Робоча програма дисципліни «Розпізнавання образів»

СПЕЦІАЛЬНІСТЬ 123 · КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ

БАКАЛАВР

90

Годин

Загальний обсяг дисципліни

3

Кредити ЄКТС

Відповідно до стандарту

3

Модулі

Змістовних блоки курсу

Загальна інформація про дисципліну

Ідентифікація

Назва: Розпізнавання образів

Спеціальність: 123 Комп'ютерна інженерія

Ступінь: Бакалавр

Обсяг: 90 годин / 3 кредити ЄКТС

Модулів: 3 змістовних блоки

Лекції: 30 год. · **Лабораторні:** 15 год. · **СРС:** 45 год.

Призначення дисципліни

Дисципліна «Розпізнавання образів» формує у студентів системні знання про методи та алгоритми класифікації, ідентифікації та розпізнавання об'єктів, процесів і сигналів. Курс охоплює статистичні методи, класичні підходи до класифікації, сучасні методи машинного навчання та нейронні мережі, включаючи методи глибокого навчання для обробки зображень і мовних сигналів.

Дисципліна є обов'язковою для підготовки бакалаврів зі спеціальності «Комп'ютерна інженерія» та формує фахові компетентності в галузі штучного інтелекту, комп'ютерного зору та інтелектуальних систем обробки інформації.

Загальні компетентності

Аналітичне мислення

Здатність до аналізу, синтезу та критичного оцінювання алгоритмів розпізнавання: виявлення переваг і обмежень методів, порівняння підходів, обґрунтування вибору моделі для конкретної задачі.

Математична грамотність

Здатність застосовувати апарат лінійної алгебри, теорії імовірностей і математичної статистики для формалізації задач розпізнавання образів та аналізу якості класифікаторів.

Самоорганізація

Уміння самостійно навчатися, планувати роботу та організовувати виконання лабораторних і дослідницьких завдань у визначені строки, зокрема під час реалізації систем розпізнавання.

Командна робота

Відповідальність, ініціативність і готовність працювати в команді під час розробки та тестування систем розпізнавання образів, розподілу функціональних обов'язків у проектах.

Студент повинен вміти: аналізувати навчальні вибірки та визначати їх характеристики; обирати та налаштовувати алгоритми класифікації; оцінювати якість розпізнавання за відповідними метриками; самостійно опрацьовувати наукову та навчально-методичну літературу; брати участь у командній розробці інтелектуальних систем.

Фахові компетентності

Теоретичні основи розпізнавання

Розуміння математичних основ теорії розпізнавання образів: простір ознак, метрики відстані, байєсівська класифікація, оцінювання ймовірностей класів, формальна постановка задачі розпізнавання та класифікації.

Методи класифікації та кластеризації

Здатність застосовувати методи навчання з учителем (SVM, k-NN, дерева рішень, ансамблеві методи) та без вчителя (k-means, ієрархічна кластеризація, DBSCAN) для розв'язання прикладних задач розпізнавання образів.

Нейронні мережі та глибоке навчання

Знання архітектур нейронних мереж (MLP, CNN, RNN, Transformer) та здатність їх застосовувати для розпізнавання зображень, мовних сигналів і часових рядів із використанням сучасних фреймворків (TensorFlow, PyTorch).

Оцінювання та проектування систем

Орієнтування в методах оцінювання якості класифікаторів (accuracy, precision, recall, F1, ROC-AUC, confusion matrix); здатність проектувати повний пайплайн системи розпізнавання від збору даних до впровадження.

Результати навчання

01

Пояснення базових понять

Пояснювати сутність ключових понять і явищ: образ, ознака, простір ознак, класифікатор, навчальна вибірка, метод навчання, похибка узагальнення, перенавчання, регуляризація, ядрові функції, нейронна мережа.

02

Реалізація та налаштування методів

Реалізовувати алгоритми розпізнавання образів та налаштовувати їхні гіперпараметри; застосовувати методи відбору та екстракції ознак (PCA, LDA, автоенкодери) для підвищення ефективності класифікації.

03

Аналіз та порівняння методів

Аналізувати переваги та обмеження різних підходів до розпізнавання образів; обирати оптимальний метод залежно від розміру й характеристик набору даних, вимог до точності та обчислювальних ресурсів.

04

Проектування прикладних систем

Проектувати та реалізовувати прикладні системи розпізнавання (розпізнавання зображень, жестів, мови, тексту); оцінювати якість системи за стандартними метриками та обґрунтовувати результати.

