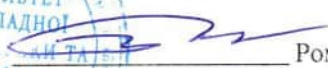


МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Львівський національний університет імені Івана Франка
Факультет прикладної математики та інформатики
Кафедра обчислювальної математики

Оновлено та затверджено
на засіданні
кафедри обчислювальної математики
факультету прикладної математики та
інформатики
Львівського національного університету
імені Івана Франка
(протокол № 6 від 21 грудня 2023р.)



Завідувач кафедри


Роман ХАПКО

Силабус з навчальної дисципліни
«Моделі глибинного машинного навчання»,
що викладається в межах ОНП Прикладна математика
другого (магістерського) рівня вищої освіти для здобувачів з
спеціальності 113 – прикладна математика

Львів 2023 р.

Назва дисципліни	Моделі глибинного машинного навчання
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 (лабораторні заняття)
Контактна інформація викладачів	Yuriy.Muzychuk@lnu.edu.ua ; https://ami.lnu.edu.ua/employee/muzychuk-yuriy 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/modeli-hlybynnoho-mashynnoho-navchannia-prykladna-matematyka-1-9
Інформація про дисципліну	Дисципліна «Моделі глибинного машинного навчання» є дисципліною на вибір зі спеціальності 113 – прикладна математика для освітньо-наукової програми «Прикладна математика», яка викладається в 1-му семестрі в обсязі 6-и кредитів (за Європейською Кредитно-Трансферною Системою ECTS).
Коротка анотація дисципліни	Курс «Моделі глибинного машинного навчання» охоплює такі розділи: Основи машинного навчання, Згорткові нейронні мережі для задач комп'ютерного зору та Моделювання послідовностей в рекурентних нейронних мережах. При розгляді цих тем основна увага зосереджується на встановленні необхідного математичного апарату для розв'язування сучасних задач машинного навчання, дослідженні архітектур нейронних мереж для відповідних практичних задач та використанні сучасних бібліотек та засобів для програмування цих алгоритмів. Викладення матеріалу здійснюється за допомогою сучасних термінів та понять з галузі інформаційних технологій.
Мета та цілі дисципліни	<i>Метою</i> курсу є ґрунтовне ознайомлення студентів із сучасними задачами машинного навчання та алгоритмами і технологіями для їхнього розв'язування. <i>Завданням</i> вивчення навчальної дисципліни є формування у студентів теоретичних знань в області машинного навчання; здобуття студентами практичних навичок для розв'язування прикладних задач за допомогою моделей глибоких нейронних мереж.
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

	<ol style="list-style-type: none"> 2. Howard J. Deep Learning for coders with Fastai and PyTorch: AI applications without a PhD / Jeremy Howard, Sylvain Gugger. – O’Reilly Media, 2020. – WWW: https://github.com/fastai/fastbook 3. Zhang A. Dive into Deep Learning / A.Zhang, Zachary C. Lipton, Mu Li, Alexander J. Smola. – arXiv preprint arXiv:2106.11342, 2021. – WWW: https://arxiv.org/abs/2106.11342 4. Buduma N. Fundamentals of Deep Learning. Designing Next-Generation Machine Intelligence Algorithms. 2nd Edition / Nithin Buduma, Nikhil Buduma, Joe Papa. – O’Reilly, 2022. – 388 p. 5. Patterson J. Deep Learning: A Practitioner's Approach / Josh Patterson, Adam Gibson. – O’Reilly, 2017. – 352 p. 6. Burns S. Python Machine Learning: Machine Learning and Deep Learning with Python, scikit-learn and Tensorflow / Samuel Burns. – 2019. – 176 p. 7. Papa J. PyTorch Pocket Reference: Building and Deploying Deep Learning Models / Joe Papa. – O’Reilly, 2021. – 307 p. 8. Falk K. Practical Recommender Systems / Kim Falk. – Manning, 2019. – 432 p. <p style="text-align: center;">Додаткова література</p> <ol style="list-style-type: none"> 9. Ye A. Modern Deep Learning Design and Application Development / Andre Ye. – Apress, 2022. – 451p. 10. Foster D. Generative Deep Learning: Teaching Machines to Paint, Write, Compose, and Play / David Foster. – O’Reilly, 2019. – 330 p. 11. Hope T. Learning TensorFlow: A Guide to Building Deep Learning Systems / Tom Hope, Yehezkel Resheff, Itay Lieder. – O’Reilly, 2017. – 242 p. 12. Harrison P. Deep Learning with Text / Patrick Harrison, Matthew Honnibal. – O’Reilly, 2020. – 250 p. 13. Watson C. A Systematic Literature Review on the Use of Deep Learning in Software Engineering Research / Cody Watson, Nathan Cooper, David Nader Palacio, Kevin Moran, Denys Poshyvanyk. – arXiv preprint arXiv:2009.06520v2, 2021. – WWW: https://arxiv.org/pdf/2009.06520.pdf 14. Theobald O. Machine Learning: Make Your Own Recommender System / Oliver Theobald. – Scatterplot Press, 2018. – 129 p.
Обсяг курсу	Загальний обсяг: 180 годин. Аудиторних занять: 64 год., з них 32 години лекцій та 32 години лабораторних робіт. Самостійної роботи: 116 год.
Очікувані результати навчання	<p>Після завершення цього курсу студент буде:</p> <p>Знати:</p> <ul style="list-style-type: none"> - математичне формулювання поширених сучасних задач машинного навчання, - найбільш продуктивні різновиди глибоких нейронних мереж та способи їхнього застосування. <p>Вміти:</p> <ul style="list-style-type: none"> - на основі поставлених вимог спроектувати та реалізувати нейронну мережу з використанням актуальної бібліотеки машинного навчання, - оцінити результати роботи побудованої мережі та запропонувати ідеї для покращення точності отриманих результатів. <p>Даний курс сприятиме формуванню та поглибленню таких соціальних, «м’яких» навичок (soft skills):</p> <ul style="list-style-type: none"> - <i>критичне мислення</i> – аналіз даних, розуміння складних алгоритмів та оцінка моделей машинного навчання стимулюють до аналітичного підходу до розв’язування поставлених задач. - <i>комунікація</i> – необхідність презентувати результати своїх індивідуальних проектів та пояснювати тонкощі роботи алгоритмів

