



Інтелектуальний аналіз даних і прийняття рішень

Робоча програма навчальної дисципліни (Силабус)

Реквізити навчальної дисципліни

Рівень вищої освіти	<i>Другий (магістерський)</i>
Галузь знань	12 Інформаційні технології
Спеціальність	124 «Системний аналіз»
Освітня програма	«Системний аналіз і управління»
Статус дисципліни	Нормативна
Форма навчання	очна(денна)
Рік підготовки, семестр	1 курс, осінній семестр
Обсяг дисципліни	4 кредити/ 120 годин (36 годин лекції, 18 годин лабораторні, 66 годин СРС)
Семестровий контроль/ контрольні заходи	залік / МКР
Розклад занять	Згідно з розкладом http://rozklad.kpi.ua/
Мова викладання	Українська
Інформація про керівника курсу / викладачів	Лектор: професор, д.т.н., доц. Недашківська Надія Іванівна, nedashkovskaya.nadezhda@ill.kpi.ua , n.nedashkivska@gmail.com Лабораторні: професор, д.т.н., доц. Недашківська Надія Іванівна, nedashkovskaya.nadezhda@ill.kpi.ua , n.nedashkivska@gmail.com
Розміщення курсу	Платформа дистанційного навчання «Сікорський», Googleclassroom, код курсу ucavjcl

Програма навчальної дисципліни

1. Опис навчальної дисципліни, її мета, предмет вивчення та результати навчання

Метою навчальної дисципліни є формування у студентів здатностей:

- застосовувати сучасні моделі, методи і алгоритми інтелектуального аналізу даних (ІАД), штучного інтелекту, глибокі нейронні мережі прямого розповсюдження сигналу, глибокі згорткові нейронні мережі, методи регуляризації;
- розробляти моделі ІАД для розв'язання практичних задач прогнозування та прийняття рішень; проектувати архітектури глибоких нейронних мереж прямого розповсюдження сигналу, згорткових нейронних мереж, навчати глибокі моделі; оцінювати якість прогнозів;
- будувати ієрархічні моделі складних систем і процесів, які інтегрують статистичні дані та оцінки експертів; розробляти та застосовувати методи і алгоритми аналізу ієрархій для прогнозування розвитку складних систем і процесів різної природи, для прийняття рішень в умовах конфлікту, нечіткої інформації, невизначеності та ризиків;
- розробляти інтелектуальні системи на основі аналітичних ієрархій для підтримки прийняття рішень з урахуванням слабо структурованих даних.

Вивчення навчальної дисципліни націлено на формування, розвиток та закріплення у здобувачів таких **загальних і фахових компетентностей**:

ЗК 01 Здатність до абстрактного мислення, аналізу та синтезу

ЗК 03 Здатність до пошуку, оброблення та аналізу інформації з різних джерел

ЗК 04 Здатність спілкуватися з представниками інших професійних груп різного рівня (з експертами з інших галузей знань/видів економічної діяльності)

ФК 01 Здатність інтегрувати знання та здійснювати системні дослідження, застосовувати методи математичного та інформаційного моделювання складних систем та процесів різної природи

ФК 03 Здатність розробляти системи підтримки прийняття рішень та рекомендаційні системи

ФК 04 Здатність оцінювати ризики, розробляти алгоритми управління ризиками в складних системах різної природи

ФК 05 Здатність моделювати, прогнозувати та проектувати складні системи і процеси на основі методів та інструментальних засобів системного аналізу

ФК 06 Здатність застосовувати теорію і методи Data Science для здійснення інтелектуального аналізу даних з метою виявлення нових властивостей та генерації нових знань про складні системи.

Внаслідок вивчення курсу здобувач повинен бути здатний продемонструвати такі **програмні результати навчання ОПП:**

ПРН 02 Будувати та досліджувати моделі складних систем і процесів застосовуючи методи системного аналізу, математичного, комп'ютерного та інформаційного моделювання

ПРН 04 Розробляти та застосовувати методи, алгоритми та інструменти прогнозування розвитку складних систем і процесів різної природи

ПРН 06 Застосовувати методи машинного навчання та інтелектуального аналізу даних, математичний апарат нечіткої логіки, теорії ігор та розподіленого штучного інтелекту для розв'язання складних задач системного аналізу

ПРН 07 Розробляти інтелектуальні системи в умовах слабо структурованих даних різної природи

ПРН 09 Розробляти та застосовувати моделі, методи та алгоритми прийняття рішень в умовах конфлікту, нечіткої інформації, невизначеності та ризиків

ПРН 12 Знати законодавчі акти щодо забезпечення захисту інтелектуальної власності, вимоги до дотримання установлених вимог при оформленні заявок з патентів на винаходи; дотримуватися академічної доброчесності

ЗНАННЯ:

моделей, методів і алгоритмів інтелектуального аналізу даних і машинного навчання, таких як дерева прийняття рішень, опорні вектори, ансамблі моделей, технологій оцінки якості моделей ІАД і налаштування їх гіперпараметрів; основ теорії нечітких множин і нечіткої логіки; моделей навчання на основі коригування помилок, пам'яті, конкурентного, Хебба, Больцмана; теорії нейронних мереж прямого розповсюдження сигналу, згорткових нейронних мереж; технологій проектування архітектури глибоких нейронних мереж, скритих і вихідних шарів нейронної мережі; знання проблем оптимізації нейронних мереж: погана обумовленість, локальні мінімуми, плато, довгострокові залежності та інші; алгоритмів навчання градієнтними методами: стохастичного градієнтного спуску, з адаптивною швидкістю навчання: AdaGrad, Adadelta, RMSProp, Adam, пакетних і міні-пакетних алгоритмів, алгоритму зворотного

розповсюдження помилки, методів другого порядку для навчання моделей; проблеми вибору швидкості навчання; методів ініціалізації ваг: Ksavъe і Хе; методу нормалізації за міні-батчами; дропауту; засобів регуляризації глибоких моделей; операцій згортки і субдискретизації, ефективних алгоритмів згортки; глибоких моделей CNN; знання базових засобів open-source бібліотек scikit-learn, matplotlib, TensorFlow і Keras Python; різних методів побудови рекомендаційних систем; основ методу аналізу ієрархій для інтегрування знань, математичного та інформаційного моделювання складних систем та процесів різної природи в умовах конфлікту, нечіткої інформації, невизначеностей, для системної підтримки прийняття рішень, оцінювання ризиків.

