



Інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень

Робоча програма навчальної дисципліни (Силабус)

Реквізити навчальної дисципліни

Рівень вищої освіти	Перший (бакалаврський)
Галузь знань	12 Інформаційні технології
Спеціальність	124 «Системний аналіз»
Освітня програма	«Системний аналіз і управління»
Статус дисципліни	Вибіркова
Форма навчання	очна(денна)
Рік підготовки, семестр	3 курс, весняний семестр
Обсяг дисципліни	36 год.лекції, 18 год.практичні заняття
Семестровий контроль/ контрольні заходи	залік, письмовий / контрольні роботи, письмові
Розклад занять	Понеділок – перша пара, середа – третя пара,
Мова викладання	Українська
Інформація про керівника курсу / викладачів	Лектор: д.т.н., професор, доц. Недашківська Надія Іванівна, nedashkovskaya.nadezhda@ill.kpi.ua, n.nedashkivska@gmail.com Практичні заняття: д.т.н., проф., Недашківська Надія Іванівна, nedashkovskaya.nadezhda@ill.kpi.ua, n.nedashkivska@gmail.com
Розміщення курсу	Платформа дистанційного навчання «Сікорський», Googleclassroom, код курсу тпнерjt

Програма навчальної дисципліни

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

Метою кредитного модуля є формування у студентів здатностей:

- застосовувати сучасні моделі і алгоритми машинного навчання, глибокі нейронні мережі прямого розповсюдження, згорткові мережі, методи регуляризації;
- розв'язувати задачі класифікації, прогнозування та прийняття рішень на основі моделей нейронних мереж вказаних вище класів;
- проектувати архітектуру мереж вказаних вище класів, навчати їх, оцінювати якість їх роботи, використовуючи програмне забезпечення TensorFlow і Keras Python.

Після засвоєння кредитного модуля мають продемонструвати такі результати навчання:

компетентності:

здатність застосовувати знання в практичних ситуаціях, здатність абстрактно мислити, застосовувати методи аналізу і синтезу, здатність знати та розуміти предметну область і професійну діяльність, здатність до пошуку, оброблення та аналізу інформації з різних джерел, здатність до адаптації та дії в новій ситуації, здатність забезпечувати та оцінювати якість виконуваних робіт,

здатність використовувати системний аналіз в якості сучасної міждисциплінарної методології, заснованої на прикладах математичних методів та сучасних інформаційних

технологіях, і орієнтована на вирішення задач аналізу і синтезу технічних, економічних, соціальних, екологічних та інших складних систем,

здатність будувати математично коректні моделі статичних та динамічних процесів і систем із зосередженими та розподіленими параметрами із врахуванням невизначеності зовнішніх та внутрішніх факторів,

здатність до комп'ютерної реалізації математичних моделей реальних систем і процесів; проектувати, застосовувати і супроводжувати програмні засоби моделювання, прийняття рішень, обробки інформації, інтелектуального аналізу даних,

здатність розробляти експериментальні та спостережувальні дослідження і аналізувати дані, отримані в них,

застосовувати методи і засоби роботи з даними і знаннями, методи математичного моделювання, технології системного і статичного аналізу,

проектувати, реалізовувати, тестувати, впроваджувати, супроводжувати, експлуатувати програмні засоби роботи з даними і знаннями в комп'ютерних системах і мережах,

розуміти і застосовувати на практиці методи статичного моделювання і прогнозування, оцінювати вихідні дані;

ЗНАННЯ:

теорії нейронних мереж прямого розповсюдження, багатoshарового перцептрона, згорткових нейронних мереж; функцій втрат в задачах класифікації на основі перехресної ентропії; функцій активації: сигмоїдна, ReLU, LeakyReLU, ELU, Swish та ін.; технологій проектування архітектури глибоких нейронних мереж, скритих і вихідних шарів нейронної мережі; 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; проблеми вибору швидкості навчання; сучасних методів ініціалізації ваг: Kсавьє і Хе; методу нормалізація за міні-батчами; дропауту; засобів регуляризації глибоких моделей; операції згортки і субдискретизації, ефективні алгоритми згортки; знання бібліотек TensorFlow і Keras Python;

УМІННЯ:

застосовувати сучасні моделі і алгоритми машинного навчання, глибокі нейронні мережі прямого розповсюдження, згорткові мережі, методи регуляризації; розв'язувати задачі класифікації, прогнозування та прийняття рішень на основі моделей нейронних мереж вказаних вище класів; проектувати архітектуру мереж вказаних вище класів, навчати їх, оцінювати якість їх роботи, використовуючи програмне забезпечення TensorFlow і Keras Python;

ДОСВІД:

теоретичний та практичний досвід аналізу і обробки даних у різних форматах з метою підтримки прийняття рішень, побудови прогнозів, використання програмного забезпечення TensorFlow і Keras Python для інтелектуального аналізу даних та машинного навчання в практичній роботі.