	<p>вдосконалюють здатність чітко та ефективно доносити до аудиторії складну інформацію.</p> <ul style="list-style-type: none"> - <i>прийняття рішень</i> – вибір необхідних алгоритмів, наборів даних та параметрів для ефективного розв’язування поставлених задач спонукатиме до прийняття проінформованих рішень, орієнтованих на факти. - <i>гнучкість</i> – машинне навчання, як сфера комп’ютерних наук, яка активно розвивається через швидку появу нових технологій та методик, вимагають гнучкості мислення та постійного навчання. 																																				
Ключові слова	Машинне навчання, глибокі нейронні мережі, numpy, pandas, tensorflow, pytorch, mxnet.																																				
Формат курсу	Очний. Проведення лекцій, лабораторних робіт і консультацій.																																				
Теми	Подано нижче у таблиці Схема курсу “Моделі глибинного машинного навчання”																																				
Підсумковий контроль, форма	Залік																																				
Пререквізити	Для вивчення курсу студенти потребують базових знань з <ul style="list-style-type: none"> - Основ програмування - Програмного забезпечення - Теорії імовірності та математичної статистики - Основ машинного навчання 																																				
Навчальні методи та техніки, які будуть використовуватися під час викладання курсу	Презентації, лекції (лекція-розповідь, лекція-бесіда), модульний контроль. Домашні та індивідуальні завдання																																				
Необхідне обладнання	Комп’ютер із програмним забезпеченням Visual Studio Code.																																				
Критерії оцінювання (окремо для кожного виду навчальної діяльності)	<p>Оцінювання проводиться за 100-бальною шкалою.</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2" rowspan="2">Оцінка за шкалою ECTS</th> <th rowspan="2">Оцінка в балах</th> <th colspan="2">Оцінка за національною шкалою</th> <th rowspan="2">залік</th> </tr> <tr> <th colspan="2">Екзамен, диференційований залік</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>A</td> <td>Відмінно</td> <td>100 - 90</td> <td>Відмінно</td> <td>5</td> <td rowspan="4">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: 20% семестрової оцінки; максимальна кількість балів 20 (4 завдання по 5 балів); - індивідуальні завдання: 50% семестрової оцінки; максимальна кількість балів 50 (2 завдання по 25 балів); завдання оформлено у вигляді приватних змагань на платформі Kaggle; для кожного 	Оцінка за шкалою ECTS		Оцінка в балах	Оцінка за національною шкалою		залік	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		залік																													
		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																																

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): 30% семестрової оцінки; максимальна кількість балів 30 (3 тестові модулі в середовищі MS Teams по 10 балів);

Підсумкова максимальна кількість балів 100.

Критерії оцінювання домашніх завдань:

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:

25 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 кращий результат, ніж базова модель, наведена у завданні; оформлено за допомогою Jupyter Notebook та збережено в системі контролю версій GitHub або на платформі Kaggle;

20-24 бали – студент повністю виконав умови завдання, але з незначними помилками або зауваженнями щодо оформлення роботи;

15-19 балів – студент виконав завдання частково, але при цьому зміг побудувати кінцеву модель, яка показує високий результат; відсутній один з обов'язкових пунктів роботи: дослідження та візуалізації даних, підбору гіперпараметрів алгоритму або аналізу результатів;

10-14 балів – студент виконав завдання частково; алгоритм реалізовано з помилками; кінцева модель характеризується низьким результатом точності; пропущені два або більше етапів роботи;

5-9 балів – студент виконав завдання частково; проведено лише завантаження даних та їх поверхневе дослідження; не побудована кінцева модель для задачі;

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.

