

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**ХЕРСОНСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**  
**Факультет комп'ютерних наук, фізики та математики**  
**Кафедра комп'ютерних наук та програмної інженерії**

## **НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ**

**Кваліфікаційна робота**

На здобуття ступеня вищої освіти «бакалавр»

Виконав: студент 4 курсу 441  
групи

Спеціальності: 121 Інженерія  
програмного забезпечення

Освітньо-професійної програми:  
Інженерія програмного  
забезпечення

Крижановський С.В.

Керівник: кандидат педагогічних  
наук, доцент

Вінник М.О.

Рецензент:  
Senior Software  
Engineer Senior Software  
Engineer, Андрій Булат

## Зміст

Вступ .....	3
1 Огляд нейронних мереж .....	6
1.1 Визначення та історія нейронних мереж .....	6
1.2 Типи нейронних мереж .....	7
1.3 Застосування нейронних мереж .....	9
2 Перспективи та напрямки розвитку нейронних мереж.....	12
2.1 Поточні розробки та майбутні тенденції.....	12
2.2 Потенційні застосування нейронних мереж .....	13
3 Основні проблеми та рішення для нейронних мереж .....	17
3.1 Загальні проблеми нейронних мереж .....	17
3.2 Методи покращення продуктивності нейронних мереж .....	18
4 Основи написання нейронних мереж.....	24
Висновки .....	29
Список використаної літератури .....	31
Додаток .....	33

## ВСТУП

Нейронні мережі зробили революцію в галузі штучного інтелекту та машинного навчання, дозволивши комп'ютерам розпізнавати закономірності та робити прогнози на основі великих масивів даних. Їхній розвиток був зумовлений удосконаленням комп'ютерного обладнання, алгоритмів машинного навчання та доступності даних. За останні кілька років нейронні мережі досягли неабиякого успіху в низці застосувань, включаючи розпізнавання зображень, обробку природної мови та ігри. Однак, незважаючи на свої успіхи, нейронні мережі стикаються з проблемами масштабування, інтерпретованості та надійності, і для вирішення цих проблем та розкриття їхнього повного потенціалу необхідні подальші дослідження.

**Актуальність роботи.** Зростання доступності даних та обчислювальних потужностей призвело до сплеску інтересу до нейронних мереж в останні роки. Як наслідок, зростає потреба в розумінні можливостей та обмежень цієї технології, а також у вивченні нових способів її застосування в різних сферах. Нейронні мережі є цінним інструментом для вирішення складних проблем у таких галузях, як охорона здоров'я, фінанси, транспорт і безпека, і мають потенціал для глибокої трансформації цих галузей. Таким чином, розуміння поточного стану справ, а також можливостей і викликів, які чекають на них у майбутньому, має вирішальне значення як для дослідників, так і для практиків, а також для політиків.

**Наукова новизна.** Хоча нейронні мережі існують вже кілька десятиліть, нещодавні досягнення в галузі глибокого навчання дозволили їм вирішувати більш складні завдання та обробляти більші масиви даних, ніж будь-коли раніше. Ці досягнення були зумовлені наявністю потужних графічних процесорів (GPU) і розробкою нових алгоритмів машинного навчання, які можуть навчати глибокі нейронні мережі більш ефективно.

В результаті нейронні мережі досягли найсучаснішої продуктивності в широкому спектрі завдань, включаючи розпізнавання зображень і мови, обробку природної мови та ігри. Однак у розробці та застосуванні нейронних мереж залишається багато викликів, включаючи покращення їхньої інтерпретованості, масштабування до ще більших наборів даних та забезпечення їхньої стійкості перед обличчям атак зловмисників.

**Метою** цієї роботи є огляд нейронних мереж, їх перспектив, напрямків розвитку, а також того, як вони були корисними в минулому і як вони будуть корисними в майбутньому. Крім того, ми прагнемо визначити основні проблеми, з якими стикаються нейронні мережі, і запропонувати шляхи їх вирішення. Для досягнення цих цілей ми розглянемо історію та типи нейронних мереж, вивчимо їх поточні застосування та майбутні тенденції, а також дослідимо їх потенціал у різних галузях. Ми також проаналізуємо основні проблеми, з якими стикаються нейронні мережі, і запропонуємо шляхи покращення їхньої продуктивності та забезпечення етичного використання.

**Завданнями** даної роботи є

- Розглянути історію та типи нейронних мереж, а також математичні принципи, що лежать в їх основі.
- Розглянути сучасні застосування нейронних мереж, включаючи комп'ютерний зір, обробку природної мови та ігри.
- Дослідити перспективи та напрямки розвитку нейронних мереж, включаючи нові архітектури та алгоритми, які можуть покращити їх продуктивність та масштабованість.
- Проаналізувати основні проблеми, з якими стикаються нейронні мережі, включаючи їх інтерпретованість, масштабованість та робастність, та запропонувати шляхи вирішення цих проблем.

**Предмет дослідження.** Предметом є нейронні мережі, тип алгоритму машинного навчання, натхненний структурою та функціями людського

мозку. Ми розглянемо історію та типи нейронних мереж, їх математичні основи, а також сучасні застосування та майбутні тенденції.