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

При вивченні дисципліни використовуються знання дисциплін «Інтелектуальний аналіз даних», «Теорія ймовірностей та математична статистика», «Математичний аналіз», «Дискретна математика (розділ «Теорія графів»)», «Чисельні методи», «Методи оптимізації».

Знання, набуті при вивченні цієї дисципліни, використовуються при опануванні дисциплін «Інтелектуальний аналіз великих сховищ даних», «Інтелектуальні системи прийняття

рішень», в дипломному проектуванні, 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 корпоративних інформаційно-аналітичних систем в державних і приватних управлінських структурах.

3. Зміст навчальної дисципліни

Вступ

Тема 1. Вступ до інтелектуальних систем.

Тема 2. Метод аналізу ієрархій (Analytic Hierarchy Process) для інтелектуальної підтримки прийняття рішень.

Тема 3. П'ять методів навчання: на основі коригування помилок, пам'яті, конкурентного, Хебба, Больцмана.

Розділ 1. Глибокі нейронні мережі прямого розповсюдження сигналу

Тема 4. Класичний і сучасні перцептрони.

Тема 5. Навчання градієнтними методами: найшвидшого спуску GD, стохастичного градієнтного спуску SGD. Пакетний і міні-пакетний mini-batch GD алгоритми.

Тема 6. Алгоритм LMS мінімізації середньоквадратичної помилки.

Тема 7. Алгоритм зворотного розповсюдження помилки Back Propagation.

Тема 8. Проектування архітектури нейронної мережі. Скриті і вихідні шари нейронної мережі. Властивості універсальної апроксимації і глибина мережі.

Тема 9. Реалізація глибокої нейронної мережі прямого розповсюдження сигналу з нуля в NumPy Python.

Розділ 2. Механіка TensorFlow Python

Тема 10. Граф обчислень і диференціювання на ньому. Розпаралелювання процесу навчання нейронних мереж в TensorFlow Python. Навчання регресійної моделі градієнтними методами в TensorFlow.

Тема 11. Основи API Keras (tf.keras). Використання tf.data – API Dataset та декораторів функцій. Створення власного класу, використовуючи tf.Module або tf.keras.Model.

Тема 12. Оцінщики TensorFlow. Класифікація зображень MNIST моделями глибоких нейронних мереж прямого розповсюдження сигналу в TensorFlow Python.

Розділ 3. Оптимізація в навчанні глибоких моделей

Тема 13. Проблеми оптимізації глибоких моделей: погана обумовленість, локальні мінімуми, плато, довгострокові залежності та інші. Методи ініціалізації ваг: Ксав'є і Хе. Нормалізація за міні-батчами.

Тема 14. Градієнтні методи з адаптивною швидкістю навчання: AdaGrad, Adadelta, Adam.

Тема 15. Методи другого порядку: Ньютона, Гауса-Ньютона, спряжених градієнтів, квазіньютонівські (зокрема LBFGS).

Тема 16. Стратегії оптимізації і метаалгоритми: нормування на основі міні-батчів, покоординатний спуск, усереднення Поляка. Проектування моделей з урахуванням простоти оптимізації.

Розділ 4. Згорткові нейронні мережі

Тема 17. Поняття згорткової нейронної мережі. Операції згортки і субдискретизації, їх властивості. Ефективні алгоритми згортки.

Тема 18. Навчання згорткової нейронної мережі. Робота з множинними входами і кольоровими каналами. Побудова моделі згорткової нейронної мережі для класифікації зображень в TensorFlow.

Тема 19. Глибокі моделі згорткових мереж: LeNet, AlexNet, VGG, GoogleNet та інші. Залишкове навчання, архітектура ResNet. Технологія передачі знань (Transfer learning).

Напрямки розвитку та перспективи подальших досліджень в області ІАД та машинного навчання. Невирішені проблеми.