Неформальна освіта: Додаткові бали за дисципліну можна отримати, пройшовши один або більше курсів за даною тематикою на популярних онлайн платформах. Запропоновані курси на вибір (інші курси можливі лише після підтвердження від лектора):

	<ul style="list-style-type: none"> - https://www.deeplearning.ai/courses/tensorflow-developer-professional-certificate/ - https://www.deeplearning.ai/courses/tensorflow-advanced-techniques-specialization/ - https://www.deeplearning.ai/courses/deep-learning-specialization/ - https://www.edx.org/professional-certificate/deep-learning - https://www.udacity.com/course/deep-learning-nanodegree--nd101 - https://www.pluralsight.com/paths/deep-learning-literacy-practical-application - https://www.coursera.org/learn/probabilistic-deep-learning-with-tensorflow2 <p>В такому випадку кожний курс оцінюватиметься по 30 балів. Необхідні вимоги для отримання додаткових балів:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Курс завершено успішно (з результатом більше, ніж 80%); 2. Доступний іменний сертифікат про завершення; 3. Продемонстровано коротку презентацію-звіт про проходження курсу на лабораторному занятті. <p>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.</p> <p>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.</p> <p>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.</p> <p>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 запізнь 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.</p> <p>Жодні форми порушення академічної доброчесності не толеруються.</p>
<p>Питання до контрольних замірів</p>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Лінійна алгебра. Тензори. Операції з тензорами. 2. Випадкові величини. Очікування. 3. Градієнт. Автоматичне диференціювання. 4. Задачі регресії. Лінійна регресія. 5. Бінарна класифікація. Логістична регресія. 6. Багатошаровий перцептрон. Нейрони та шари. Функції активації. Штрафна функція. Пряме та зворотне поширення. 7. Оптимізація та регуляризація роботи нейронних мереж. 8. Згорткові нейронні мережі. Згортка. Відступ та крок. Об'єднуючий шар.

	<p>9. Сучасні задачі комп'ютерного зору та архітектури згорткових мереж.</p> <p>10. Рекурентні мережі. Види та архітектура.</p> <p>11. Сучасні рекурентні мережі. LSTM, GRU, Encoder-decoder.</p> <p>12. Представлення тексту для роботи з рекурентними мережами.</p> <p>13. Механізм уваги. Трансформери. BERT.</p> <p>14. Генеративні мережі із суперником.</p>
Опитування	Анкету-оцінку з метою оцінювання якості курсу буде надано по завершенню курсу.

Схема курсу “*Моделі глибокого машинного навчання*”

Тижень	Тема, план, короткі тези	Форма діяльності (заняття)	Література, Ресурси в інтернеті	Завдання, год.	Термін виконання
1	Тема 1. Вступ (<i>Означення машинного навчання. Типи машинного навчання. Прикладні задачі</i>)	Лекція (2 год.)	[1], [3-5], [13]	Опрацювання лекційного матеріалу (2 год.)	1 тиждень
	Тема 1. Обробка даних. (<i>Бібліотеки NumPy, Pandas, Matplotlib, Seaborn, PyCaret</i>) Домашнє завдання №1. Розв'язати модельну задачу класифікації тексту засобами бібліотеки PyCaret.	Лабораторне (2 год.)	[4], [6]	Виконання завдання №1 (4 год.)	3 тижні
2	Тема 2. Математичне підґрунтя машинного навчання (<i>Необхідні елементи з курсів: Лінійна алгебра, Математичний аналіз, Теорія імовірностей та математична статистика</i>)	Лекція (2 год.)	[1], [3]	Опрацювання лекційного матеріалу (2 год.)	1 тиждень
	Тема 2. Автоматичне диференціювання (<i>Бібліотеки глибокого навчання (БГН): TensorFlow, PyTorch, MXNet</i>)	Лабораторне (2 год.)	[3]	Опрацювання лекційного матеріалу (2 год.)	1 тиждень
3	Тема 3. Лінійна регресія (<i>Постановка задачі. Вибір штрафної функції. Градієнтний спуск. Регуляризація</i>)	Лекція (2 год.)	[1], [3]	Опрацювання лекційного матеріалу (2 год.)	1 тиждень
	Тема 3. Реалізація алгоритму лінійної регресії	Лабораторне (2 год.)	[3], [7],	Опрацювання	1 тиждень

	засобами БГН (Використання TensorFlow та PyTorch для розв'язування задачі регресії із багатьма змінними)		[11]	лекційного матеріалу (2 год.)	
4	Тема 4. Логістична регресія (Постановка задачі. Вибір штрафної функції. Градієнтний спуск. Регуляризація)	Лекція (2 год.)	[1], [3]	Опрацювання лекційного матеріалу (6 год.)	1 тиждень
	Тема 4. Реалізація алгоритму логістичної регресії засобами БГН (Використання TensorFlow та PyTorch для розв'язування задачі бінарної класифікації) Здача домашнього завдання №1. Домашнє завдання №2. Розв'язати модельну задачу класифікації тексту засобами ChatGPT.	Лабораторне (2 год.)	[3], [7], [11]	Виконання завдання №2 (4 год.)	2 тижні
5	Тема 5. Багатощаровий перцептрон (Архітектура. Нейрони та шари. Ваги та активаційні функції. Пряме та зворотнє поширення похибки. Штрафна функція)	Лекція (2 год.)	[1], [3]	Опрацювання лекційного матеріалу (6 год.)	1 тиждень
	Тема 5. Особливості проектування нейронних мереж (Вибір та реалізація архітектури НМ засобами PyTorch. Побудова тренувального циклу. Модельні задачі)	Лабораторне (2 год.)	[3], [7], [11]	Опрацювання лекційного матеріалу (4 год.)	1 тиждень
6	Тема 6. Оптимізація та регуляризація (Оптимізація та регуляризація. Глобальний та локальний мінімум. Зникаючі та вибухові градієнти. Стохастичний ГС. Адам. Планування швидкості навчання)	Лекція (2 год.)	[1], [3]	Опрацювання лекційного матеріалу (4 год.)	1 тиждень
	Тема 6. Робота з табличними даними (Трансформації даних для використання в алгоритмах машинного навчання)	Лабораторне (2 год.)	[3], [6], [7], [11]	Опрацювання лекційного матеріалу (2 год.)	1 тиждень