**Об'єкт дослідження** – нейронні мережі.

# РОЗДІЛ 1

## ОГЛЯД НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

### 1.1 Визначення та історія нейронних мереж

Нейронні мережі - це тип алгоритму машинного навчання, який базується на структурі та функціях людського мозку. Вони складаються з взаємопов'язаних вузлів, або нейронів, які організовані в шари. Кожен нейрон отримує вхідні дані від інших нейронів і виробляє вихідний сигнал, який передається іншим нейронам наступного шару. Цей процес триває доти, доки останній шар не створить вихід мережі. Нейронні мережі навчаються за допомогою процесу, що називається зворотним поширенням, який коригує ваги зв'язків між нейронами, щоб мінімізувати похибку між прогнозованим виходом і фактичним виходом.

Ідея штучних нейронних мереж виникла в 1940-х роках, коли Уоррен Маккалох і Волтер Піттс запропонували математичну модель нейрона, яка могла обчислювати логічні функції. Вони показали, що мережа цих штучних нейронів може бути використана для обчислення будь-якої булевої функції, а отже, може слугувати універсальною обчислювальною машиною. Однак реалізація нейронних мереж була обмежена тогочасними обчислювальними технологіями.

У 1950-х і 1960-х роках кілька дослідників, включаючи Френка Розенблата, розробили тип нейронної мережі під назвою персептрон.[1] Персептрон - це тип нейронної мережі прямого поширення, яка складається з одного шару нейронів. Його використовували для вирішення простих завдань класифікації, таких як розпізнавання рукописних цифр. Однак персептрон був обмежений у своїх можливостях і не міг вирішувати більш складні завдання.

Нейронні мережі стали популярною темою досліджень лише у

1980-х роках, коли Девід Румельхарт, Джеффри Хінтон і Рональд Вільямс розробили алгоритм зворотного розповсюдження (backpropagation). Зворотне поширення - це алгоритм керованого навчання, який регулює ваги зв'язків між нейронами, щоб мінімізувати похибку між прогнозованим і фактичним виходом. Це дозволило нейронним мережам вирішувати більш складні завдання, такі як розпізнавання мови та обробка природної мови.

У 1990-х роках нейронні мережі втратили популярність, оскільки інші алгоритми машинного навчання, такі як машини опорних векторів і дерева рішень, стали більш популярними. Частково це було пов'язано зі складністю навчання глибоких нейронних мереж, які мають багато шарів і важко піддаються оптимізації. Однак розробка нових алгоритмів, таких як згорткові нейронні мережі та мережі глибокого переконання, уможливила навчання глибоких нейронних мереж і призвела до відродження інтересу до нейронних мереж в останні роки.[2]

Сьогодні нейронні мережі використовуються в широкому спектрі застосувань, включаючи комп'ютерний зір, обробку природної мови та ігри. Вони досягли найсучаснішої продуктивності на багатьох еталонних наборах даних і були використані для вирішення раніше нерозв'язних проблем. Однак такі проблеми, як інтерпретованість, масштабованість і надійність, залишаються, і для їх вирішення та розкриття повного потенціалу нейронних мереж необхідні подальші дослідження.

## 1.2 Типи нейронних мереж

Нейронні мережі бувають різних типів, кожен з яких має свою унікальну архітектуру та алгоритм навчання. Деякі з найпоширеніших типів нейронних мереж включають нейронні мережі прямого поширення,

рекурентні нейронні мережі, згорткові нейронні мережі та мережі глибокого переконання.

Прямі нейронні мережі. Нейронні мережі прямого поширення - це найпростіший і найпоширеніший тип нейронних мереж. Вони складаються з вхідного шару, одного або декількох прихованих шарів і вихідного шару. Вхідні дані проходять через приховані шари для отримання кінцевого результату. Нейронні мережі прямого поширення використовуються для таких завдань, як класифікація, регресія та розпізнавання образів.

Рекурентні нейронні мережі. Рекурентні нейронні мережі призначені для обробки послідовностей вхідних даних. Вони мають зв'язки між нейронами, які утворюють спрямований цикл, що дозволяє мережі зберігати інформацію в часі. Рекурентні нейронні мережі використовуються для таких завдань, як розпізнавання мови, машинний переклад і підписи до зображень.

Згорткові нейронні мережі. Згорткові нейронні мережі призначені для обробки даних з сітчастою топологією, таких як зображення. Вони використовують згорткові шари для вилучення ознак із вхідних даних і об'єднання шарів для зменшення вибірки карт ознак. Згорткові нейронні мережі використовуються для таких завдань, як класифікація зображень, виявлення об'єктів і семантична сегментація.