уміння:

застосовувати сучасні моделі, методи і алгоритми інтелектуального аналізу даних і машинного навчання, глибокі нейронні мережі прямого розповсюдження сигналу, глибокі згорткові нейронні мережі, методи регуляризації; розв'язувати задачі класифікації, прогнозування та прийняття рішень на основі моделей, методів і алгоритмів інтелектуального аналізу даних і машинного навчання, нейронних мереж вказаних вище класів; розробляти моделі ІАД для практичних задач класифікації, прогнозування та прийняття рішень; проектувати архітектуру глибоких нейронних мереж прямого розповсюдження сигналу, згорткових нейронних мереж, навчати їх, оцінювати якість їх роботи, використовуючи програмне забезпечення TensorFlow і Keras Python; застосовувати математичні методи нечітких множин і нечіткої логіки для системного аналізу; будувати та досліджувати ієрархічні моделі складних систем і процесів, які інтегрують статистичні дані та оцінки експертів; розробляти та застосовувати методи, алгоритми аналізу ієрархій для прогнозування розвитку складних систем і процесів різної природи; розробляти інтелектуальні системи на основі ієрархічних моделей для підтримки прийняття рішень з урахуванням слабо структурованих даних різної природи; розробляти та застосовувати моделі, методи та алгоритми аналізу ієрархій для прийняття рішень в умовах конфлікту, нечіткої інформації, невизначеності та ризиків

досвід:

теоретичний та практичний досвід аналізу і обробки даних у різних форматах з метою підтримки прийняття рішень, побудови прогнозів, використання програмного забезпечення scikit-learn, matplotlib, TensorFlow і Keras Python для інтелектуального аналізу даних та машинного навчання в практичній роботі, проектування модулів інформаційних систем з використанням наведених вище моделей та методів.

2. Пререквізити та постреквізити дисципліни (місце в структурно-логічній схемі навчання за відповідною освітньою програмою)

При вивченні дисципліни використовуються знання дисциплін «Математичний аналіз», «Теорія ймовірностей», «Дискретна математика (розділ «Теорія графів»)», «Алгебра і геометрія», «Програмування та алгоритмічні мови», «Алгоритми та структури даних», «Математична логіка», «Об'єктно-орієнтоване програмування», «Іноземна мова», «Методи оптимізації», «Функціональний аналіз», «Теорія прийняття рішень».

Знання, набуті при вивченні цієї дисципліни, використовуються при опануванні дисципліни «Інтелектуальний аналіз великих сховищ даних», під час виконання магістерської дисертації, у практичній самостійній роботі випускника в галузі інтелектуального аналізу даних під час аналізу великих і надвеликих баз даних та масивів тексту, при побудові прогнозів на основі статистичних даних та оцінок експертів, при розробці систем і методів підтримки прийняття рішень, корпоративних інформаційно-аналітичних систем в державних і приватних управлінських структурах.

3. Зміст навчальної дисципліни

Розділ 1. Задачі інтелектуального аналізу даних (ІАД) та машинного навчання (МН). Інтелектуальні системи прийняття рішень

Тема 1. Загальні відомості про ІАД. Досвід в задачах МН: задачі навчання з вчителем – *supervised learning* і без вчителя – *unsupervised learning*. Класифікація, регресія, машинний переклад, пошук асоціативних правил, структурний вивід, синтез і вибірка, оцінка функції ймовірності або функції щільності ймовірності, кластеризація, сегментація. Огляд методів ІАД та машинного навчання. Інтелектуальні системи прийняття рішень.

Тема 2. Оцінка моделей і налаштування гіперпараметрів. Перехресна перевірка (*cross-validation, CV*). Поняття перенавчання (*overfitting*) моделі МН та регуляризації моделі. Компроміс між систематичною помилкою і дисперсією моделі. Порівняння алгоритмів. Вибір гіперпараметрів моделі методами решітчастого *Grid Search CV* та рандомізованого пошуку *Random Search CV*.

Тема 3. Байєсівський підхід та підхід максимальної правдоподібності до оцінювання якості моделі.

Тема 4. Моделі навчання: на основі коригування помилок, пам'яті, конкурентного, Хебба, Больцмана.

Розділ 2. Методи та алгоритми класифікації

Тема 1. Побудова математичних функцій класифікації. Метод опорних векторів (*support vector machine, SVM*): лінійний та нелінійні випадки. Реалізація методу в *scikit-learn python*. Функція ядра, властивості, типи ядер. Переваги і недоліки методу опорних векторів.

Тема 2. Дерева рішень *Decision Trees*. Алгоритм розбиття, його властивості. Критерії вибору змінної розбиття: ентропійний, Джині. Алгоритми *ID3, C4.5* вибору змінної розбиття, їх властивості. Міри ефективності дерев рішень. Проблема зупинки побудови дерева. Дерева рішень в *scikit-learn python*. Алгоритм розбиття *CART* для класифікації та регресії. Регуляризація дерев рішень в *scikit-learn python*. Переваги і недоліки дерев рішень. Алгоритм покриття. *1-R* алгоритм класифікації.

Тема 3. Оцінювання якості моделей класифікації. Матриця неточностей (*confusion matrix*), метрики *accuracy, precision, recall, specificity, F1-score* для вибору моделі. Криві *ROC-curve, PR-curve*. Вибір моделі на прикладі задачі класифікації ірисів Фішера. Проблема незбалансованих класів.

Тема 4. Байєсівський підхід до класифікації. Оптимальний байєсівський класифікатор. Оцінювання апіорних імовірностей та функцій правдоподібності за вибіркою. Наївний байєсівський класифікатор. Реалізація алгоритму *Naïve Bayes* в *scikit-learn python*.

Розділ 3. Ансамблі моделей ІАД

Тема 1. Види ансамблів. Беггінг. Композиції дерев рішень та випадковий ліс *Random Forest*. Реалізація в *scikit-learn python*: алгоритми *BaggingClassifier, BaggingRegressor, RandomForestClassifier, RandomForestRegressor, ExtraTreesClassifier, ExtraTreesRegressor*. Методи випадкових ділянок (*random patches method*) і випадкових підпросторів (*random subspaces method*). Переваги і недоліки випадкового лісу. Класифікатор з жорстким і м'яким голосуванням. Реалізація в *scikit-learn python*: *VotingClassifier, VotingRegressor*.