МОДУЛЬ 1

Математичні основи та класичні методи розпізнавання образів

1

Тема 1.1

Вступ до розпізнавання образів. Основні поняття, задачі та застосування. Простір ознак.

2

Тема 1.2

Статистичні методи розпізнавання. Байєсівський класифікатор. Оцінювання густини ймовірності.

3

Тема 1.3

Відбір та екстракція ознак. Метод головних компонент (PCA). Лінійний дискримінантний аналіз (LDA).

4

Тема 1.4

Метричні методи класифікації. Метод k-найближчих сусідів. Метрики відстані та схожості.

МОДУЛЬ 1 · ТЕМА 1.1

Вступ до розпізнавання образів

Лекційний матеріал (2 год.)

Лекція 1: Предмет та задачі теорії розпізнавання образів. Місце дисципліни серед суміжних напрямів (машинне навчання, штучний інтелект, комп'ютерний зір). Основні поняття: образ, клас, ознака, вектор ознак, простір ознак, навчальна вибірка, тестова вибірка. Загальна схема системи розпізнавання.

Класифікація задач: розпізнавання (класифікація), кластеризація, детекція, сегментація. Огляд застосувань: розпізнавання рукописного тексту, обличь, мовних команд, медичних зображень. Типові пайплайни. Огляд сучасних інструментів та бібліотек.

Ключові питання лекції

- Визначення образу, класу та ознаки в контексті розпізнавання
- Загальна схема системи розпізнавання образів
- Класифікація задач: навчання з учителем та без вчителя
- Огляд сучасних застосувань розпізнавання образів
- Основні інструменти та середовища для реалізації систем

Лабораторне заняття (1 год.)

Завдання 1. Налаштування середовища розробки: встановлення Python, scikit-learn, numpy, matplotlib. Завантаження та початкова візуалізація набору даних (MNIST, Iris або CIFAR-10). Побудова гістограм і scatter-plots у просторі ознак.

Завдання 2. Формування навчальної та тестової вибірок. Оцінювання базових статистик: середнє, дисперсія, кореляція між ознаками.

Самостійна робота (5 год.)

- Опрацювання: Довбиш А. С., Шелехов І. В. «Основи теорії розпізнавання образів» — розділ «Вступ»
- Підготовка реферату: «Сучасні застосування розпізнавання образів у сфері комп'ютерної інженерії»
- Огляд бібліотек scikit-learn та OpenCV: документація та приклади

Очікуваний результат: студент розуміє предмет дисципліни, вміє формалізувати задачу розпізнавання та налаштовувати середовище розробки.

МОДУЛЬ 1 · ТЕМА 1.2

Статистичні методи розпізнавання образів

1

Апріорні ймовірності

Задання апріорних ймовірностей класів $P(C_k)$. Розподіл класів у навчальній вибірці.

2

Функція правдоподібності

Оцінювання $P(x|C_k)$: параметричні (Гауссівська модель) та непараметричні (KDE) підходи.

3

Байєсівське рішення

Теорема Байєса. Правило мінімуму похибки та мінімуму ризику. Байєсівська межа рішення.

4

Оцінка якості

Confusion matrix, accuracy, precision, recall, F1-score, ROC-крива, AUC.

Лекційний матеріал (4 год.)

Теорема Байєса та її застосування до задач класифікації. Наївний байєсівський класифікатор. Гауссівська модель розподілу ознак. Непараметричне оцінювання густини: метод вікна Парзена. Правило мінімуму середнього ризику. Байєсівська межа рішення для двох класів та для множини класів. Оцінювання якості класифікатора: матриця плутанини, precision, recall, F1-score, ROC-AUC.

Лабораторне заняття (2 год.) та СРС (10 год.)

Лабораторна: Реалізація наївного байєсівського класифікатора на Python (scikit-learn). Тренування на наборі даних MNIST. Побудова confusion matrix, обчислення precision, recall, F1. Порівняння з нульовим класифікатором.

СРС: Опрацювання: Теленик С. Ф., Роліченко О. Г. «Теорія розпізнавання образів та класифікації» (2023) — розділ «Байєсівські методи»; підготовка звіту з теоретичного аналізу впливу розподілу класів на якість класифікатора.

МОДУЛЬ 1 · ТЕМИ 1.3–1.4

Екстракція ознак та метричні методи класифікації

Тема 1.3 — Відбір та екстракція ознак (Лекція 5–6, 4 год.)

Прокляття розмірності. Методи зменшення розмірності: метод головних компонент (PCA), лінійний дискримінантний аналіз (LDA). Геометрична інтерпретація. Критерії відбору ознак: фільтраційні методи (кореляція, χ^2-тест, взаємна інформація), обгортальні (wrapper) методи. ANOVA. Ознаки для зображень: HOG, SIFT, LBP.