4. Навчальні матеріали та ресурси

Базова

1. Н.І. Недашківська. Слайди лекцій з кредитного модуля «Інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень», 2022.
2. Н.І. Недашківська. Методичні вказівки до виконання лабораторних робіт з кредитного модуля «Інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень», 2022.
3. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, Aaron Courville. Deep Learning. The MIT Press Cambridge, Massachusetts London, England, 2017.
4. Sebastian Raschka, Vahid Mirjalili. Python Machine Learning. Third Edition. Machine Learning and Deep Learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow 2. Packt Publishing, 2019.

Знайти зазначені в п. 1 і 2 матеріали можна в Електронному Кампусі та на Платформі дистанційного навчання «Сікорський», Googleclassroom, код курсу j77ytn7. Обов'язковими для прочитання є Слайди лекцій з кредитного модуля «Інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень» та Методичні вказівки до виконання лабораторних робіт з даного кредитного модуля, автор Н.І. Недашківська, 2022.

Додаткова література

5. Scikit-Learn Documentation. Режим доступу: <https://scikit-learn.org/>, 2022.
6. TensorFlow Documentation. Режим доступу: <https://www.tensorflow.org>. 2022.
7. Keras Documentation. Режим доступу: <https://keras.io>. 2022.
8. Aurelien Geron. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow. O'Reilly Media Inc., Sebastopol, CA, 2017.
9. Rodolfo Bonnin. Building Machine Learning Projects with TensorFlow. Packt Publishing Ltd., Birmingham, Uk, 2016.
10. Ramsundar B., Zadeh R.B.. TensorFlow for Deep Learning. O'Reilly Media Inc., Sebastopol, CA, 2018.

Навчальний контент

5. Методика опанування навчальної дисципліни (освітнього компонента)

Лекційні заняття

Лекція 1. Вступ до машинного навчання (МН). Задачі МН з учителем і без учителя. Перехресна перевірка моделі. Компроміс між систематичною помилкою та дисперсією. Перенавчання моделі. Метрики оцінювання якості моделей регресії та класифікації. [1 – 5]

Лекція 2. Лекція 3. Вступ до нейронних мереж. Модель нейрона МакКаллока і Пітса. Перцептрон Розенблатта. Функції активації в сучасних моделях нейронних мереж. [1 – 4]

Оцінки максимальної правдоподібності. Байєсівський підхід до МН. [1, 3]

Лекція 3. Моделі навчання: на основі коригування помилок, пам'яті, конкурентного, Хебба, Больцмана. [1]

Лекція 4. Навчання градієнтними методами: найшвидшого спуску, стохастичного градієнтного спуску. Пакетний і міні-пакетний алгоритми. Проблема вибору параметра швидкості навчання. [1 – 4, 8 – 10]

Лекція 5. Метод LMS мінімізації середньоквадратичної помилки. [1]

Лекція 6. Алгоритм зворотного розповсюдження помилки (back propagation). [1 – 4]

Лекція 7. Реалізація глибокої нейронної мережі прямого розповсюдження сигналу в TensorFlow з нуля. [1, 2, 4, 6, 8 – 10]

Лекція 8. Граф обчислень і диференціювання на ньому. Розпаралелювання процесу навчання нейронних мереж в TensorFlow Python. [1, 2, 4, 6, 8 – 10]

Лекція 9. Механіка TensorFlow 2 і Keras. Класифікація зображень MNIST моделями глибоких нейронних мереж прямого розповсюдження сигналу. [1 – 4, 6, 7, 8 – 10]

Лекція 10. Проектування архітектури нейронної мережі. Функції втрат для класифікації. Скриті і вихідні шари нейронної мережі. Властивості універсальної апроксимації і глибина мережі. [1, 3]

Лекція 11. Штрафи за нормою параметрів. Робастність відносно шуму. [1, 3]

Лекція 12. Проблеми оптимізації нейронних мереж: погана обумовленість, локальні мінімуми, плато, довгострокові залежності та інші. Методи ініціалізації ваг: Ксав'є і Хе. Нормалізація за міні-батчами. [1 – 4, 6, 7, 8 – 10]

Лекція 13. Градієнтні методи з адаптивною швидкістю навчання: AdaGrad, Adadelta, RMSProp, Adam. Вибір алгоритму оптимізації. Реалізація в TensorFlow 2 і Keras. [1, 3, 6, 7, 8 – 10]