Тема 2. Бустинг. Методи *AdaBoost* та градієнтний бустинг. Реалізація в *scikit-learn python*: алгоритми *AdaBoostClassifier, AdaBoostRegressor, GradientBoostingClassifier, GradientBoostingRegressor*. Зміст параметрів. Переваги і недоліки бустингу. Стекінг. Реалізація в *scikit-learn python*: *StackingClassifier, StackingRegressor*.

Розділ 4. Глибокі нейронні мережі прямого розповсюдження сигналу

Тема 1. Вступ до штучних нейронних мереж. Модель нейрона МакКаллока і Пітса. Перцептрон Розенблатта. Функції активації в сучасних моделях глибоких нейронних мереж.

Тема 2. Навчання градієнтними методами: найшвидшого спуску, стохастичного градієнтного спуску. Пакетний і міні-пакетний алгоритми. Метод LMS мінімізації середньоквадратичної помилки.

Тема 3. Алгоритм зворотного розповсюдження помилки (*back propagation*).

Тема 4. Проектування архітектури нейронної мережі. Функції втрат для класифікації. Скриті і вихідні шари нейронної мережі. Властивості універсальної апроксимації і глибина мережі.

Тема 5. Реалізація глибокої нейронної мережі прямого розповсюдження сигналу з нуля в *python* засобами *NumPy*.

Розділ 5. Механіка TensorFlow

Тема 1. Вступ до TensorFlow. Робота в TensorFlow v.1.

Тема 2. Створення тензорів і робота з ними. Побудова вхідних конвеєрів з використанням *tf.data: API TensorFlow Dataset*.

Тема 3. Побудова, навчання та оцінювання якості моделей нейронних мереж. API-інтерфейс TensorFlow Keras.

Класифікація зображень MNIST моделями глибоких нейронних мереж прямого розповсюдження сигналу в TensorFlow.

Тема 4. Граф обчислень і диференціювання на ньому. Управління графами обчислень в TensorFlow v.2. Декорування функцій для компіляції графів. Робота з оцінниками (*estimators*) TensorFlow.

Побудова складних моделей нейронних мереж з використанням класу *Model* та функціонального API-інтерфейсу бібліотеки Keras.

Розділ 6. Оптимізація в навчанні глибоких моделей

Тема 1. Проблеми оптимізації нейронних мереж: погана обумовленість, локальні мінімуми, плато, довгострокові залежності та інші. Методи ініціалізації ваг: *Ksavye* і *Xe*. Нормалізація за міні-батчами.

Тема 2. Градієнтні методи з адаптивною швидкістю навчання: *AdaGrad*, *Adadelta*, *RMSProp*, *Adam*. Вибір алгоритму оптимізації. Реалізація в TensorFlow.

Тема 3. Методи другого порядку: *Ньютона*, *Гауса-Ньютона*, *спряжених градієнтів*, *квазіньютонівські* (зокрема *LBFGS*).

Тема 4. Стратегії оптимізації і метаалгоритми: нормування на основі міні-батчів, покоординатний спуск, усереднення *Поляка*. Проектування моделей з урахуванням простоти оптимізації.

Розділ 7. Регуляризація глибоких моделей

Тема 1. Штрафи за нормою параметрів. Робастність відносно шуму.

Тема 2. Регуляризовані моделі: *гребнева регресія*, *лассо-регресія*. Рання зупинка.

Тема 3. Зв'язування і розділення параметрів. Розріджені представлення. Проріджування (*дропаут*).

Розділ 8. Згорткові нейронні мережі

Тема 1. Поняття згорткової нейронної мережі. Операції згортки і субдискретизації, їх властивості.

Тема 2. Ефективні алгоритми згортки. Робота з множинними входами і кольоровими каналами. Навчання згорткової нейронної мережі.

Тема 3. Класифікація кольорових зображень згортковими нейронними мережами засобами *python*.

Тема 4. Глибокі моделі згорткових мереж: LeNet, AlexNet, GoogleNet, VGG. Залишкове навчання, архітектура ResNet. Технологія передачі знань (Transfer learning).

Розділ 9. Рекурентні нейронні мережі

Тема 1. Основи рекурентних нейронних мереж.

Тема 2. Навчання рекурентних нейронних мереж LSTM і GRU для прогнозування нестационарного часового ряду.

Тема 3. Побудова і навчання автокодувальників, використовуючи TensorFlow Python.

Тема 4. Інтервальне прогнозування часових рядів за допомогою рекурентних нейронних мереж LSTM / GRU типу "кодувальник - декодувальник" Encoder-Decoder та гібридних моделей рекурентних та згорткових мереж: LSTM / GRU - Conv1D, ConvLSTM2D.

Розділ 10. Методи аналізу ієрархій для підтримки прийняття рішень

Тема 1. Ієрархічні моделі підтримки прийняття рішень (ППР). Слабо структуровані задачі багатокритеріального вибору та оцінювання альтернатив рішень, розподілу ресурсів, рейтингування, оцінювання ризиків, вибору методу прогнозування.

Тема 2. Метод парних порівнянь оцінювання ієрархій ППР з використанням оцінок експертів. Методи розрахунку локальних ваг елементів ієрархії ППР: EM, RGMM, AN, оптимізаційні моделі.

Тема 3. Методи оцінювання і підвищення узгодженості експертних оцінок парних порівнянь.

Тема 4. Методи розрахунку глобальних ваг елементів ієрархічної моделі ППР. Методи агрегування ваг.

Тема 5. Вибір моделі ІАД і машинного навчання методом аналізу ієрархій.

Розділ 11. Нечіткі методи розв'язання слабо структурованих задач на основі ієрархічної моделі ППР

Тема 1. Основи теорії нечітких множин, нечіткої логіки та нечіткого математичного програмування. Загальний підхід до обробки нечітких експертних оцінок парних порівнянь.

Тема 2. Методи розрахунку локальних ваг елементів ієрархічної моделі ППР з використанням нечітких оцінок експертів: FPP, GPM та інші.

Тема 3. Методи агрегування нечітких локальних ваг елементів ієрархічної моделі ППР. Нормування нечітких ваг. Ранжування нечітких ваг.

Тема 4. Метод BOCR аналізу доходів, витрат, можливостей та ризиків на основі ієрархій ППР.