	Здача домашнього завдання №2.				
7	Тема 7. Архітектура згорткових нейронних мереж (Згортка. Відступ та крок. Об'єднуючий шар. Множинні вхідні та вихідні канали)	Лекція (2 год.)	[3]	Опрацювання лекційного матеріалу (4 год.)	1 тиждень
	Тема 7. Реалізація згорткових нейронних мереж засобами БГН (Використання бібліотеки PyTorch для проектування згорткових нейронних мереж) Контрольний замір №1. Домашнє завдання №3. Згорткові мережі для задачі розпізнавання обличчя.	Лабораторне (2 год.)	[2-3], [6], [7], [11]	Виконання завдання №3 (4 год)	3 тижні
8	Тема 8. Сучасні згорткові мережі (Архітектура мереж AlexNet, VGG, GoogLeNet, ResNet)	Лекція (2 год.)	[3]	Опрацювання лекційного матеріалу (4 год.)	1 тиждень
	Тема 8. Згорткові нейронні мережі на прикладах наборів даних MNIST та FashionMNIST (Порівняння результативності різних архітектур нейронних мереж) Індивідуальне завдання №1. Розв'язати задачу класифікації зображень на платформі Kaggle. Доповідь про результати.	Лабораторне (2 год.)	[2-3], [6], [7],	Підготувати доповідь (індивідуальне завдання №1) (8 год)	4 тижні
9	Тема 9. Задачі комп'ютерного зору (Класифікація зображень. Розпізнавання об'єктів)	Лекція (2 год.)	[3], [9-11]	Опрацювання лекційного матеріалу (2 год.)	1 тиждень
	Тема 9. Класифікація зображень (Модифікація зображень. Перенесення результатів навчання) Домашнє завдання №4. Модель YOLO для розпізнавання об'єктів на	Лабораторне (2 год.)	[2-3], [7], [9-11]	Виконання завдання №4 (8 год)	4 тижні

	зображенні.				
10	Тема 10. Архітектура рекурентних нейронних мереж (Зворотнє поширення похибки через час)	Лекція (2 год.)	[3], [9-11]	Опрацювання лекційного матеріалу (4 год.)	1 тиждень
	Тема 10. Реалізація рекурентних нейронних мереж засобами БГН (Використання бібліотеки TensorFlow для проектування рекурентних нейронних мереж) Здача домашнього завдання №3. Індивідуальне завдання №2. Розв'язати задачу класифікації тексту на платформі Kaggle. Доповідь про результати.	Лабораторне (2 год.)	[3], [6], [9-11]	Підготувати доповідь (індивідуальне завдання №2) (10 год)	5 тижнів
11	Тема 11. Сучасні рекурентні мережі (Архітектура мереж GRU, LSTM, Encoder-decoder)	Лекція (2 год.)	[2], [3]	Опрацювання лекційного матеріалу (4 год.)	1 тиждень
	Тема 11. Глибокі рекурентні нейронні мережі. (Двонапрямлені рекурентні нейронні мережі) Контрольний замір №2. Здача індивідуального завдання №1.	Лабораторне (2 год.)	[3], [6], [9-11]	Опрацювання лекційного матеріалу (2 год.)	1 тиждень
12	Тема 12. Увага та трансформери (Механізм уваги. Архітектура трансформерів.)	Лекція (2 год.)	[1], [3], [12]	Опрацювання лекційного матеріалу (4 год.)	1 тиждень
	Тема 12. Використання трансформерів в задачах розуміння природніх мов та комп'ютерного зору.	Лабораторне (2 год.)	[3], [12]	Опрацювання лекційного матеріалу (2 год.)	1 тиждень
13	Тема 13. Робота із природніми мовами (Представлення тексту. Word2vec, GloVe. BERT)	Лекція (2 год.)	[3], [12]	Опрацювання лекційного матеріалу (4 год.)	1 тиждень

	Тема 13. Тренування моделі мови Здача домашнього завдання №4.	Лабораторне (2 год.)	[3], [12]	Опрацювання лекційного матеріалу (2 год.)	1 тиждень
14	Тема 14. Прикладні задачі розуміння природніх мов (<i>Класифікація тексту. Визначення сутностей в тексті. Підсумовування текстів</i>)	Лекція (2 год.)	[3], [12]	Опрацювання лекційного матеріалу (4 год.)	1 тиждень
	Тема 14. Знайомство із бібліотекою HuggingFace	Лабораторне (2 год.)	[2], [6-7]	Опрацювання лекційного матеріалу (2 год.)	1 тиждень
15	Тема 15. Генеративні нейронні мережі (<i>Генератор та дискримінатор. Цільова функція. Глибокі генеративні мережі</i>)	Лекція (2 год.)	[10]	Опрацювання лекційного матеріалу (4 год.)	1 тиждень
	Тема 15. Демонстрація роботи генеративних мереж. Здача індивідуального завдання №2.	Лабораторне (2 год.)	[2], [6-7], [10]	Опрацювання лекційного матеріалу (2 год.)	1 тиждень
16	Тема 16. Рекомендаційні системи (<i>Факторизація матриць. Передбачення рейтингів.</i>)	Лекція (2 год.)	[8], [14]	Опрацювання лекційного матеріалу (2 год.)	1 тиждень
	Тема 16. Ранжування персоналізованих результатів у рекомендаційних системах Контрольний замір №3.	Лабораторне (2 год.)	[8], [14]		