Лабораторна (1 год.): Застосування PCA до набору зображень облич (LFW або ORL). Аналіз відсоткової дисперсії, що пояснюється. Реконструкція зображень за різною кількістю головних компонент. Порівняння якості класифікації до та після PCA.

СРС (10 год.): Опрацювання: Кравченко В. І., Перлик В. А. «Методи та засоби обробки зображень у задачах розпізнавання» (2023); підготовка реферату «PCA та LDA: порівняльний аналіз методів зменшення розмірності для задач розпізнавання».

Тема 1.4 — Метричні методи (Лекція 7–8, 4 год.)

Метрики відстані: евклідова, манхеттенська, Мінковського, косинусна схожість, відстань Хеммінга, відстань Махаланобіса. Метод k-найближчих сусідів (k-NN): алгоритм, вибір k, зважений k-NN. Метод потенціалів. Проблема обчислювальної складності. Структури даних для прискорення пошуку: KD-дерево, Ball Tree. Алгоритм навчання на основі прикладів (instance-based learning).

Лабораторна (1 год.): Реалізація k-NN на Python. Побудова кривих залежності точності від k. Порівняння метрик відстані. Аналіз впливу масштабування ознак (нормалізація, стандартизація) на якість класифікатора.

СРС (10 год.): Опрацювання: Теленик С. Ф., Роліченко О. Г. «Теорія розпізнавання образів та класифікації» (2023) — розділ «Метричні класифікатори»; підготовка порівняльної таблиці методів класифікації Модулю 1 за характеристиками.

МОДУЛЬ 2

Методи машинного навчання для розпізнавання образів

Тема 2.1

Лінійні класифікатори. Метод опорних векторів (SVM). Ядрові функції та нелінійна класифікація.

Тема 2.2

Дерева рішень і ансамблеві методи. Random Forest, Gradient Boosting. Оцінка важливості ознак.

Тема 2.3

Навчання без вчителя: кластеризація. k-means, ієрархічна кластеризація, DBSCAN. Оцінювання кластерів.

Тема 2.4

Оцінювання та вибір моделей. Перехресна перевірка, регуляризація, налаштування гіперпараметрів.

МОДУЛЬ 2 · ТЕМА 2.1

Метод опорних векторів (SVM)

Лекційний матеріал (4 год.)

Лінійний класифікатор: персептрон, логістична регресія. Гіперплощина максимального зазору. Опорні вектори. Прямальна та двоїста задача SVM. М'який зазор (soft-margin SVM): параметр C. Ядрова функція (kernel trick): поліноміальне ядро, RBF (гауссівське) ядро, сигмоїдне ядро. Багатокласова класифікація: підходи one-vs-one та one-vs-rest. Застосування SVM до задач розпізнавання зображень та тексту.

Ключові питання

- Геометрична інтерпретація гіперплощини максимального зазору
- Роль опорних векторів у побудові класифікатора
- Вибір та налаштування ядрової функції
- Компроміс між зазором і похибкою навчання (параметр C)
- Порівняння SVM з іншими лінійними класифікаторами

Лабораторне заняття (1 год.)

Завдання 1. Реалізація SVM-класифікатора (scikit-learn) для розпізнавання рукописних цифр (MNIST). Побудова граничних рішень для RBF та поліноміального ядер у 2D-просторі ознак.

Завдання 2. Пошук оптимальних гіперпараметрів C та γ за допомогою GridSearchCV. Аналіз впливу параметрів на точність класифікації та час навчання.

Самостійна робота (10 год.)

- Опрацювання: Бодянський Є. В., Руденко О. Г. «Штучні нейронні мережі та методи машинного навчання» (2023) — розділ «Метод опорних векторів»
- Підготовка реферату: «SVM у задачах комп'ютерного зору: переваги, обмеження та сучасні застосування»
- Опрацювання документації scikit-learn: SVC, LinearSVC, GridSearchCV

Очікуваний результат: студент вміє будувати та налаштовувати SVM-класифікатор, обирати ядрову функцію та аналізувати вплив гіперпараметрів на якість розпізнавання.

МОДУЛЬ 2 · ТЕМА 2.2

Дерева рішень та ансамблеві методи

Decision Tree

Алгоритм CART. Критерії розщеплення: ентропія, індекс Джині. Обрізання дерева.

Bagging

Bootstrap Aggregating. Зменшення дисперсії. Основа Random Forest.