Розділ 12. Методи побудови рекомендаційних систем

Напрямки розвитку та перспективи подальших досліджень в області ІАД, машинного навчання та підтримки прийняття рішень. Невирішені проблеми.

4. Навчальні матеріали та ресурси

Базова

1. Недашківська Н.І. Дистанційний курс «Інтелектуальний аналіз даних і прийняття рішень» для здобувачів другого (магістерського) рівня вищої освіти за освітньою програмою «Системний аналіз і управління» розміщений на платформі дистанційного навчання «Сікорський» за посиланням <https://classroom.google.com/c/NjlyMjYyODc3ODUx?cjc=ucavjcl> (Сертифікат затверджено Методичною радою КПІ ім. Ігоря Сікорського, протокол № 4 від 01.02.2024 р.)

2. Недашківська Н.І. Методичні вказівки до виконання лабораторних робіт з навчальної дисципліни «Інтелектуальний аналіз даних і прийняття рішень», магістр професійний, освітня програма «Системний аналіз і управління», 2023. <https://classroom.google.com/c/NjlyMjYyODc3ODUx?cjc=ucavicl>
3. Недашківська Н.І. Інтелектуальний аналіз даних : Практикум [Електронний ресурс] : навч. посіб. для студ. спеціальності 124 «Системний аналіз», освітніх програм «Системний аналіз і управління», «Системний аналіз фінансового ринку»/ Н. І. Недашківська; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Електронні текстові дані (1 файл: 6 Мбайт). – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2021. – 105 с. <https://ela.kpi.ua/handle/123456789/53763>
4. Aurelien Geron. Hands-On ML with Scikit-Learn, Keras & TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems, 2020. <https://github.com/Akramz/Hands-on-Machine-Learning-with-Scikit-Learn-Keras-and-TensorFlow?tab=readme-ov-file>
5. Недашківська Н.І. Методологія та інструментарій підтримки прийняття рішень на основі ієрархічних та мережевих моделей : дис. ... д-ра техн. наук. : 01.05.04 – системний аналіз і теорія оптимальних рішень / Недашківська Надія Іванівна. – Київ, 2018. – 407 с. <https://ela.kpi.ua/handle/123456789/25119>

Додаткова література

6. Jake VanderPlas. Python Data Science Handbook. Essential Tools for Working with Data. O'Reilly Media Inc., 2017. 576 p. <https://jakevdp.github.io/PythonDataScienceHandbook/>
7. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, Aaron Courville. Deep Learning. The MIT Press Cambridge, Massachusetts London, England, 2017. <https://www.deeplearningbook.org/>
8. Sebastian Raschka, Vahid Mirjalili. Python Machine Learning. Third Edition. Machine Learning and Deep Learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow 2. Packt Publishing, 2019. <https://github.com/rasbt/python-machine-learning-book-3rd-edition>
9. Панкратова Н.Д., Недашківська Н.І. Моделі і методи аналізу ієрархій: Теорія. Застосування: Навчальний посібник. – К: ІВЦ «Видавництво «Політехніка», 2010. – 372 с. В бібліотеці НТУУ «КПІ ім.Ігоря Сікорського» <https://drive.google.com/drive/u/0/folders/0BzSaMxusr24HQmxCbUc3dVdJN00?resourcekey=0-0OJLdHmcPqzZTWEjICfHA>
10. Scikit-Learn Documentation. Режим доступу: <https://scikit-learn.org/>, 2024.
11. TensorFlow Documentation. Режим доступу: <https://www.tensorflow.org>, 2024.
12. Keras Documentation. Режим доступу: <https://keras.io>, 2024.
13. Nedashkovskaya N.I. Estimation of the Accuracy of Methods for Calculating Interval Weight Vectors based on Interval Multiplicative Preference Relations. 2022 IEEE 3rd International Conference on System Analysis & Intelligent Computing (SAIC), що входить до наукометричних баз SCOPUS та ін., <https://ieeexplore.ieee.org/document/9922977>
14. Nedashkovskaya N.I. Comparison Analysis of Prioritization Quality Criteria using Paired Comparison Method of Prioritization. 2022 IEEE 3rd International Conference on System Analysis & Intelligent Computing (SAIC), що входить до наукометричних баз SCOPUS та ін., <https://ieeexplore.ieee.org/document/9923027>
15. Nedashkovskaya N. I. Method for weights calculation based on interval multiplicative pairwise comparison matrix in decision-making models // Radio Electronics, Computer Science, Control. 2022. No 3, p. 155 –167, <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2022-3-15>, що входить до наукометричних баз Web of Science та ін. <http://ric.zntu.edu.ua/article/view/265892>

16. Недашківська Н.І., Сапельніков О.О. Порівняльний аналіз моделей глибоких нейронних мереж для прогнозування діагнозу COVID-19 // KPI Science News, 2021, №3, с. 46 – 56, <http://scinews.kpi.ua/article/view/251462/249863>
17. Недашківська Н.І. Оцінювання чутливості результатів задачі управління ланцюгами поставок на основі ієрархічної та мережевої моделей підтримки прийняття рішень. KPI Science News, 2020, No4, с.26 – 34. <http://scinews.kpi.ua/article/view/226981>
18. Недашківська Н.І. Управління ланцюгами поставок на основі ієрархічної моделі підтримки прийняття рішень. KPI Science News, 2019, No4, с.24 – 34. <http://scinews.kpi.ua/article/view/180735>

Використовується сучасне комп'ютерне та мультимедійне обладнання, платформа дистанційного навчання «Сікорський».

Для виконання практичних робіт використовується open-source програмне забезпечення Python (<https://www.python.org/>), Scikit-Learn 1.2.1 – open source, commercially usable – BSD license (<https://scikit-learn.org/>), TensorFlow v.2.11.0 – Apache-2.0 license (<https://www.tensorflow.org>), Keras – Apache-2.0 license (<https://keras.io>)

Навчальний контент

5. Методика опанування навчальної дисципліни (освітнього компонента)

Лекційні заняття

Лекція 1. Загальні відомості про ІАД. Досвід в задачах МН: задачі навчання з вчителем – supervised learning і без вчителя – unsupervised learning. Класифікація, регресія, машинний переклад, пошук асоціативних правил, структурний вивід, синтез і вибірка, оцінка функції ймовірності або функції щільності ймовірності, кластеризація, сегментація. Огляд методів ІАД та машинного навчання.