Discipline name	Deep machine learning models
Address where the discipline is taught	The main building of Ivan Franko National University of Lviv 1, Universytetska st., Lviv
The faculty and department under which the discipline is established	Faculty of Applied Mathematics and Informatics Department of Computational Mathematics
Field of knowledge, code and name of specialty	11 – mathematics and statistics 113 – applied mathematics
Teachers of the discipline	Muzychuk Yuriy Anatoliyovych, Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor of the Department of Computational Mathematics, Harasym Yaroslav Stepanovych, Senior Lecturer of the Department of Computational Mathematics (laboratory classes)
Contact information of teachers	Yuriy.Muzychuk@lnu.edu.ua ; https://ami.lnu.edu.ua/employee/muzychuk-yuriy Iaroslav.Harasym@lnu.edu.ua ; https://ami.lnu.edu.ua/employee/harasym Room 262, The main building of Ivan Franko National University of Lviv, 1, Universytetska st., Lviv
Consultations on issues of training in the discipline are taking place	Consultations on the day of lectures/laboratory sessions (by prior agreement).
Course page	https://ami.lnu.edu.ua/en/course/deep-learning-models
Information about the discipline	The discipline "Models of deep machine learning" is a discipline -of choice from specialty 113 - applied mathematics for the educational program "Applied Mathematics", which is taught in the 1st semester in the amount of 6 credits (according to the European Credit Transfer System ECTS).
Brief abstract of the discipline	The course "Deep machine learning models" covers the following sections: Basics of machine learning, Convolutional neural networks for computer vision problems, and Modeling sequences with recurrent neural networks. When considering these topics, the main focus is on establishing the necessary mathematical apparatus for solving modern machine learning problems, researching neural network architectures for relevant practical problems, and using modern libraries and tools for programming of these algorithms. The presentation of the material is carried out using modern terms and concepts from the field of information technologies.
Goal and objectives of the discipline	<i>The goal of</i> the course is to familiarize students with modern machine learning problems; algorithms and technologies for solving them. <i>The objectives of</i> studying the academic discipline is the formation of students' theoretical knowledge in the field of machine learning; students'

	acquisition of practical skills for solving applied problems using models of deep neural networks.
Literature for the discipline	<p style="text-align: center;">Basic literature</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Goodfellow I. Deep Learning / Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, Aaron Courville. – MIT Press, 2016. – WWW: http://www.deeplearningbook.org 2. Howard J. Deep Learning for coders with Fastai and PyTorch: AI applications without a PhD / Jeremy Howard, Sylvain Gugger. – O’Reilly Media, 2020. – WWW: https://github.com/fastai/fastbook 3. Zhang A. Dive into Deep Learning / A.Zhang, Zachary C. Lipton, Mu Li, Alexander J. Smola. – arXiv preprint arXiv:2106.11342, 2021. – WWW: https://arxiv.org/abs/2106.11342 4. Buduma N. Fundamentals of Deep Learning. Designing Next-Generation Machine Intelligence Algorithms. 2nd Edition / Nithin Buduma, Nikhil Buduma, Joe Papa. – O’Reilly, 2022. – 388 p. 5. Patterson J. Deep Learning: A Practitioner's Approach / Josh Patterson, Adam Gibson. – O’Reilly, 2017. – 352 p. 6. Burns S. Python Machine Learning: Machine Learning and Deep Learning with Python, scikit-learn and Tensorflow / Samuel Burns. – 2019. – 176 p. 7. Papa J. PyTorch Pocket Reference: Building and Deploying Deep Learning Models / Joe Papa. – O’Reilly, 2021. – 307 p. 8. Falk K. Practical Recommender Systems / Kim Falk. – Manning, 2019. – 432 p. <p style="text-align: center;">Additional literature</p> <ol style="list-style-type: none"> 9. Ye A. Modern Deep Learning Design and Application Development / Andre Ye. – Apress, 2022. – 451p. 10. Foster D. Generative Deep Learning: Teaching Machines to Paint, Write, Compose, and Play / David Foster. – O’Reilly, 2019. – 330 p. 11. Hope T. Learning TensorFlow: A Guide to Building Deep Learning Systems / Tom Hope, Yehezkel Resheff, Itay Lieder. – O’Reilly, 2017. – 242 p. 12. Harrison P. Deep Learning with Text / Patrick Harrison, Matthew Honnibal. – O’Reilly, 2020. – 250 p. 13. Watson C. A Systematic Literature Review on the Use of Deep Learning in Software Engineering Research / Cody Watson, Nathan Cooper, David Nader Palacio, Kevin Moran, Denys Poshyvanyk. – arXic preprint arXiv:2009.06520v2, 2021. – WWW: https://arxiv.org/pdf/2009.06520.pdf 14. Theobald O. Machine Learning: Make Your Own Recommender System / Oliver Theobald. – Scatterplot Press, 2018. – 129 p.
Scope of the course	Total volume: 180 hours. Classroom classes: 64 hours, including 32 hours of lectures and 32 hours of laboratory work. Independent work: 116 hours.
Expected learning outcomes	<p>Upon completion of this course, the student will:</p> <p>Know :</p> <ul style="list-style-type: none"> - mathematical formulation of common modern machine learning problems, - the most productive types of deep neural networks and methods of their application. <p>Be able to :</p> <ul style="list-style-type: none"> - on the basis of the set requirements, design and implement a neural network using a specialized machine learning library,

