

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Львівський національний університет імені Івана Франка
Факультет прикладної математики та інформатики
Кафедра обчислювальної математики

Затверджено

на засіданні
кафедри обчислювальної математики
факультету прикладної математики та
інформатики
Львівського національного університету
імені Івана Франка
(протокол № __ від _____ 2026 р.)

Завідувач кафедри

Роман ХАПКО

Силабус з навчальної дисципліни
«Машинне навчання. Частина 2»,
що викладається в межах ОПІ «Прикладна математика»
першого (бакалаврського) рівня вищої освіти для здобувачів
зі спеціальності 113 - прикладна математика

Львів 2026 р.

Назва дисципліни	Машинне навчання. Частина 2
Адреса викладання дисципліни	Головний корпус ЛНУ ім. І. Франка м. Львів, вул. Університетська 1
Факультет та кафедра, за якою закріплена дисципліна	Факультет прикладної математики та інформатики Кафедра обчислювальної математики
Галузь знань, шифр та назва спеціальності	11 – математика та статистика 113 – прикладна математика
Викладачі дисципліни	Музичук Юрій Анатолійович, кандидат фізико-математичних наук, доцент кафедри обчислювальної математики Гарасим Ярослав Степанович, старший викладач кафедри обчислювальної математики
Контактна інформація викладачів	yuriy.muzychuk@lnu.edu.ua https://ami.lnu.edu.ua/employee/shcherbatyy iaroslav.harasym@lnu.edu.ua https://ami.lnu.edu.ua/employee/harasym Головний корпус ЛНУ ім. І. Франка, каб. 262. м. Львів, вул. Університетська, 1
Консультації з питань навчання по дисципліні відбуваються	Консультації в день проведення лекцій/лабораторних занять (за попередньою домовленістю).
Сторінка курсу	https://ami.lnu.edu.ua/course/machine-learning-part-2
Інформація про дисципліну	Дисципліна “Машинне навчання” є нормативною дисципліною зі спеціальності 113 - прикладна математика для ОПП "Прикладна математика", яка викладається в 7-му та 8-му семестрах в обсязі 5.5-ти кредитів (за Європейською Кредитно-Трансферною Системою ECTS). В даному силабусі описано Частину 2 даного курсу, який викладається у 8-му семестрі.
Коротка анотація дисципліни	Курс «Машинне навчання. Частина 2» розвиває знання, здобуті в Частині 1, та поглиблює розуміння машинного навчання крізь призму теорії оптимізації та сучасних архітектур нейронних мереж. Курс починається з розгляду навчання як задачі оптимізації та охоплює побудову нейронних мереж, техніки навчання та регуляризації. Наступні теми присвячені зниженню розмірності, ймовірнісному моделюванню, оцінці густини, виявленню аномалій та навчанню представлень. Курс завершується введенням у самонавчання та мостом до сучасних глибоких архітектур. Лабораторні заняття акцентують на практичній реалізації в Python - від реалізацій на NumPy до фреймворку PyTorch. Студенти будують і

тренують моделі з нуля, аналізують їх поведінку та розвивають практичну інтуїцію щодо діагностики та покращення моделей.

Мета та цілі дисципліни

Метою курсу є поглиблення розуміння студентами теоретичних основ і практичних аспектів сучасних методів машинного навчання з акцентом на оптимізацію, нейронні мережі, а також навчання без учителя та самонавчання.

Цілі курсу:

- надати студентам глибоке розуміння градієнтних методів оптимізації та їх ролі у навчанні моделей МН;
- розвинути знання про архітектури нейронних мереж, процедури навчання та техніки регуляризації;
- ознайомити студентів з методами зниження розмірності та їхніми застосуваннями;
- ввести ймовірнісне моделювання, оцінку густини та виявлення аномалій;
- розвинути практичні навички навчання представлень та підходів самонавчання;
- забезпечити вміння реалізовувати та навчати моделі з використанням Python та PyTorch.