Інтелектуальні системи прийняття рішень. Напрямки досліджень в області інтелектуальних технологій: моделювання людського мозку та автоматизація окремих інтелектуальних дій людини.

Оцінка моделей і налаштування гіперпараметрів: перехресна перевірка (cross-validation, CV), компроміс між систематичною помилкою і дисперсією моделі, решітчастий пошук (Grid Search CV) та рандомізований пошук (Random Search CV).

Поняття перенавчання (overfitting) моделі МН та регуляризації моделі.

Байєсівський підхід та підхід максимальної правдоподібності до оцінювання якості моделі.

Лекція 2. Моделі навчання: на основі коригування помилок, пам'яті, конкурентного, Хебба, Больцмана.

Лекція 3. Метод опорних векторів (support vector machine, SVM): лінійний та нелінійний випадки. Побудова математичних функцій класифікації. Функція ядра та її властивості. Реалізація методу в scikit-learn python. Переваги і недоліки методу опорних векторів.

Лекція 4. Дерева рішень Decision Trees. Алгоритм розбиття, його властивості. Критерії вибору змінної розбиття: ентропійний, Джині. Алгоритми ID3, C4.5 вибору змінної розбиття, їх властивості. Міри ефективності дерев рішень. Проблема зупинки побудови дерева.

Дерева рішень в *scikit-learn python*. Алгоритм розбиття CART для класифікації та регресії. Регуляризація дерев рішень в *scikit-learn python*. Переваги і недоліки дерев рішень. Алгоритм покриття. 1-R алгоритм класифікації.

Лекція 5. Оцінка якості моделей класифікації. Матриця неточностей (*confusion matrix*), метрики *accuracy*, *precision*, *recall*, *specificity*, *F1-score* для вибору моделі. Криві *ROC-curve*, *PR-curve*. Вибір моделі на прикладі задачі класифікації ірисів Фішера. Проблема незбалансованих класів.

Байесівський підхід до класифікації. Оптимальний байесівський класифікатор. Оцінювання апріорних імовірностей та функцій правдоподібності за вибіркою. Наївний байесівський класифікатор. Реалізація алгоритму *Naïve Bayes* в *scikit-learn python*.

Лекція 6. Ансамблі моделей ІАД. Види ансамблів. Беггінг. Композиції дерев рішень та випадковий ліс *Random Forest*. Переваги і недоліки випадкового лісу.

Бустинг. Методи *AdaBoost* та градієнтний бустинг. Переваги і недоліки бустингу.

Класифікатор з жорстким і м'яким голосуванням. Стекінг.

Реалізація беггінгу, бустингу, методів голосування і стекінгу в *scikit-learn python*.

Лекція 7. Вступ до штучних нейронних мереж. Модель нейрона МакКаллока і Пітса. Перцептрон Розенблатта. Функції активації в сучасних моделях глибоких нейронних мереж.

Навчання градієнтними методами: найшвидшого спуску, стохастичного градієнтного спуску. Пакетний і міні-пакетний алгоритми. Метод *LMS* мінімізації середньоквадратичної помилки.

Лекція 8. Алгоритм зворотного розповсюдження помилки (*back propagation*).

Лекція 9. Проектування архітектури нейронної мережі. Функції втрат для класифікації. Скриті і вихідні шари нейронної мережі. Властивості універсальної апроксимації і глибина мережі.

Реалізація глибокої нейронної мережі прямого розповсюдження сигналу з нуля в *python* засобами *NumPy*.

Лекція 10. Вступ до TensorFlow. Робота в TensorFlow v.1.

Створення тензорів і робота з ними. Побудова вхідних конвеєрів з використанням *tf.data: API TensorFlow Dataset*.

Побудова, навчання та оцінювання якості моделей нейронних мереж. Класифікація зображень *MNIST* моделями глибоких нейронних мереж прямого розповсюдження сигналу в *TensorFlow*.

Лекція 11. Управління графами обчислень в TensorFlow v.2. Граф обчислень і диференціювання на ньому. Декорування функцій для компіляції графів. Робота з оцінниками (*estimators*) *TensorFlow*.

Побудова складних моделей нейронних мереж з використанням класу *Model* та функціонального API-інтерфейсу бібліотеки *Keras*.

Лекція 12. Проблеми оптимізації нейронних мереж: погана обумовленість, локальні мінімуми, плато, довгострокові залежності та інші.

Методи ініціалізації ваг: *Ksawye* і *Xe*. Нормалізація за міні-батчами.

Градієнтні методи з адаптивною швидкістю навчання: *AdaGrad*, *Adadelata*, *RMSProp*, *Adam*. Вибір алгоритму оптимізації.

Лекція 13. Методи другого порядку: Ньютона, Гауса-Ньютона, спряжених градієнтів, квазіньютонівські (зокрема LBFGS).

Стратегії оптимізації і метаалгоритми: нормування на основі міні-батчів, покоординатний спуск, усереднення Поляка. Проектування моделей з урахуванням простоти оптимізації.

Лекція 14. Основи згорткових нейронних мереж. Поняття згорткової нейронної мережі. Операції згортки і субдискретизації, їх властивості.

Ефективні алгоритми згортки. Робота з множинними входами і кольоровими каналами. Навчання згорткової нейронної мережі.

Класифікація кольорових зображень згортковими нейронними мережами засобами python.

Лекція 15. Глибокі моделі згорткових мереж: LeNet, AlexNet, GoogleNet, VGG. Залишкове навчання, архітектура ResNet. Технологія передачі знань (Transfer learning).

Лекція 16. Основи рекурентних нейронних мереж. Алгоритм Backpropagation Through Time.

Лекція 17. Методи аналізу ієрархій для підтримки прийняття рішень

Ієрархічні моделі підтримки прийняття рішень (ППР). Слабо структуровані задачі багатокритеріального вибору та оцінювання альтернатив рішень, розподілу ресурсів, рейтингування, оцінювання ризиків, вибору методу прогнозування.

Метод парних порівнянь оцінювання ієрархій ППР з використанням оцінок експертів. Методи розрахунку локальних ваг елементів ієрархії ППР: EM, RGMM, AN, оптимізаційні моделі.

Оцінювання і підвищення узгодженості експертних оцінок парних порівнянь.

Вибір моделі ІАД і машинного навчання методом аналізу ієрархій.