	<ul style="list-style-type: none"> - evaluate the results of the constructed network and propose ideas for improvement of the accuracy of the obtained results. 																																							
Keywords	Machine learning, deep neural networks, numpy, pandas, tensorflow, pytorch, mxnet.																																							
Course format	Face-to-face Conducting lectures, laboratory sessions and consultations.																																							
Topics	See below in the table Scheme of the course "Deep machine learning models"																																							
Final control, form	Test																																							
Prerequisites	To study the course, students need basic knowledge of <ul style="list-style-type: none"> - Fundamentals of programming - Software development - Probability theory and mathematical statistics - Basics of machine learning 																																							
Teaching methods -and techniques that will be used during the teaching of the course	Presentations, lectures, modular control. Homework and individual tasks.																																							
Required equipment	Computer with software: Visual Studio Code.																																							
Evaluation criteria -(separately for each type of educational activity)	The assessment is carried out on a 100-point scale.																																							
	<table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">Evaluation on the ECTS scale</th> <th rowspan="2">Score in points</th> <th colspan="3">Evaluation on a national scale</th> </tr> <tr> <th colspan="2"></th> <th>Exam, setoff</th> <th>differentiated</th> <th>Setoff</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>A</td> <td>Excellent</td> <td>100 - 90</td> <td>Excellent</td> <td>5</td> <td rowspan="5">counted</td> </tr> <tr> <td>B</td> <td>Very good</td> <td>81-89</td> <td rowspan="2">Good</td> <td rowspan="2">4</td> </tr> <tr> <td>C</td> <td>Good</td> <td>71-80</td> </tr> <tr> <td>D</td> <td>Satisfactory</td> <td>61 - 70</td> <td rowspan="2">Satisfactory</td> <td rowspan="2">3</td> </tr> <tr> <td>E</td> <td>Enough</td> <td>51-60</td> </tr> <tr> <td>FX (F)</td> <td>Unsatisfactory</td> <td>0 - 50</td> <td>Unsatisfactory</td> <td>2</td> <td>not counted</td> </tr> </tbody> </table>	Evaluation on the ECTS scale		Score in points	Evaluation on a national scale					Exam, setoff	differentiated	Setoff	A	Excellent	100 - 90	Excellent	5	counted	B	Very good	81-89	Good	4	C	Good	71-80	D	Satisfactory	61 - 70	Satisfactory	3	E	Enough	51-60	FX (F)	Unsatisfactory	0 - 50	Unsatisfactory	2	not counted
	Evaluation on the ECTS scale		Score in points		Evaluation on a national scale																																			
				Exam, setoff	differentiated	Setoff																																		
	A	Excellent	100 - 90	Excellent	5	counted																																		
	B	Very good	81-89	Good	4																																			
	C	Good	71-80																																					
	D	Satisfactory	61 - 70	Satisfactory	3																																			
E	Enough	51-60																																						
FX (F)	Unsatisfactory	0 - 50	Unsatisfactory	2	not counted																																			
During the semester, a student can get 100 points. Of them:																																								
<ul style="list-style-type: none"> - homework: 20% of the semester grade; the maximum number of points is 20 (4 tasks of 5 points each); - individual tasks: 50% of the semester grade; the maximum number of points is 50 (2 tasks of 25 points each); the task is designed as a private competition on the Kaggle platform; deadlines are set for each task. Students' works that are submitted late without valid reasons are evaluated at a lower grade (2 points less for each laboratory session 																																								

after the submission deadline);

- control measures (modules): 30% of the semester grade; the maximum number of points is 30 (3 test modules in the MS Teams environment, 10 points each);

The final maximum number of points is 100.

Evaluation criteria for homework tasks:

5 points – the student fully fulfilled the conditions of the assignment; the algorithm is implemented correctly; examples of use are demonstrated; styled properly using Jupyter Notebook with comments and visualizations;

3-4 points – the task is fully implemented, but with minor errors; is not designed in full accordance with the requirements: visualizations or comments are partially missing;

1-2 points – the task is implemented partially or with significant errors; no examples of use; improperly executed;

0 points - the student did not complete the task.

Evaluation criteria for individual tasks:

25 points – the student fully fulfilled the conditions of the task; preliminary data analysis was carried out and visualizations were built; the selection and comparison of architectures for solving the task was carried out; optimal hyperparameters for the algorithm were selected; results were analyzed and visualized; the final model shows a better result than the base model given in the task; executed as a Jupyter Notebook and stored in the GitHub version control system or on the Kaggle platform;

20-24 points – the student has fully fulfilled the conditions of the task, but with minor errors or comments regarding the design of the work;

15-19 points - the student completed the task partially, but at the same time was able to build a final model that shows a high result; one of the mandatory points of work is missing: research and visualization of data, selection of hyperparameters of the algorithm or analysis of results;

10-14 points – the student completed the task partially; the algorithm is implemented with errors; the final model is characterized by a low accuracy result; two or more stages of work are missing;

5-9 points – the student completed the task partially; only data loading and their superficial research were carried out; the final model for the problem is not built;

1-4 points – the student partially completed the task with gross errors; program execution errors are present; there is no final model for the problem;

0 points - the student did not complete the task.