Література для вивчення дисципліни

Основна література

1. Goodfellow I. Deep Learning / Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, Aaron Courville. – MIT Press, 2016. – WWW: <http://www.deeplearningbook.org>.
2. Witten I. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques / Ian Witten, Eibe Frank, Mark A. Hall. – Morgan Kaufmann, 2016. – 654p.
3. Flach P. Machine Learning: The Art and Science of Algorithms that Make Sense of Data / Peter Flach. – Cambridge University Press, 2012. – 409p.
4. Raschka S. Python Machine Learning / Sebastian Raschka. – Packt Publishing, 2015. – 454p.
5. Géron A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow: Techniques and Tools to Build Learning Machines / Aurélien Géron. – O'Reilly Media, 2018. – 566p.

Додаткова література

6. Patterson J. Deep Learning: A Practitioner's Approach / Josh Patterson, Adam Gibson. – O'Reilly, 2017. – 352 p.
7. Burns S. Python Machine Learning: Machine Learning and Deep Learning with Python, scikit-learn and Tensorflow / Samuel Burns. – 2019. – 176 p.
8. Papa J. PyTorch Pocket Reference: Building and Deploying Deep Learning Models / Joe Papa. – O'Reilly, 2021. – 307 p.
9. Hope T. Learning TensorFlow: A Guide to Building Deep Learning Systems / Tom Hope, Yehezkel Resheff, Itay Lieder. – O'Reilly, 2017. – 242 p.
10. Foster D. Generative Deep Learning: Teaching Machines to Paint, Write, Compose, and Play / David Foster. – O'Reilly, 2019. – 330 p.
11. Harrison P. Deep Learning with Text / Patrick Harrison, Matthew Honnibal. – O'Reilly, 2020. – 250 p.

Обсяг курсу	Загальний обсяг Частини 2: 82 години. Аудиторних занять: 48 год., з них 16 год. лекцій і 32 год. лабораторних занять. Самостійної роботи: 34 год.
Очікувані результати навчання	Після завершення цього курсу студент буде: знати: <ul style="list-style-type: none"> • теоретичні основи емпіричної мінімізації ризику та градієнтних методів оптимізації; • принципи побудови та навчання мілких і глибоких нейронних мереж; • методи регуляризації, оптимізації та підбору гіперпараметрів у нейронних мережах; • методи зниження розмірності, зокрема PCA, t-SNE та UMAP; • принципи ймовірнісного моделювання, оцінки густини та виявлення аномалій; • концепцію навчання представлень, автоенкодерів та підходів самонавчання. вміти: <ul style="list-style-type: none"> • реалізовувати методи градієнтного спуску (BGD, SGD, MBGD) з нуля на NumPy; • проектувати, навчати та оцінювати нейронні мережі за допомогою PyTorch; • застосовувати стратегії регуляризації (L2, dropout, рання зупинка) та діагностувати проблеми оптимізації; • реалізовувати та порівнювати алгоритми зниження розмірності (PCA, SVD, t-SNE, UMAP); • будувати та застосовувати моделі оцінки густини (KDE, GMM) та методи виявлення аномалій; • будувати та інтерпретувати архітектури автоенкодерів і аналізувати їхні латентні представлення; • застосовувати техніки самонавчання та перенесення навчання до практичних задач.
Ключові слова	Машинне навчання; Нейронні мережі; Оптимізація; Градієнтний спуск; Регуляризація; Зниження розмірності; PCA; Оцінка густини; Виявлення аномалій; Навчання представлень; Автоенкодер; Самонавчання; PyTorch.
Формат курсу	Очний. Проведення лекцій, лабораторних робіт і консультацій. Основна платформа — Python (NumPy та PyTorch).
Теми	Подано нижче у таблиці Схема курсу «Машинне навчання. Частина 2».
Підсумковий контроль, форма	Екзамен у кінці семестру.