Лекція 14. Методи другого порядку: Ньютона, Гауса-Ньютона, спряжених градієнтів, квазіньютонівські (зокрема LBFGS). [1]

Лекція 15. Поняття згорткової нейронної мережі. Операції згортки і субдискретизації, їх властивості. [1 – 4, 6, 7, 8 – 10]

Лекція 16. Ефективні алгоритми згортки. Робота з множинними входами і кольоровими каналами. [1 – 4]

Лекція 17. Класифікація кольорових зображень з використанням згорткової нейронної мережі в TensorFlow 2 і Keras. [1 – 4, 6, 7, 8 – 10]

Лекція 18. Глибокі моделі згорткових мереж: LeNet, AlexNet, GoogleNet, VGG16. Залишкове навчання, архітектура ResNet. Технологія передачі знань (Transfer learning).

Напрямки розвитку та перспективи подальших досліджень. Невирішені проблеми.

Практичні / лабораторні роботи

Метою практичних/ лабораторних робіт є закріплення теоретичних положень навчальної дисципліни, отримання практичних навичок створення і навчання моделей

нейронних мереж в бібліотеці TensorFlow. В результаті виконання робіт студенти отримують практичні навички проектування архітектури багатошарових нейронних мереж прямого розповсюдження, навчання таких мереж градієнтними методами з адаптивною швидкістю навчання, регуляризації моделей нейронних мереж, використання сучасних підходів до ініціалізації ваг, дропауту і нормалізації за міні-батчами, методів оптимізації в навчанні глибоких моделей, застосовувати ці методи, вміти будувати і навчати згорткові нейронні мережі, використовувати технологію передачі знань (transfer learning).

№ з/п	Назва роботи	Кількість ауд. годин
1	Дослідження збіжності градієнтних алгоритмів навчання засобами Python.	4
2	Реалізація багатошарового перцептрона для класифікації зображень MNIST в Python з нуля засобами NumPy. Алгоритм back propagation.	2
3	Навчання регресійної моделі градієнтними методами в TensorFlow Python. Основи API Keras (tf.keras). Використання tf.data – API Dataset та декораторів функцій. Створення власного класу, використовуючи tf.Module або tf.keras.Model.	4
4	Побудова моделі згорткових нейронних мереж для класифікації зображень в TensorFlow. Порівняння з результатами на основі моделі MLP.	4
5	Технологія передачі знань (transfer learning). Класифікація кольорових зображень з використанням попередньо навчених згорткових нейронних мереж в TensorFlow.	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, підготовку до модульної контрольної роботи, в тому числі опрацювання окремих частин наступних тем:

1. Розпаралелювання процесу навчання нейронних мереж в TensorFlow. [1, 2, 4, 6, 8 – 10]
2. Реалізація глибокої нейронної мережі прямого розповсюдження сигналу в TensorFlow з нуля. [1, 2, 4, 6, 8 – 10]
3. Класифікація зображень MNIST моделями глибоких нейронних мереж прямого розповсюдження сигналу в TensorFlow 2 і Keras. [1 – 4, 6, 7, 8 – 10]
4. Алгоритм зворотного розповсюдження помилки (back propagation). [1 – 4]
5. Регуляризовані моделі: гребнева регресія, лассо-регресія. Рання зупинка. [3, 8 – 10]
6. Зв'язування і розділення параметрів. Розріджені представлення. Проріджування (дропаут). [3, 8 – 10]

7. Стратегії оптимізації і метаалгоритми: нормування на основі міні-батчів, покоординатний спуск, усереднення Поляка. Проектування моделей з урахуванням простоти оптимізації. [3, 8 – 10]

8. Методи оптимізації другого порядку: Ньютона, Гауса-Ньютона, спряжених градієнтів, квазіньютонівські. [1, 3]

9. Глибокі моделі згорткових мереж: Inception v.2, Xception, ResNet50, 150, MobileNet. Застосування до різних задач класифікації зображень та розпізнавання.

Політика та контроль

7. Політика навчальної дисципліни (освітнього компонента)

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>.

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.

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

Академічна доброчесність. 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>.

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 «Сталий інноваційний розвиток» 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 англomовних джерел.

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

Поточний контроль: модульна контрольна робота.

Модульна контрольна робота складається з двох частин – КР№1 і КР№2.