Лекція 18. Нечіткі методи розв'язання слабо структурованих задач на основі ієрархічної моделі ППР

Основи теорії нечітких множин, нечіткої логіки та нечіткого математичного програмування. Загальний підхід до обробки нечітких експертних оцінок парних порівнянь.

Методи розрахунку локальних ваг елементів ієрархічної моделі ППР з використанням нечітких оцінок експертів: FPP, GPM та інші.

Метод BOCR аналізу доходів, витрат, можливостей та ризиків на основі ієрархій ППР.

Напрямки розвитку та перспективи подальших досліджень в області ІАД, машинного навчання та підтримки прийняття рішень. Невирішені проблеми.

Практичні / лабораторні роботи

Метою практичних/ лабораторних робіт є закріплення теоретичних положень навчальної дисципліни, отримання практичних навичок створення і навчання моделей інтелектуального аналізу даних (ІАД), штучних нейронних мереж та підтримки прийняття рішень. Для виконання робіт викладач розділяє студентів на підгрупи залежно від вибіркової дисципліни, які вони вивчали у попередніх семестрах.

Підгрупа 1

В результаті виконання робіт студенти повинні вміти розв'язувати практичні задачі класифікації, регресії і кластеризації, системно вирішувати практичні задачі аналізу і пошуку шаблонів у великих і надвеликих базах даних, використовувати сучасне open-source програмне

забезпечення Scikit-Learn Python для інтелектуального аналізу даних та машинного навчання в практичній роботі.

№ з/п	Назва роботи	Кількість ауд. годин
1	Отримання навичок роботи в середовищі Python	2
2	Побудова та оцінювання якості моделей дерев рішень та опорних векторів для класифікації та регресії засобами бібліотеки Scikit-Learn Python	4
3	Класифікація та регресія на основі багат шарового перцептрона в Scikit-Learn Python	2
4	Побудова та оцінювання якості моделей кластеризації в Scikit-Learn Python	6
5	Побудова та оцінювання ансамблів моделей класифікації та регресії засобами Scikit-Learn Python	4

Підгрупа 2

№ з/п	Назва роботи	Кількість ауд. годин
1	Дослідження алгоритму градієнтного спуску засобами Python.	2
2	Навчання регресійної моделі методами градієнтного спуску в TensorFlow 2. Використання tf.data – API Dataset.	4
3	Реалізація MLP для класифікації зображень типу MNIST в Python з нуля. Створення власного класу, використовуючи tf.Module.	4
4	Налаштування моделі MLP для класифікації зображень: вибір активації, додавання нормалізації за міні-батчами, регуляризації, використовуючи TensorFlow 2. Основи API Keras (tf.keras). Декоратори функцій. Створення власного класу, використовуючи tf.keras.Model, tf.keras.layers.Layer. Оцінщики tf.estimator.	4
5	Класифікація кольорових зображень з використанням згорткових нейронних мереж в TensorFlow 2 і Keras. Технологія передачі знань (transfer learning).	4

Підгрупа 3

В результаті виконання робіт студенти отримують практичні навички довгострокового прогнозування нестационарного часового ряду моделями LSTM, GRU, їх модифікаціями, моделями рекурентних мереж типу кодувальник-декодувальник, гібридними моделями рекурентних та згорткових нейронних мереж; вміти застосовувати Scikit-Learn, TensorFlow 2 і API Keras Python для розв'язання наведених вище задач і побудови модулів власних інтелектуальних систем прийняття рішень.

№ з/п	Назва роботи	Кількість ауд. годин
1	Побудова нейромережевої моделі MLP в TensorFlow 2 для класифікації та регресії. Основи API Keras (tf.keras). Створення власного класу, використовуючи tf.Module, tf.keras.Model, tf.keras.layers.Layer. Оцінщики tf.estimator.	4

2	Навчання рекурентних нейронних мереж LSTM і GRU засобами TensorFlow 2 для прогнозування нестационарного часового ряду.	4
3	Побудова и навчання автокодувальників, використовуючи TensorFlow Python.	4
4	Інтервальне прогнозування часових рядів за допомогою рекурентних нейронних мереж LSTM / GRU типу "кодувальник - декодувальник" Encoder-Decoder.	2
5	Інтервальне прогнозування часових рядів за допомогою гібридних моделей рекурентних та згорткових мереж: LSTM / GRU - Conv1D, ConvLSTM2D.	4

Для виконання практичних робіт використовується open-source програмне забезпечення Python (<https://www.python.org/>), Scikit-Learn 1.2.1 – open source, commercially usable – BSD license (<https://scikit-learn.org/>), TensorFlow v.2.11.0 – Apache-2.0 license (<https://www.tensorflow.org/>), Keras – Apache-2.0 license (<https://keras.io>)

6. Самостійна робота студента

Самостійна робота студента включає підготовку до практичних/ лабораторних робіт, виконання контрольних завдань за розділами лекційного курсу, підготовку до модульної контрольної роботи, в тому числі опрацювання окремих частин наступних тем:

Тема 2.1. Метод опорних векторів (support vector machine, SVM): лінійний та нелінійний випадки. Реалізація методу в scikit-learn python. Функція ядра, властивості, типи ядер. Приклади.

Тема 2.2. Древа рішень Decision Trees в scikit-learn python. Регуляризація дерев рішень в scikit-learn python. Приклади.

Тема 2.3. Оцінювання якості моделей класифікації. Приклади.

Тема 2.4. Алгоритму Naïve Bayes в scikit-learn python. Приклади.

Тема 3.1. Ансамблі моделей в scikit-learn python: алгоритми BaggingClassifier, BaggingRegressor, RandomForestClassifier, RandomForestRegressor, ExtraTreesClassifier, ExtraTreesRegressor. Методи випадкових ділянок (random patches method) і випадкових підпросторів (random subspaces method).

Класифікатор з жорстким і м'яким голосуванням. Реалізація в scikit-learn python: VotingClassifier, VotingRegressor.

Тема 3.2. Бустинг в scikit-learn python: алгоритми AdaBoostClassifier, AdaBoostRegressor, GradientBoostingClassifier, GradientBoostingRegressor. Зміст параметрів.

Реалізація стекінгу в scikit-learn python: StackingClassifier, StackingRegressor.

Тема 4.3. Алгоритм зворотного розповсюдження помилки (back propagation).

Тема 4.4. Властивості універсальної апроксимації і глибина нейронної мережі.

Тема 4.5. Реалізація глибокої нейронної мережі прямого розповсюдження сигналу з нуля в python засобами NumPy.