Evaluation criteria of control measurements (modules):

1 point – the answer to the question is correct;

0 points - the answer to the task is incorrect.

Academic Integrity: Students' works are expected to be their own original research or reasoning. Lack of references to used sources, fabrication of

	<p>sources, plagiarism, interference in the work of other students are, but are not limited to, examples of possible -academic dishonesty. The detection of signs of academic dishonesty in a student-'s written work is a reason for its rejection by -the teacher, regardless of the scale of plagiarism or deception.</p> <p>Attending classes is an important part of learning. All students are expected to attend all lectures and laboratory sessions of the course. Students must inform the teacher about the impossibility to attend classes. In any case, students are obliged to adhere to the deadlines -set for homework and individual assignments provided by the course.</p> <p>Literature. All literature that students cannot find on their own will be provided by the teacher for educational purposes only, without the right to transfer it to third parties. Students are also encouraged to use other literature and sources that are not among the recommended ones.</p> <p>Scoring policy. Points scored on laboratory classes (homeworks and individual tasks) and during testing are taken into account. At the same time, attendance of classes and the student's activity during practical sessions must be taken into account; inadmissibility of absences and lateness to classes; using a mobile phone, tablet or other mobile -devices during class for purposes not related to education; plagiarism; untimely performance of the assigned task, etc.</p> <p>Any form of breach of academic integrity will not be tolerated.</p>
Questions for control measurements	<ol style="list-style-type: none"> 1. Linear algebra. Tensors. Operations on tensors. 2. Random variables. Expectation. 3. Gradient. Automatic differentiation. 4. Regression problems. Linear regression. 5. Binary classification. Logistic regression. 6. Multilayer perceptron. Neurons and layers. Activation functions. Penalty function. Forward and reverse propagation. 7. Optimization and regularization of neural networks. 8. Convolutional neural networks. Padding and stride. Pooling layer. 9. Modern problems of computer vision and architecture of convolutional networks. 10. Recurrent networks. Views and architecture. 11. Modern recurrent networks. LSTM, GRU, Encoder-decoder. 12. Text representation in recurrent networks. 13. Attention mechanism. Transformers. BERT. 14. Generative adversarial networks.
Poll	An evaluation questionnaire for the purpose of assessing the quality of the course will be provided upon completion -of the course.

Scheme of the course "*Deep machine learning models*"

Week	Topic, plan, short theses	Form of activity (class)	Literature, Internet resources	Assignment, hours	Deadline
------	---------------------------	--------------------------	--------------------------------	-------------------	----------

1	Topic 1. Introduction (<i>Definition of machine learning. Types of machine learning. Applied problems</i>)	Lecture (2 hours)	[1], [3-5], [13]	Processing of lecture material (2 hours)	1 week
	Topic 1. Data processing. (<i>Libraries Numpy, Pandas, Matplotlib, Seaborn, PyCaret</i>) Homework № 1. Solve the model problem of text classification using the toolset of the PyCaret library.	Laboratory (2 hours)	[4], [6]	Completi on of task № 1 (4 hours)	3 weeks
2	Topic 2. Mathematical basis of machine learning (<i>Necessary elements from the courses: Linear algebra, Mathematical analysis, Probability theory and mathematical statistics</i>)	Lecture (2 hours)	[13]	Processing of lecture material (2 hours)	1 week
	Topic 2. Automatic differentiation (<i>Deep learning libraries: TensorFlow, PyTorch, MXNet</i>)	Laboratory (2 hours)	[3]	Processing of lecture material (2 hours)	1 week
3	Topic 3. Linear regression (<i>Problem statement. Choice of penalty function. Gradient descent. Regularization</i>)	Lecture (2 hours)	[13]	Processing of lecture material (2 hours)	1 week
	Topic 3. Implementation of the linear regression algorithm by means of DLL (<i>Using TensorFlow and PyTorch to solve the regression problem with many variables</i>)	Laboratory (2 hours)	[3], [7], [11]	Processing of lecture material (2 hours)	1 week
4	Topic 4. Logistic regression (<i>Problem formulation. Choice of penalty function. Gradient descent. Regularization</i>)	Lecture (2 hours)	[13]	Processing of lecture material (6 hours)	1 week
	Topic 4. Implementation of the logistic regression algorithm using DLL (<i>Using TensorFlow and PyTorch to</i>	Laboratory (2 hours)	[3], [7], [11]	Completi on of task № 2 (4 hours)	2 weeks