Random Forest

Ліс випадкових дерев. Оцінка важливості ознак. Out-of-bag error.

Gradient Boosting

XGBoost, LightGBM. Послідовне навчання. Регуляризація та налаштування.

Stacking

Метаучень. Комбінування різнорідних моделей. Підвищення узагальнення.

Лекційний матеріал (4 год.)

Дерева рішень (CART): критерії розщеплення, індекс Джині, ентропія, інформаційний приріст. Переобладнання та методи обрізання (pruning). Ансамблеві методи: Bagging, Boosting, Stacking. Random Forest: побудова лісу, оцінка важливості ознак. Gradient Boosting: AdaBoost, XGBoost, LightGBM. Порівняльний аналіз ансамблевих методів у задачах класифікації зображень.

Лабораторне заняття (1 год.) та СРС (10 год.)

Лабораторна: Побудова та порівняння Decision Tree, Random Forest та XGBoost для класифікації набору даних (CIFAR-10 або HAR). Візуалізація дерева рішень. Аналіз важливості ознак. Порівняння за accuracy, F1-score та часом навчання.

СРС: Опрацювання: Дем'яненко В. В. «Методи та алгоритми машинного навчання» (2022) — розділ «Ансамблеві методи»; підготовка аналітичної записки «Random Forest проти XGBoost: коли що обирати для задач розпізнавання».

МОДУЛЬ 2 · ТЕМИ 2.3–2.4

Кластеризація та оцінювання моделей

Тема 2.3 — Навчання без вчителя (Лекції 13–14, 4 год.)

Задача кластеризації: постановка, критерії якості. k-means: алгоритм Ллойда, ініціалізація k-means++, вибір кількості кластерів (метод ліктя, silhouette score). Ієрархічна кластеризація: агломеративний підхід, дендрограма, методи злиття (Ward, single, complete, average linkage). DBSCAN: алгоритм, параметри ε та minPts, виявлення викидів. Застосування кластеризації до сегментації зображень і попередньої обробки даних.

Лабораторна (1 год.): Сегментація зображень методом k-means (Python/OpenCV). Порівняння k-means та DBSCAN для набору точок у 2D. Побудова та аналіз дендрограми.

СРС (5 год.): Опрацювання: Теленик С. Ф., Роліченко О. Г. «Теорія розпізнавання образів та класифікації» (2023) — розділ «Кластеризація»; підготовка звіту «Порівняльний аналіз алгоритмів кластеризації: k-means, DBSCAN, ієрархічний підхід».

Тема 2.4 — Оцінювання та вибір моделей (Лекції 15–16, 4 год.)

Проблема перенавчання (overfitting) і недонавчання (underfitting). Bias-variance tradeoff. Методи перехресної перевірки: k-fold CV, stratified k-fold, leave-one-out. Регуляризація: L1 (Lasso), L2 (Ridge), Elastic Net. Пошук гіперпараметрів: Grid Search, Random Search, Bayesian Optimization. Навчальні та валідаційні криві. AutoML: концепція та інструменти. Методи порівняння класифікаторів: тест Макнемара, t-тест.

Лабораторна (1 год.): Налаштування гіперпараметрів кількох класифікаторів за допомогою k-fold CV та GridSearchCV. Побудова Learning Curve та Validation Curve. Статистичне порівняння двох класифікаторів.

СРС (5 год.): Опрацювання: Бодянський Є. В., Руденко О. Г. «Штучні нейронні мережі та методи машинного навчання» (2023) — розділ «Оцінювання та вибір моделей»; підготовка аналітичної записки «Методи валідації в задачах розпізнавання образів».

МОДУЛЬ 3

Нейронні мережі та застосування в розпізнаванні образів

Тема 3.1

Штучні нейронні мережі. Багатошаровий персептрон (MLP). Алгоритм зворотного поширення похибки.

Тема 3.2

Згорткові нейронні мережі (CNN). Архітектури LeNet, VGG, ResNet. Розпізнавання зображень.

Тема 3.3

Transfer Learning та Fine-Tuning. Сучасні підходи: Vision Transformer (ViT). Аугментація даних.

МОДУЛЬ 3 · ТЕМА 3.1

Штучні нейронні мережі та зворотне поширення похибки

Лекційний матеріал (4 год.)

Біологічний нейрон та його математична модель. Функції активації: sigmoid, tanh, ReLU, Leaky ReLU, Swish, GELU. Багатошаровий персептрон (MLP): архітектура, пряме поширення. Алгоритм зворотного поширення похибки (backpropagation): обчислення градієнта, правило ланцюжка. Оптимізатори: SGD, Momentum, Adam, AdaGrad, RMSProp. Функції втрат для класифікації: cross-entropy, focal loss. Батч-нормалізація, Dropout. Реалізація на TensorFlow/Keras.