<p>Пререквізити</p>	<p>Студент повинен мати базові знання з:</p> <ul style="list-style-type: none"> • математичного аналізу; • лінійної алгебри; • теорії ймовірностей та математичної статистики; • методів оптимізації; • програмування (Python); • Машинне навчання. Частина 1. 																																							
<p>Навчальні методи та техніки, які будуть використовуватися під час викладання курсу</p>	<p>Презентації, лекції, лабораторні заняття. Домашні та індивідуальні завдання. Самостійна робота.</p>																																							
<p>Необхідне обладнання</p>	<p>Комп'ютер із встановленим Python (NumPy, PyTorch, scikit-learn, matplotlib, seaborn). Доступ до Інтернету (набори даних, документація, репозиторії).</p>																																							
<p>Критерії оцінювання (окремо для кожного виду навчальної діяльності)</p>	<p>Оцінювання проводиться за 100-бальною шкалою.</p> <table border="1" data-bbox="464 920 1426 1379"> <thead> <tr> <th colspan="2">Оцінка за шкалою ECTS</th> <th>Оцінка в балах</th> <th colspan="2">Оцінка за національною шкалою</th> <th rowspan="2">залик</th> </tr> <tr> <th colspan="2"></th> <th></th> <th>Екзамен, диференційований залік</th> <th></th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>A</td> <td>Відмінно</td> <td>100 - 90</td> <td>Відмінно</td> <td>5</td> <td rowspan="5">зараховано</td> </tr> <tr> <td>B</td> <td>Дуже добре</td> <td>81 - 89</td> <td rowspan="2">Добре</td> <td rowspan="2">4</td> </tr> <tr> <td>C</td> <td>Добре</td> <td>71 - 80</td> </tr> <tr> <td>D</td> <td>Задовільно</td> <td>61 - 70</td> <td rowspan="2">Задовільно</td> <td rowspan="2">3</td> </tr> <tr> <td>E</td> <td>Достатньо</td> <td>51 - 60</td> </tr> <tr> <td>FX (F)</td> <td>Незадовільно</td> <td>0 - 50</td> <td>Незадовільно</td> <td>2</td> <td>не зараховано</td> </tr> </tbody> </table> <p>Впродовж семестру студент може отримати 100 балів. З них:</p> <ul style="list-style-type: none"> - домашні завдання: 25% семестрової оцінки; максимальна кількість балів 25 (5 завдання по 5 балів); - індивідуальні завдання: 30% семестрової оцінки; максимальна кількість балів 30 (2 завдання по 15 балів); завдання оформлено на основі індивідуальних наборів даних з платформи Kaggle; для кожного завдання встановлено терміни здачі. Роботи, які здаються із порушенням термінів без поважних причин, оцінюються на нижчу оцінку (кожного лабораторного заняття після терміну здачі на 2 бали менше); - контрольні заміри (модулі): 45% семестрової оцінки; максимальна кількість балів 45 (3 тестові модулі в середовищі MS Teams по 15 балів); <p>Підсумкова максимальна кількість балів 100. Далі ці бали діляться на 2. Наступні 50 балів студент отримує на екзамені.</p> <p>Критерії оцінювання домашніх завдань:</p>	Оцінка за шкалою ECTS		Оцінка в балах	Оцінка за національною шкалою		залик				Екзамен, диференційований залік		A	Відмінно	100 - 90	Відмінно	5	зараховано	B	Дуже добре	81 - 89	Добре	4	C	Добре	71 - 80	D	Задовільно	61 - 70	Задовільно	3	E	Достатньо	51 - 60	FX (F)	Незадовільно	0 - 50	Незадовільно	2	не зараховано
Оцінка за шкалою ECTS		Оцінка в балах	Оцінка за національною шкалою		залик																																			
			Екзамен, диференційований залік																																					
A	Відмінно	100 - 90	Відмінно	5	зараховано																																			
B	Дуже добре	81 - 89	Добре	4																																				
C	Добре	71 - 80																																						
D	Задовільно	61 - 70	Задовільно	3																																				
E	Достатньо	51 - 60																																						
FX (F)	Незадовільно	0 - 50	Незадовільно	2	не зараховано																																			

5 балів – студент повністю виконав умови завдання; алгоритм реалізовано правильно; продемонстровано приклади використання; оформлено належним чином за допомогою Jupyter Notebook з коментарями та візуалізаціями;

3-4 бали – завдання реалізовано повністю, але з незначними помилками; оформлено не в повній відповідності до вимог: частково відсутні візуалізації або коментарі;

1-2 бали – завдання реалізовано частково або із значними помилками; відсутні приклади використання; оформлено неналежним чином;

0 балів - студент не виконав завдання.