Тема 5.1. Робота в TensorFlow v.1.

Тема 5.2. Побудова вхідних конвеєрів з використанням tf.data: API TensorFlow Dataset.

Тема 5.3. Побудова, навчання та оцінювання якості моделей нейронних мереж. API-інтерфейс TensorFlow Keras.

Класифікація зображень MNIST моделями глибоких нейронних мереж прямого розповсюдження сигналу в TensorFlow.

Тема 5.4. Управління графами обчислень в TensorFlow v.2. Декорування функцій для компіляції графів. Робота з оцінщиками (estimators) TensorFlow.

Побудова складних моделей нейронних мереж з використанням класу Model та функціонального API-інтерфейсу бібліотеки Keras.

Тема 6.2. Реалізація в TensorFlow методів з адаптивною швидкістю навчання: AdaGrad, Adadelta, RMSProp, Adam.

Тема 6.4. Стратегії оптимізації і метаалгоритми: нормування на основі міні-батчів, покоординатний спуск, усереднення Поляка. Проектування моделей з урахуванням простоти оптимізації.

Тема 7.1. Регуляризація глибоких моделей. Штрафи за нормою параметрів. Робастність відносно шуму.

Тема 7.2. Регуляризовані моделі: гребнева регресія, лассо-регресія. Рання зупинка.

Тема 7.3. Зв'язування і розділення параметрів. Розріджені представлення. Проріджування (дропаут).

Тема 8.3. Класифікація кольорових зображень згортковими нейронними мережами засобами python.

Тема 9.2. Навчання рекурентних нейронних мереж LSTM і GRU для прогнозування нестационарного часового ряду.

Тема 9.3. Побудова и навчання автокодувальників, використовуючи TensorFlow Python.

Тема 9.4. Інтервальне прогнозування часових рядів за допомогою рекурентних нейронних мереж LSTM / GRU типу "кодувальник - декодувальник" Encoder-Decoder та гібридних моделей рекурентних та згорткових мереж: LSTM / GRU - Conv1D, ConvLSTM2D.

Тема 10.1. Приклади слабо структурованих задач багатокритеріального вибору та оцінювання альтернатив рішень, розподілу ресурсів, рейтингування, оцінювання ризиків.

Тема 10.3. Методи оцінювання і підвищення узгодженості експертних оцінок парних порівнянь. Приклади.

Тема 10.4. Методи розрахунку глобальних ваг елементів ієрархічної моделі ППР. Методи агрегування ваг. Приклади.

Тема 11.3. Методи агрегування нечітких локальних ваг елементів ієрархічної моделі ППР. Нормування нечітких ваг. Ранжування нечітких ваг.

Тема 12. Методи побудови рекомендаційних систем.

Політика та контроль

7. Політика навчальної дисципліни (освітнього компонента)

Правила відвідування занять. Очікується, що студент відвідуватиме кожне аудиторне заняття, робитиме це вчасно, без запізнь. У разі особливих обставин студент, за узгодженням з викладачем, може бути відсутнім на занятті, але це не може бути систематично.

Правила поведінки на заняттях. На заняттях передбачається активність студентів, пов'язана з навчальним процесом, включення в інтерактивні форми та методи навчання.

Під час виконання лабораторних/практичних завдань, окрім наявного в аудиторії обладнання, студент може користуватися власним ноутбуком.

Правила виконання і захисту лабораторних/практичних робіт. До захисту роботи допускаються студенти, які правильно виконали лабораторне/практичне завдання. Захист проходить у форматі індивідуального спілкування студента з викладачем по тематиці роботи та письмового виконання завдання.

Пропущені контрольні заходи оцінювання. Кожен студент має право відпрацювати пропущені з поважної причини (лікарняний, мобільність тощо) заняття за рахунок самостійної роботи. Детальніше за посиланням: <https://kpi.ua/files/n3277.pdf>.

Правила призначення заохочувальних та штрафних балів. За узгодженням з викладачем студент може зробити доповідь по темі, релевантній дисципліні, виконувати додаткові завдання. Заохоченням до подібної успішної роботи є додаткові рейтингові бали загальним обсягом до 10% від максимального рейтингового балу шкали оцінювання. Кількість та правила нарахування балів узгоджується викладачем у кожному окремому випадку.

Політика дедлайнів та перескладань. Студент, який з будь-яких причин не зміг вчасно виконати та захистити лабораторну/практичну роботу, може це зробити на наступних заняттях за умови доступності обладнання та часу у викладачів. Під час виконання та захисту лабораторних/практичних робіт пріоритет надається студентам, які виконують завдання згідно календарного плану. Виконання та/або захист лабораторної/практичної роботи після відведеного на неї строку призводить до зниження максимального балу, який студент може отримати за цей вид роботи. Допуск до перескладання заходів семестрового контролю та самі перескладання здійснюються згідно правил Університету у терміни, визначені Університетом.

Процедура оскарження результатів контрольних заходів оцінювання. Студент може підняти будь-яке питання, яке стосується процедури контрольних заходів та очікувати, що воно буде розглянуто згідно із наперед визначеними процедурами. Студенти мають право аргументовано оскаржити результати контрольних заходів, пояснивши з яким критерієм не погоджуються відповідно до оціночного.

Політика щодо академічної доброчесності. Політика та принципи академічної доброчесності визначені у розділі 3 Кодексу честі Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського». Детальніше: <https://kpi.ua/code>. У разі виявлення порушення академічної доброчесності результати роботи студента, які стосуються недоброчесності, анулюються.

Норми етичної поведінки. Норми етичної поведінки студентів і працівників визначені у розділі 2 Кодексу честі Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського». Детальніше: <https://kpi.ua/code>.

Інклюзивне навчання. Засвоєння знань та умінь в ході вивчення дисципліни може бути доступним для більшості осіб з особливими освітніми потребами, окрім здобувачів з серйозними вадами зору, які не дозволяють виконувати завдання за допомогою персональних комп'ютерів, ноутбуків та/або інших технічних засобів.

Навчання іноземною мовою. У ході виконання завдань студентам може бути рекомендовано звернутися до англомовних джерел.

Календарний контроль проводиться з метою підвищення якості навчання студентів та моніторингу виконання студентом вимог силабусу.

8. Види контролю та рейтингова система оцінювання результатів навчання (PCO)

Поточний контроль: виконання та захист 5 практичних/лабораторних робіт та виконання модульної контрольної роботи.