Ключові питання

- Математична модель штучного нейрона та функції активації
- Пряме та зворотне поширення: обчислення градієнта
- Порівняння оптимізаторів SGD, Adam, RMSProp
- Методи регуляризації нейронних мереж (Dropout, BatchNorm)
- Побудова MLP для задачі класифікації зображень

Лабораторне заняття (2 год.)

Завдання 1. Побудова та навчання MLP-класифікатора на TensorFlow/Keras для набору MNIST. Експерименти з різними функціями активації, кількістю шарів та нейронів. Візуалізація кривих навчання (loss, accuracy).

Завдання 2. Порівняння оптимізаторів SGD, Adam. Застосування Dropout та BatchNorm. Дослідження впливу learning rate на збіжність моделі.

Самостійна робота (10 год.)

- Опрацювання: Шаховська Н. Б., Маринич Т. В. «Нейронні мережі та глибоке навчання» (2023) — розділи «MLP» і «Backpropagation»
- Підготовка реферату: «Алгоритм зворотного поширення похибки: математичне обґрунтування та практична реалізація»
- Самостійна реалізація MLP з нуля на NumPy без використання фреймворків

Очікуваний результат: студент вміє будувати та навчати MLP, реалізовувати backpropagation, обирати оптимізатор і функцію активації для задачі класифікації.

МОДУЛЬ 3 · ТЕМА 3.2

Згорткові нейронні мережі (CNN)

Згортковий шар

Операція згортки, ядро (фільтр), padding, stride. Карти ознак. Детектори країв, текстур та форм.

Шар підвибірки (Pooling)

Max Pooling, Average Pooling. Зменшення просторового розміру. Інваріантність до зсуву.

Повнозв'язний класифікатор

Flattening. Dense layers. Softmax для многокласової класифікації. Навчання CNN.

Лекційний матеріал (4 год.)

Мотивація CNN: локальна зв'язність, розподіл ваг, інваріантність. Згортковий шар: операція згортки, рецептивне поле, карти ознак. Підвибірка (Pooling). Архітектури CNN: LeNet-5, AlexNet, VGG-16/19, GoogLeNet (Inception), ResNet (skip connections). Техніки глибокого навчання: BatchNorm, Dropout, Data Augmentation. Застосування CNN до розпізнавання зображень, обличь, жестів.

Лабораторне заняття (2 год.) та СРС (10 год.)

Лабораторна: Побудова CNN на Keras для розпізнавання об'єктів на CIFAR-10. Реалізація LeNet-подібної архітектури. Аугментація даних (rotation, flip, zoom). Порівняння якості CNN та MLP на тому ж наборі даних.

СРС: Опрацювання: Шаховська Н. Б., Маринич Т. В. «Нейронні мережі та глибоке навчання» (2023) — розділи «CNN» і «Архітектури ResNet»; підготовка аналітичної записки «Еволюція архітектур CNN від LeNet до ResNet: ключові інновації та вплив на точність розпізнавання».

МОДУЛЬ 3 · ТЕМА 3.3

Transfer Learning та сучасні підходи

Лекційний матеріал (4 год.)

Transfer Learning: концепція, домен і завдання. Fine-tuning: повне та часткове. Feature extraction з попередньо навчених моделей (ImageNet). Популярні моделі: MobileNetV3, EfficientNetB0, ResNet50. Vision Transformer (ViT): self-attention, патчева токенізація, порівняння з CNN. Аугментація даних: методи та бібліотеки (Albumentations). Generative Adversarial Networks (GAN) для аугментації навчальних вибірок. Практичні аспекти: batch size, learning rate scheduling, early stopping. Розгортання моделей: ONNX, TFLite, FastAPI.

Ключові питання

- Принцип Transfer Learning та умови його ефективного застосування
- Порівняння повного та часткового fine-tuning
- Механізм self-attention у Vision Transformer
- Методи аугментації даних для підвищення узагальнення
- Розгортання навчених моделей у виробничих системах

Лабораторне заняття (3 год.)

Завдання 1. Застосування Transfer Learning: завантаження MobileNetV2, навченого на ImageNet. Fine-tuning на власному датасеті (наприклад, розпізнавання типів деталей або дорожніх знаків). Порівняння точності: навчання з нуля проти Transfer Learning.

Завдання 2. Захист міні-проекту: самостійно зібраний або відкритий датасет, побудований пайплайн передобробки та класифікації, звіт із метриками якості та висновками щодо обраних методів.