Критерії оцінювання індивідуальних завдань:

15 балів – студент повністю виконав умови завдання; проведено попередній аналіз даних та побудовано візуалізації; здійснено вибір та порівняння архітектур для розв'язування завдання; підбрано оптимальні гіперпараметри для алгоритму; проведено аналіз та візуалізацію результатів; остаточна модель показує високий результат;

10-14 балів – студент повністю виконав умови завдання, але з незначними помилками або зауваженнями щодо оформлення роботи;

5-9 балів – студент виконав завдання частково, але при цьому зміг побудувати кінцеву модель, яка показує хороший результат; відсутній один з обов'язкових пунктів роботи: дослідження та візуалізації даних, підбору гіперпараметрів алгоритму або аналізу результатів

1-4 бали – студент виконав завдання частково з грубими помилками; присутні помилки виконання програми; відсутня кінцева модель для задачі;

0 балів – студент не виконав завдання.

Критерії оцінювання контрольних замірів (модулів):

1 бал – відповідь на запитання правильна;

0 балів – відповідь на завдання неправильна.

Академічна доброчесність: Очікується, що роботи студентів будуть їх оригінальними дослідженнями чи міркуваннями. Відсутність посилань на використані джерела, фабрикування джерел, списування, втручання в роботу інших студентів становлять, але не обмежують, приклади можливої академічної недоброчесності. Виявлення ознак академічної недоброчесності в письмовій роботі студента є підставою для її незарахування викладачем, незалежно від масштабів плагіату чи обману.

Відвідання занять є важливою складовою навчання. Очікується, що всі студенти відвідають усі лекції та лабораторні заняття курсу. Студенти повинні інформувати викладача про неможливість відвідати заняття. У будь-якому випадку студенти зобов'язані дотримуватися термінів визначених для виконання домашніх та індивідуальних завдань, передбачених курсом.

Література. Уся література, яку студенти не зможуть знайти самостійно, буде надана викладачем виключно в освітніх цілях без права її передачі третім особам. Студенти заохочуються до використання також й іншої літератури та джерел, яких немає серед рекомендованих.

Політика виставлення балів. Враховуються бали, набрані на лабораторних заняттях (здача домашніх та індивідуальних завдань) та під час контрольних замірів. При цьому обов'язково враховуються присутність на заняттях та активність студента під час лабораторного заняття; недопустимість пропусків та запізнень на заняття; користування мобільним телефоном, планшетом чи іншими мобільними пристроями під час заняття в цілях не пов'язаних з навчанням; списування та плагіат; несвоєчасне виконання поставленого завдання і т. ін.

Жодні форми порушення академічної доброчесності не толеруються.

**Питання до
екзамену**

Навчання як оптимізація

1. Емпірична мінімізація ризику (ERM): визначення та роль у машинному навчанні.
2. Функції втрат: типи, властивості та критерії вибору.
3. Варіанти градієнтного спуску: пакетний (BGD), стохастичний (SGD) та міні-пакетний (MBGD). Порівняння та компроміси.
4. Оптимізація vs узагальнення: відмінність та її наслідки для навчання моделей.
5. Рання зупинка (early stopping) як метод регуляризації.

Нейронні мережі

6. Нейрони як параметризовані функції: модель перцептронну та її узагальнення.
7. Функції активації: сигмоїда, ReLU, tanh та їхні властивості.
8. Мілкі та глибокі нейронні мережі: виразність та практичні міркування.
9. Прямий та зворотній хід: обчислення та потік градієнтів.
10. Багатокласова класифікація: softmax, крос-ентропійна функція втрат, one-vs-rest.

