** підтримка обох фреймворків
- **Model Hub:** платформа для обміну моделями в спільноті
- **Pipelines:** високорівневі абстракції для типових задач

## Висновок

---

У цій лекції ми розглянули основні концепції нейронних мереж, їх структуру, алгоритми навчання та практичні застосування. Нейронні мережі є потужним інструментом для вирішення складних задач машинного навчання та лежать в основі сучасних технологій штучного інтелекту.