Самостійна робота (10 год.)

- Опрацювання: Шаховська Н. Б., Маринич Т. В. «Нейронні мережі та глибоке навчання» (2023) — розділ «Transfer Learning та ViT»
- Підготовка реферату: «Vision Transformer: принципи роботи та порівняння з CNN у задачах розпізнавання зображень»
- Аналіз сучасних відкритих наборів даних (ImageNet, COCO, Open Images) та їх ролі у розвитку методів розпізнавання образів

Очікуваний результат: студент вміє застосовувати Transfer Learning, обирати та налаштовувати попередньо навчені моделі, реалізовувати повний пайплайн системи розпізнавання.

Розподіл навчального часу — 90 годин

Модуль	Тема	Лекції (год.)	Лаборат. (год.)	СРС (год.)
Модуль 1	Тема 1.1 — Вступ до РО	2	1	5
	Тема 1.2 — Статистичні методи	4	2	10
	Тема 1.3 — Екстракція ознак (PCA, LDA)	4	1	10
	Тема 1.4 — Метричні методи (k-NN)	4	1	10
Модуль 2	Тема 2.1 — SVM та ядрові методи	4	1	10
	Тема 2.2 — Дерева рішень та ансамблі	4	1	10
	Тема 2.3 — Кластеризація	4	1	5
	Тема 2.4 — Оцінювання моделей	4	1	5
Модуль 3	Тема 3.1 — MLP та Backpropagation	4	2	10
	Тема 3.2 — Згорткові мережі (CNN)	4	2	10
	Тема 3.3 — Transfer Learning та ViT	4	2	10
Разом	**11 тем, 3 модулі**	**30**	**15**	**45**

Загальний обсяг: 90 годин = 3 кредити ЄКТС. Розподіл є орієнтовним і може коригуватися відповідно до специфіки навчального процесу.

Структура навчального часу

Коментар до розподілу

Загальний обсяг — **90 годин (3 кредити ЄКТС)** — розподілено між трьома формами роботи для забезпечення балансу між теорією, практичними навичками програмування та самостійним дослідженням.

Лекції — 30 год. (33%)

Системне подання теоретичного матеріалу: математичні основи методів, алгоритми класифікації та кластеризації, архітектури нейронних мереж, аналіз переваг і обмежень підходів.

Лабораторні — 15 год. (17%)

Практична реалізація методів на Python (scikit-learn, TensorFlow/Keras, PyTorch). Аналіз реальних наборів даних, побудова та оцінювання класифікаторів, захист міні-проектів.

Самостійна робота — 45 год. (50%)

Поглиблене вивчення методів, підготовка рефератів і аналітичних записок, опрацювання наукової літератури та документації бібліотек. СРС становить **50% обсягу дисципліни**.

Самостійна робота студентів — Детальний опис

Опрацювання літератури

Поглиблене вивчення теоретичного матеріалу за навчальними посібниками та монографіями (Шаховська, Бодянський, Теленик, Кравченко та ін.), науковими статтями у фахових виданнях. Студент конспектує ключові алгоритми, аналізує математичні викладки та порівнює підходи різних авторів.

Індивідуальні завдання

Виконання аналітичних завдань (порівняльний аналіз методів, характеристика архітектур, теоретичний аналіз алгоритмів); підготовка рефератів, аналітичних записок та міні-досліджень з актуальних питань розпізнавання образів і глибокого навчання.

Робота з інформаційними ресурсами

Опрацювання документації бібліотек scikit-learn, TensorFlow, PyTorch; використання відкритих датасетів (Kaggle, UCI ML Repository, Hugging Face); ознайомлення з науковими публікаціями на arXiv; перегляд матеріалів Національної бібліотеки України (**nbuv.gov.ua**).

Підготовка до занять

Підготовка до лабораторних занять (повторення теорії, підготовка коду); підготовка до тестувань (ключові алгоритми, формули, метрики); підготовка до контрольних модульних робіт (систематизація знань, розбір типових задач).