Кожна КР містить два теоретичні питання і одну задачу. Оцінки за теоретичні питання визначаються за шкалою:

- «відмінно», повна відповідь (не менше 95% потрібної інформації) – 4.8-5 балів;
- «добре», достатньо повна відповідь (не менше 75% потрібної інформації), або повна відповідь з незначними неточностями – 3.7 – 4.8 балів;
- «задовільно», неповна відповідь (не менше 60% потрібної інформації) та значні помилки – 3 – 3.7 балів;
- «незадовільно», незадовільна відповідь (не відповідає вимогам на «задовільно») – 0 – 3 бали.

Оцінки за задачі визначаються за шкалою:

- завдання виконано правильно – 4.8-5 балів;
- завдання виконано з незначними помилками або неточностями – 3.7 – 4.8 балів;
- завдання виконано не повністю або з суттєвими помилками – 3 – 3.7 балів;

– завдання не виконано або виконано незадовільно – 0 – 3 бали.

Максимальна оцінка за кожну частину МКР складає $3 \cdot 5 = 15$ балів. **Максимальна кількість балів за дві частини МКР складає $2 \cdot 15 = 30$ балів.**

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

Семестровий контроль: залік.

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

Рейтингова система оцінювання результатів навчання

Рейтинг студента з кредитного модуля 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 практичних/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 – 6,5-7 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 – 6,5-7 балів;
- добре володіння матеріалом – 5-6 балів;
- задовільне володіння матеріалом – 4 бали.

	№ роботи				
	1	2	3	4	5
Строк здачі та захисту роботи	28.02	13.03	27.03	10.04	29.04

За несвоєчасну подачу звіту з ЛР та несвоєчасний захист ЛР нараховуються штрафні бали: – 0.3 бали за кожний тиждень запізнення.

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) – 4,5-5 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 – 4,5-5 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.

	КР – 1	КР – 2
Орієнтовна дата проведення	13.03	29.04

Максимальна оцінка за КР – 1 і КР – 2 складає по 15 балів. Максимальна кількість балів за дві частини модульної КР складає $2 \cdot 15 = 30$ балів.

За результатами навчальної роботи за перші 8 тижнів станом на 24.03 «ідеальний студент» має набрати 49 балів. На першому календарному контролі (8-й тиждень, 24.03) студент отримує «зараховано», якщо його поточний рейтинг не менше $49/2 = 25$ балів.

За результатами 15 тижнів навчання станом на 12.05 «ідеальний студент» має набрати 100 балів. На другій атестації (15-й тиждень, 12.05) студент отримує «зараховано», якщо його поточний рейтинг не менше 60 балів.

Максимальна сума балів за роботу в семестрі складає 100. Необхідною умовою допуску до заліку є отримання рейтингу 40 балів і вище. Для отримання заліку з кредитного модуля «автоматом» потрібно мати рейтинг не менше 60 балів.

Студенти, які наприкінці семестру мають рейтинг менше 60 балів, а також ті, хто хоче підвищити оцінку, виконують залікову контрольну роботу. При цьому до балів за лабораторні роботи додаються бали за залікову контрольну роботу, і ця рейтингова оцінка є остаточною.

Завдання залікової контрольної роботи складається з двох теоретичних питань різних розділів робочої програми і двох практичних завдань. Кожне теоретичне і практичне питання контрольної роботи оцінюється у 7,5 балів відповідно до системи оцінювання:

- «відмінно», повна відповідь (не менше 95% потрібної інформації) – 7 – 7,5 балів;
- «добре», достатньо повна відповідь (не менше 75% потрібної інформації або незначні неточності) – 6-7 балів;
- «задовільно», неповна відповідь (не менше 60% потрібної інформації та деякі помилки) – 4,5- 5 балів;
- «незадовільно», незадовільна відповідь – 0 балів.

Таблиця відповідності рейтингових балів оцінкам за університетською шкалою:

<i>Кількість балів</i>	<i>Оцінка</i>
100-95	Відмінно
94-85	Дуже добре
84-75	Добре
74-65	Задовільно
64-60	Достатньо
Менше 60	Незадовільно
Менше 40	Не допущено

9. Додаткова інформація з дисципліни (освітнього компонента)

Сертифікати проходження дистанційних чи онлайн курсів за тематикою дисципліни можуть бути зараховані з додатковими 5 балами до загального рейтингу студента.

Робочу програму навчальної дисципліни (силабус):

Складено професор, д.т.н., доц. Недашківська Надія Іванівна

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

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