Оптимізація та регуляризація в нейронних мережах

11. Оптимізація на основі моменту (momentum): інтуїція та правило оновлення.
12. Оптимізатор Adam: алгоритм та переваги над SGD.
13. L2-регуляризація в нейронних мережах: вплив на ваги та узагальнення.
14. Dropout: механізм, застосування та інтерпретація.
15. Автоматичне диференціювання: принципи та реалізація в PyTorch.

Зниження розмірності

16. Прокляття розмірності: визначення, наслідки та шляхи подолання.
17. Метод головних компонент (PCA): алгоритм, геометрична інтерпретація та застосування.
18. Сингулярний розклад (SVD): зв'язок з PCA та практичне використання.
19. t-SNE: мотивація, алгоритм та типові випадки застосування.

20. UMAP: порівняння з t-SNE, переваги та обмеження.

Ймовірнісне моделювання та виявлення аномалій

21. Дискримінативні та генеративні моделі: означення, відмінності та приклади.
22. Ядерна оцінка густини (KDE): алгоритм та вибір ширини ядра.
23. Суміш гаусіан (GMM): алгоритм EM та вибір моделі.
24. Ізоляційний ліс (Isolation Forest): алгоритм, параметри та оцінка аномалій.
25. One-Class SVM: мотивація та застосування для виявлення аномалій.

Навчання представлень та автоенкодерів

26. Навчання представлень: означення, мотивація та критерії оцінювання.
27. Архітектура автоенкодера: енкодер, пляшкове горлечко та декодер.
28. Аналіз латентного простору: візуалізація, кластеризація та лінійна перевірка якості.
29. Переносимість ознак та тонке налаштування (fine-tuning): концепції та практичні міркування.

Самонавчання та сучасні глибокі моделі

30. Самонавчання (self-supervised learning): означення, мотивація та порівняння з контрольованим навчанням.
31. Навчання на позитивних-негативних парах: контрастивні цільові функції та їхнє застосування.
32. Генерація псевдо-міток та ітеративне самонавчання.
33. Згорткові нейронні мережі (CNN): архітектура та ключові операції.
34. Рекурентні нейронні мережі (RNN) та трансформери: мотивація та випадки застосування.

Опитування	Анкету-оцінку з метою оцінювання якості курсу буде надано по завершенню курсу.
-------------------	--

Схема курсу “Машинне навчання. Частина 2”

Тиж.	Тема, план, короткі тези	Форма діяльності (заняття)	Література, ресурси в інтернеті	Завдання, год.	Термін виконання
1	Тема 1. Навчання як оптимізація Емпірична мінімізація ризику (ERM); функції втрат; градієнтний спуск (BGD, SGD, MBGD); оптимізація vs узагальнення	Лекція Самостійна робота	[1–4]	2 год.	1 тиждень