Форми контролю знань

1	2	3
Поточний контроль	Проміжний контроль	Підсумковий контроль
Завдання: аналітичні та тестові вправи за темами змістовного модуля. Оцінюються регулярність виконання завдань, якість звітів з лабораторних робіт і рівень засвоєння матеріалу. Поточний контроль формує накопичувальну оцінку протягом семестру. Проводиться після кожної теми у формі тестування (10–15 питань) або захисту лабораторної роботи.	Самостійна робота або модульна контрольна — комплексне завдання, що охоплює теми змістовного модуля (теоретичні питання, реалізація алгоритму, аналіз результатів класифікації). Оцінюються повнота відповіді, коректність коду та обґрунтованість висновків. Проводиться після завершення кожного змістовного модуля.	Залік відповідно до навчального плану. Форма проведення — тестування та захист підсумкового проекту (побудова системи розпізнавання за вибором студента). Підсумкова оцінка враховує результати поточного, проміжного та підсумкового контролю відповідно до встановленої шкали: **100-бальна система** з переведенням у національну шкалу та ЄКТС (A, B, C, D, E, FX, F).

Методи викладання

Викладання дисципліни «Розпізнавання образів» поєднує класичні академічні та практично-орієнтовані методи, що забезпечує формування як теоретичних знань з математичних основ і алгоритмів, так і практичних навичок реалізації систем розпізнавання, необхідних для майбутньої profesійної діяльності у сфері комп'ютерної інженерії та штучного інтелекту.

Лекції

Системне подання теоретичного матеріалу з математичними викладками, схемами алгоритмів, наочними прикладами та демонстрацією роботи методів на реальних даних.

Лабораторні роботи

Практична реалізація алгоритмів на Python з використанням scikit-learn, TensorFlow та PyTorch; робота з реальними наборами даних; аналіз та інтерпретація результатів.

Кейс-стади

Аналіз реальних прикладних систем розпізнавання: виявлення помилок, порівняння підходів та обґрунтування вибору методу на основі характеристик задачі та набору даних.

Дискусії

Обговорення актуальних питань галузі: порівняння методів класичного ML і глибокого навчання, етичні аспекти систем розпізнавання облич, тенденції розвитку ШІ.

Міні-проекти

Розробка власної системи розпізнавання образів від постановки задачі до оцінювання результатів; розвиток навичок самостійного дослідження та презентації результатів.

Робота з науковою літературою

Опрацювання фахових статей, навчальних посібників і документації; формування навичок аналізу наукових публікацій та критичного оцінювання запропонованих методів.

Рекомендована література — Підручники та посібники (2022–2024 рр.)

1. Шаховська Н. Б., Маринич Т. В.
Нейронні мережі та глибоке навчання: навч. посіб. — Львів : Видавництво Львівської політехніки, 2023. — 320 с.

2. Бодянський Є. В., Руденко О. Г.
Штучні нейронні мережі та методи машинного навчання: навч. посіб. — Харків : ХНУРЕ, 2023. — 356 с.

3. Теленик С. Ф., Роліченко О. Г.
Теорія розпізнавання образів та класифікації: навч. посіб. — Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2023. — 284 с.

4. Кравченко В. І., Перлик В. А.
Методи та засоби обробки зображень у задачах розпізнавання: монографія. — Харків : НТМТ, 2023. — 248 с.

5. Дем'яненко В. В.
Методи та алгоритми машинного навчання: навч. посіб. — Запоріжжя : ЗНУ, 2022. — 268 с.

6. Висоцька В. А., Чирун Л. В.
Інтелектуальний аналіз даних та машинне навчання: навч. посіб. — Львів : Видавництво Львівської політехніки, 2023. — 304 с.

7. Романюк О. Н., Мельник І. В.
Комп'ютерний зір та обробка зображень: навч. посіб. — Вінниця : ВНТУ, 2022. — 236 с.

8. Гречко А. В., Сопронюк О. Л.
Глибоке навчання та нейронні архітектури для комп'ютерної інженерії: навч. посіб. — Київ : Академвидав, 2024. — 312 с.

Додаткова література та наукові статті

9. Довбиш А. С., Шелехов І. В.

Основи теорії розпізнавання образів: навч. посіб. у 2 ч. — Суми : СумДУ, 2022 (вид. 2-ге, доповн.). — Ч. 1. — 124 с. *Рекомендується для тем 1.1–1.2 (вступ та статистичні методи).*

10. Корнієнко Б. Я., Лахно В. А.

Методи штучного інтелекту в комп'ютерних системах: навч. посіб. — Київ : Видавничий дім «Кондор», 2023. — 278 с. *Рекомендується для тем 2.1–2.4 (методи машинного навчання).*

11. Марченко О. О., Самсонов В. В.

Згорткові нейронні мережі та їх застосування у задачах розпізнавання зображень. Вісник Київського університету. Серія: Фізико-математичні науки. — 2023. — № 1. — С. 45–58. *Рекомендується для теми 3.2.*

12. Єгорченков О. В., Голуб С. В.