Календарний контроль: проводиться двічі на семестр як моніторинг поточного стану виконання вимог силабусу.

Семестровий контроль: залік.

Умови допуску до семестрового контролю: семестровий рейтинг не менше 40 балів.

Рейтингова система оцінювання результатів навчання

Рейтинг студента з навчальної дисципліни складається з балів, які він отримує за:

- 1) виконання та захист 5 практичних/лабораторних робіт;
- 2) виконання модульної контрольної роботи.

1. Практичні/ лабораторні роботи. Упродовж семестру студент має виконати 5 лабораторних робіт (ЛР).

Рейтингова оцінка кожної ЛР складається з 2 частин, які оцінюються окремо.

а. Якість підготовки до роботи, її виконання та оформлення звіту.

- за умови правильно оформленого звіту з точним виконанням завдання ЛР – 7 балів;
- за наявності несуттєвих неточностей в оформленні або процедурі виконання ЛР – 5-6 балів;
- за наявності порушень в оформленні, неповного або неточного виконання – 3-4 бали.

б. Якість захисту матеріалу. В цій частині оцінюється ступінь володіння теоретичним і практичним матеріалом за темою роботи.

- відмінне володіння матеріалом – 7 балів;
- добре володіння матеріалом – 5-6 балів;
- задовільне володіння матеріалом – 4 бали.

	№ роботи				
	1	2	3	4	5
Строк здачі та захисту роботи	28.09	12.10	26.10	16.11	30.11

Максимальна кількість балів за всі ЛР дорівнює: $5 \cdot 14 = 70$ балів.

За несвоєчасну подачу звіту з ЛР та несвоєчасний захист ЛР (пізніше встановленого строку без поважної причини) нараховуються штрафні бали: мінус 0.3 бали за кожний тиждень запізнення. Штрафні бали не входять до основної шкали РСО, а їх сума не може перевищувати 10% рейтингової шкали, тобто 10 балів.

2. Модульна контрольна робота. Модульна контрольна робота складається з двох частин – КР№1 і КР№2. Кожна КР містить два теоретичні питання і задачу. Оцінки за теоретичні питання визначаються за шкалою:

- «відмінно», повна відповідь (не менше 95% потрібної інформації) – 5 балів;
- «добре», достатньо повна відповідь (не менше 75% потрібної інформації), або повна відповідь з незначними неточностями – 4 бали;
- «задовільно», неповна відповідь (не менше 60% потрібної інформації) та незначні помилки – 3 бали;
- «незадовільно», незадовільна відповідь (не відповідає вимогам на «задовільно») – 0 балів.

Оцінки за задачі визначаються за шкалою:

- завдання виконано правильно – 5 балів;
- завдання виконано з незначними помилками або неточностями – 4 бали;
- завдання виконано не повністю або з суттєвими помилками – 3 бали;
- завдання не виконано – 0 балів.

Максимальна оцінка за кожну з КР№1 і КР№2 складає 15 балів. Максимальна кількість балів за дві частини модульної КР складає $2 \cdot 15 = 30$ балів.

За результатами навчальної роботи за перші 7 тижнів станом на 21.10 «ідеальний студент» має набрати 43 бали, які включають здачу і захист двох лабораторних/практичних робіт та першу частину МКР. **На першому календарному контролі на 8-му тижні студент отримує «зараховано», якщо його поточний рейтинг не менше 22 балів.**

За результатами 14 тижнів навчання станом на 09.12 «ідеальний студент» має набрати 85 балів, що включає п'ять зданих і захищених лабораторних/практичних роботи та першу частину МКР. На другому календарному контролі на 15-му тижні студент отримує «зараховано», якщо його поточний рейтинг не менше 43 балів.

Максимальна сума балів за роботу в семестрі складає 100. Необхідною умовою допуску до заліку є отримання рейтингу 40 балів і вище. Здобувачі, які виконали всі умови допуску до заліку та мають рейтингову оцінку 60 і більше балів, отримують відповідну до набраного рейтингу оцінку без додаткових випробувань.

Зі здобувачами, які виконали всі умови допуску до заліку та мають рейтингову оцінку менше 60 балів, а також з тими здобувачами, хто бажає підвищити свою рейтингову оцінку, на останньому за розкладом занятті з дисципліни в семестрі викладач проводить семестровий контроль у вигляді залікової контрольної роботи. Відповідно до п.3.14 Положення (<https://osvita.kpi.ua/node/37>) попередній рейтинг здобувача скасовується і він отримує оцінку з урахуванням результатів залікової контрольної роботи.

Завдання залікової контрольної роботи складається з п'яти теоретичних питань різних розділів робочої програми і п'яти практичних завдань. Кожне теоретичне і практичне завдання контрольної роботи оцінюється у 10 балів відповідно до системи оцінювання:

- «відмінно», повна відповідь (не менше 95% потрібної інформації) – 9,5 – 10,0 балів;
- «добре», достатньо повна відповідь (не менше 75% потрібної інформації або незначні неточності) – 7,5 – 9,0 балів;
- «задовільно», неповна відповідь (не менше 60% потрібної інформації та деякі помилки) – 6 – 7 балів;
- «незадовільно», незадовільна відповідь – 0 балів.

Таблиця відповідності рейтингових балів оцінкам за університетською шкалою:

<i>Рейтингова оцінка здобувача</i>	<i>Університетська шкала оцінок рівня здобутих компетентностей</i>
95..100	Відмінно
85..94	Дуже добре
75..84	Добре
65..74	Задовільно
60..64	Достатньо
Менше 60	Незадовільно
Невиконання умов допуску до семестрового контролю (менше 40)	Не допущено

9. Додаткова інформація з дисципліни (освітнього компонента)

Сертифікати проходження дистанційних чи онлайн курсів за тематикою дисципліни (за попереднім узгодженням із викладачем) можуть бути зараховані з додатковими 5 – 10 балами до загального рейтингу студента. Кількість балів визначається після аналізу програми, тривалості та результатів курсу, вказаного у сертифікаті.

Робочу програму навчальної дисципліни (силабус):

Складено професором, д.т.н., доц. Недашківською Надією Іванівною

Ухвалено кафедрою ММСА НН ІПСА (протокол № 13 від 05.06.2024)

Погоджено Методичною комісією НН ІПСА (протокол № 10 від 24.06.2024)