	<p><i>solve the problem of binary classification)</i></p> <p>Submission of homework № 1.</p> <p>Homework № 2. Solve the model problem of text classification using ChatGPT.</p>				
5	<p>Topic 5. Multilayer perceptron (<i>Architecture. Neurons and layers. Weights and activation functions. Forward and backward propagation of error. Penalty function</i>)</p>	Lecture (2 hours)	[13]	Processing of lecture material (6 hours)	1 week
	<p>Topic 5. Peculiarities of designing neural networks (<i>Selection and implementation of the NN architecture using PyTorch. Building a training cycle. Model problems</i>)</p>	Laboratory (2 hours)	[3], [7], [11]	Processing of lecture material (4 hours)	1 week
6	<p>Topic 6. Optimization and regularization (<i>Optimization and regularization. Global and local minimum. Decaying and explosive gradients. Stochastic GD. Adam. Learning rate planning</i>)</p>	Lecture (2 hours)	[13]	Processing of lecture material (4 hours)	1 week
	<p>Topic 6. Working with tabular data (<i>Data transformations for use in machine learning algorithms</i>)</p> <p>Submission of homework № 2.</p>	Laboratory (2 hours)	[3], [6], [7], [11]	Processing of lecture material (2 hours)	1 week
7	<p>Topic 7. Architecture of convolutional neural networks (<i>Convolution. Offset and stride. Pooling layer. Multiple input and output channels</i>)</p>	Lecture (2 hours)	[3]	Processing of lecture material (4 hours)	1 week
	<p>Topic 7. Implementation of</p>	Laboratory (2	[2-3], [6],	Completio	3 weeks

	convolutional neural networks by means of DLL (<i>Using the PyTorch library for designing convolutional neural networks</i>) Control measurement № 1. Homework №3. Convolutional networks for face recognition.	hours)	[7], [11]	n of task № 3 (4 hours)	
8	Topic 8. Modern convolutional networks (<i>AlexNet, VGG, GoogLeNet, ResNet network architecture</i>)	Lecture (2 hours)	[3]	Processing of lecture material (4 hours)	1 week
	Topic 8. Convolutional neural networks on the examples of MNIST and FashionMNIST datasets (<i>Comparison of performances of different neural network architectures</i>) Individual task №1. Solve the problem of image classification on the Kaggle platform. Report on the results.	Laboratory (2 hours)	[2-3], [6], [7],	Prepare a report (individual task № 1) (8 hours)	4 weeks
9	Topic 9. Computer vision tasks (<i>Image classification. Object recognition</i>)	Lecture (2 hours)	[3], [9-11]	Processing of lecture material (2 hours)	1 week
	Topic 9. Classification of images (<i>Modification of images. Transfer of learning results</i>) Homework № 4. The YOLO model for image object detection.	Laboratory (2 hours)	[2-3], [7], [9-11]	Completion of task № 4 (8 hours)	4 weeks
10	Topic 10. Architecture of recurrent neural networks (<i>Backpropagation of error</i>)	Lecture (2 hours)	[3], [9-11]	Processing of lecture material	1 week

	<i>through time)</i>			(4 hours)	
	<p>Topic 10. Implementation of recurrent neural networks using BGN (<i>Using the TensorFlow library for designing recurrent neural networks</i>)</p> <p>Submission of homework № 3.</p> <p>Individual task № 2. Solve the problem of text classification on the Kaggle platform. Report on the results.</p>	Laboratory (2 hours)	[3], [6], [9-11]	Prepare a report (individual task № 2) (10 hours)	5 weeks
11	Topic 11. Modern recurrent networks (<i>Architecture of GRU, LSTM, Encoder-decoder networks</i>)	Lecture (2 hours)	[2], [3]	Processing of lecture material (4 hours)	1 week
	<p>Topic 11. Deep recurrent neural networks. (<i>Bidirectional recurrent neural networks</i>)</p> <p>Control measurement #2.</p> <p>Submission of individual task № 1.</p>	Laboratory (2 hours)	[3], [6], [9-11]	Processing of lecture material (2 hours)	1 week
12	Topic 12. Attention and transformers (<i>Mechanism of attention. Architecture of transformers.</i>)	Lecture (2 hours)	[1], [3], [12]	Processing of lecture material (4 hours)	1 week
	Topic 12. The use of transformers in tasks of understanding natural languages and computer vision.	Laboratory (2 hours)	[3], [12]	Processing of lecture material (2 hours)	1 week
13	Topic 13. Working with natural languages (<i>Text representation. Word2vec, GloVe. BERT</i>)	Lecture (2 hours)	[3], [12]	Processing of lecture material (4 hours)	1 week
	Topic 13. Training the	Laboratory (2 hours)	[3], [12]	Processing	1 week

	language model Submission of homework № 4.	hours)		of lecture material (2 hours)	
14	Topic 14. Applied tasks of understanding natural languages (<i>Classification of the text. Definition of essences in the text. Summarization of the texts</i>)	Lecture (2 hours)	[3], [12]	Processing of lecture material (4 hours)	1 week
	Topic 14. Getting to know the HuggingFace library	Laboratory (2 hours)	[2], [6-7]	Processing of lecture material (2 hours)	1 week
15	Topic 15. Generative neural networks (<i>Generator and discriminator. Objective function. Deep generative networks</i>)	Lecture (2 hours)	[10]	Processing of lecture material (4 hours)	1 week
	Topic 15. Demonstration of generative networks. Submission of individual task № 2.	Laboratory (2 hours)	[2], [6-7], [10]	Processing of lecture material (2 hours)	1 week
16	Topic 16. Recommender systems (<i>Factorization of matrices. Prediction of ratings.</i>)	Lecture (2 hours)	[8], [14]	Processing of lecture material (2 hours)	1 week
	Topic 16. Ranking of personalized results in recommender systems Control measurement № 3.	Laboratory (2 hours)	[8], [14]		