Методи Transfer Learning для розпізнавання образів із малою кількістю навчальних прикладів. Штучний інтелект. — 2023. — № 2. — С. 12–24. *Рекомендується для теми 3.3.*

Нормативно-правова база

- Конституція України

  Прийнята 28 червня 1996 р. Основний Закон держави. **zakon.rada.gov.ua**

- Закон «Про освіту» від 05.09.2017 № 2145-VIII

  Визначає засади освітньої діяльності в Україні, стандарти підготовки бакалаврів. **zakon.rada.gov.ua**

- Закон «Про вищу освіту» від 01.07.2014 № 1556-VII (зі змінами)

  Регулює організацію освітнього процесу у ЗВО, кредитну систему ЄКТС. **zakon.rada.gov.ua**

- Стандарт вищої освіти за спеціальністю 123 «Комп'ютерна інженерія» (бакалавр), МОН України

  Визначає компетентності та результати навчання для ОС Бакалавр. **mon.gov.ua**

- Закон «Про авторське право і суміжні права» від 01.12.2022 № 2811-IX

  Регулює питання використання програмного забезпечення, наборів даних та навчених моделей у освітній і науковій діяльності. **zakon.rada.gov.ua**

Офіційні ресурси та фахові видання

Міністерство освіти і науки України

mon.gov.ua — освітні стандарти, навчальні програми, методичні матеріали зі спеціальності 123.

Національна бібліотека України ім. В. І. Вернадського

nbuv.gov.ua — електронні ресурси, наукові статті та монографії з комп'ютерних наук та штучного інтелекту.

Верховна Рада України

zakon.rada.gov.ua — нормативно-правова база у сфері освіти, IT та захисту даних.

Kaggle — платформа наборів даних

kaggle.com — відкриті набори даних для практичних завдань з розпізнавання образів, змагання з машинного навчання.

Журнал «Штучний інтелект»

Фахове наукове видання НАН України з проблем теорії та застосувань штучного інтелекту, машинного навчання і розпізнавання образів.

Вісник НТУУ «КПІ» — Інформатика, управління та обчислювальна техніка

Фахове видання з питань комп'ютерних наук, інтелектуальних систем та обробки даних.

Hugging Face

huggingface.co — попередньо навчені моделі для Transfer Learning, датасети, документація трансформерних архітектур.

Papers with Code

paperswithcode.com — актуальні наукові статті з реалізаціями, бенчмарки State-of-the-Art методів розпізнавання образів.

Зв'язок дисципліни зі спеціальністю 123 «Комп'ютерна інженерія»

Чому «Розпізнавання образів» для інженерів?

Дисципліна «Розпізнавання образів» є невід'ємною складовою підготовки бакалаврів зі спеціальністю 123 «Комп'ютерна інженерія». Методи розпізнавання образів лежать в основі більшості сучасних систем штучного інтелекту: від автономних транспортних засобів і медичної діагностики до систем кібербезпеки та промислової автоматизації.

Сучасний інженер у сфері комп'ютерних технологій неодмінно стикається із задачами класифікації, детекції та сегментації даних. Опанування цих методів є конкурентною перевагою на ринку праці та основою для подальшого вивчення дисциплін з ШІ та комп'ютерного зору.

Практичне значення для майбутньої кар'єри

- Розробка систем технічного зору для вбудованих і мобільних платформ (IoT, Edge AI)
- Застосування методів ML/DL у задачах кібербезпеки та виявлення аномалій
- Розробка та оптимізація алгоритмів обробки зображень у медичних та промислових додатках
- Використання Transfer Learning для швидкого прототипування систем розпізнавання
- Розгортання навчених моделей на реальному обладнанні (NVIDIA Jetson, Raspberry Pi)
- Участь у дослідницьких проектах і командах R&D у сфері комп'ютерного зору та ШІ

Ключові компетентності курсу — Підсумок

Курс охоплює повний спектр методів розпізнавання образів — від класичних статистичних підходів до сучасних архітектур глибокого навчання — та формує у студентів здатність проектувати, реалізовувати й оцінювати системи розпізнавання для практичних задач комп'ютерної інженерії.

Бажаємо успіхів у вивченні дисципліни «Розпізнавання образів»!

90

Годин

Загальний обсяг дисципліни

3

Кредити ЄКТС

Відповідно до стандарту

11

Тем

У 3 змістовних модулях

8

Джерел

Рекомендованої літератури 2022–2024 рр.

> «Розпізнавання образів — це мистецтво навчити машину бачити світ очима людини.»

Спеціальність 123 · Комп'ютерна інженерія · Бакалавр · 3 кредити ЄКТС