	1. Базова логістична регресія з нуля Бінарна класифікація; реалізація алгоритму за допомогою NumPy; візуалізація меж рішень	Лабораторна Самостійна робота	[2,4]	2 1	1 тиждень
2	2. Логістична регресія: оптимізація та узагальнення Регуляризація; рання зупинка; реалізація SGD та MBGD; діагностика оптимізації	Лабораторна Самостійна робота	[1,2,4]	2 1	1 тиждень
3	Тема 2. Нейронні мережі як моделі Нейрони як параметризовані функції; функції активації; мілкі та глибокі нейронні мережі; експресивність НМ	Лекція Самостійна робота	[1–4]	2 1	1 тиждень
	3. Дворівнева нейронна мережа з нуля Реалізація прямого та зворотнього ходу НМ; перевірка градієнтів; вплив прихованого шару	Лабораторна Самостійна робота	[1,2]	2 1	1 тиждень
4	4. Багатокласові нейронні мережі Softmax; функція втрат крос-ентропії; one-vs-rest Індивідуальне завдання 1. Навчання як оптимізація. Нейронні мережі.	Лабораторна Самостійна робота	[1,2,4]	2 4	2 тижні
5	Тема 3. Оптимізація та регуляризація в нейронних мережах SGD; momentum; Adam; регуляризація (L2 та dropout); рання зупинка	Лекція Самостійна робота	[1–4]	2 1	1 тиждень
	5. Від NumPy до фреймворків Автоматичне диференціювання; робота з PyTorch	Лабораторна Самостійна робота	[1,2]	2 1	1 тиждень
6	6. Навчання ознак за допомогою нейронних мереж Вивчені та спроектовані риси; візуалізація та інтерпретація прихованих станів НМ Приймання індивідуального завдання 1.	Лабораторна Самостійна робота	[1–4]	2 1	1 тиждень
7	Тема 4. Геометрія високовимірних даних Прокляття розмірності; задача зменшення розмірності; видобування та вибір рис; основні алгоритми	Лекція Самостійна робота	[1,3,4]	2 1	1 тиждень
	7. Реалізація алгоритмів PCA та SVD Індивідуальне завдання 2. Зниження розмірності.	Лабораторна Самостійна робота	[1,3,4]	2 4	2 тижні
8	8. Візуалізація високовимірних даних Порівняння алгоритмів PCA; t-SNE; UMAP	Лабораторна Самостійна робота	[1,3,4]	2 1	1 тиждень

9	Тема 5. Оцінка густини та ймовірнісне моделювання Ймовірність та вірогідність; дискримінативні та генеративні моделі; параметричні та непараметричні моделі; KDE та GMM	Лекція Самостійна робота	[1,3,4]	2 1	1 тиждень
	9. Оцінка густини Реалізація алгоритмів оцінки густини KDE та GMM Приймання індивідуального завдання 2.	Лабораторна Самостійна робота	[1,3,4]	2 1	1 тиждень
10	10. Виявлення аномалій Розпізнавання на базі оцінки густини; ізоляційний ліс; One-Class SVM Індивідуальне завдання 3. Виявлення аномалій.	Лабораторна Самостійна робота	[1,3,4]	2 4	2 тижні
11	Тема 6. Навчання представлень (representation learning) Означення представлення; лінійні та нелінійні представлення; автоенкодері; оцінка представлень	Лекція Самостійна робота	[1–4]	2 1	1 тиждень
	11. Реалізація автоенкодерів засобами PyTorch Приймання індивідуального завдання 3.	Лабораторна Самостійна робота	[1,2]	2 1	1 тиждень
12	12. Дослідження латентного простору автоенкодера Візуалізація (PCA / t-SNE); кластеризація в латентному просторі; лінійна перевірка якості представлення; узагальнювальна здатність в латентному просторі Індивідуальне завдання 4. Навчання представлень. Автоенкодері.	Лабораторна Самостійна робота	[1–4]	2 4	2 тижні
13	Тема 7. Самонавчання (self-supervised learning) Навчання без міток; автоенкодері як самоконтроль; позитивні-негативні пари; зв'язок із сучасними моделями	Лекція Самостійна робота	[1–4]	2 1	1 тиждень
	13. Самонавчання на основі псевдо-міток Генерація міток; навчання моделі; аналіз помилок; аналогія з контрольованим навчанням Приймання індивідуального завдання 4.	Лабораторна Самостійна робота	[1,2]	2 1	1 тиждень
14	14. Стійкість та переносимість представлень Переносимість ознак; заморожування шарів; тонке налаштування (fine-tuning); стійкість до шуму	Лабораторна Самостійна робота	[1–4]	2 1	1 тиждень

15	Тема 8. Від машинного навчання до глибоких моделей Згорткові та рекурентні нейронні мережі; трансформери	Лекція Самостійна робота	[1–4]	2 1	1 тиждень
	15. Порівняльний аналіз моделей та дослідження їхніх обмежень	Лабораторна Самостійна робота	[1–4]	2 1	1 тиждень
16	16. Обговорення результатів Огляд студентських проєктів, підсумковий аналіз.	Лабораторна	—	2	1 тиждень