Мережі глибокого переконання. Мережі глибокого переконання складаються з декількох шарів обмежених машин Больцмана. Вони використовуються для неконтрольованого навчання та вилучення ознак, а також можуть бути використані для попереднього навчання ваг нейронної мережі для завдання контрольованого навчання. Мережі глибокого переконання використовуються для таких завдань, як розпізнавання мови, обробка природної мови та комп'ютерний зір.[3]

Автокодери. Автокодери - це тип нейронних мереж, які можна



використовувати для неконтрольованого навчання та вилучення ознак. [4] Вони складаються з кодера, який відображає вхідні дані в низьковимірне представлення, і декодера, який реконструює вхідні дані з низьковимірного представлення. Автокодери використовуються для таких завдань, як згладжування зображень, зменшення розмірності та виявлення аномалій.

Генеративні змагальні мережі. Генеративні змагальні мережі - це тип нейронної мережі, яка складається з двох мереж: генератора і дискримінатора. Генератор генерує фальшиві зразки, а дискримінатор намагається відрізнити справжні зразки від фальшивих. Обидві мережі навчаються разом, генератор намагається обдурити дискримінатор, а дискримінатор намагається точно класифікувати зразки. Генеративні змагальні мережі використовуються для таких завдань, як синтез зображень, генерація тексту та відео.

Загалом, існує багато різних типів нейронних мереж, кожен з яких має свої унікальні сильні та слабкі сторони. Вибір типу нейронної мережі залежить від конкретного завдання і характеристик даних. Вибір правильного типу нейронної мережі може значно покращити продуктивність моделі та дозволити їй вирішувати складні завдання.

### 1.3 Застосування нейронних мереж

Нейронні мережі використовуються в широкому спектрі застосувань, що охоплюють різні сфери, і досягли найсучаснішої продуктивності у виконанні багатьох завдань. Деякі з найпоширеніших застосувань нейронних мереж включають

Комп'ютерний зір: Нейронні мережі широко використовуються в комп'ютерному зорі, який передбачає аналіз і розуміння візуальних

даних, таких як зображення і відео. Вони використовуються для таких завдань, як класифікація зображень, виявлення об'єктів і семантична сегментація. Нейронні мережі досягли найсучаснішої продуктивності на багатьох еталонних наборах даних і використовуються в реальних додатках, таких як безпілотні автомобілі, системи безпеки та медична візуалізація.[5]

Обробка природної мови: Нейронні мережі використовуються в обробці природної мови, яка передбачає аналіз і розуміння людської мови. Вони використовуються для таких завдань, як машинний переклад, аналіз настроїв і розпізнавання мови. Нейронні мережі досягли найсучаснішої продуктивності на багатьох еталонних наборах даних і використовуються в реальних додатках, таких як віртуальні асистенти, чат-боти і мовні моделі.[6]

Ігри: Нейронні мережі використовуються для розробки агентів, які можуть грати в ігри на надлюдському рівні. Їх використовували для гри в такі ігри, як шахи, го і покер, і вони перемагали чемпіонів світу в кожній з цих ігор. Нейронні мережі також використовувалися для розробки агентів, які можуть грати у відеоігри, і досягли найсучасніших результатів у багатьох іграх.

Фінанси: Нейронні мережі використовуються у фінансах для таких завдань, як прогнозування цін на акції, виявлення шахрайства та оптимізація портфеля. Їх використовували для розробки моделей, які можуть передбачати ціни на акції з високою точністю, і застосовували в реальних додатках, таких як алгоритмічна торгівля та управління ризиками.

Охорона здоров'я: Нейронні мережі використовуються в охороні здоров'я для таких завдань, як діагностика, планування лікування та пошук ліків. Вони були використані для розробки моделей, які можуть діагностувати захворювання на основі медичних зображень з високою

точністю, і були використані в реальних додатках, таких як виявлення раку і персоналізована медицина.

Транспорт: Нейронні мережі використовуються в транспорті для вирішення таких завдань, як автономне водіння, прогнозування трафіку та оптимізація маршрутів. Вони використовуються для розробки моделей, які можуть прогнозувати затори на дорогах і оптимізувати маршрути для мінімізації часу в дорозі. Нейронні мережі також використовуються в автономних транспортних засобах, дозволяючи їм сприймати навколишнє середовище і орієнтуватися в ньому в режимі реального часу.[7]

Безпека: Нейронні мережі використовуються у сфері безпеки для таких завдань, як виявлення вторгнень, аналіз загроз і виявлення шкідливого програмного забезпечення. Вони були використані для розробки моделей, які можуть виявляти зловмисну активність у комп'ютерних мережах і виявляти вразливості в програмному забезпеченні. Нейронні мережі також використовуються в біометрії, дозволяючи розпізнавати людей за їхніми рисами обличчя або відбитками пальців.

Загалом, нейронні мережі використовуються в широкому спектрі застосувань і досягли найсучасніших показників у виконанні багатьох завдань. Вони мають потенціал для трансформації багатьох галузей, а їхній постійний розвиток і вдосконалення, як очікується, призведе до ще більших проривів у майбутньому. Однак залишаються такі проблеми, як інтерпретованість, масштабованість і надійність, і для їх вирішення та розкриття повного потенціалу нейронних мереж необхідні подальші дослідження.[8]

## РОЗДІЛ 2

# ПЕРСПЕКТИВИ ТА НАПРЯМКИ РОЗВИТКУ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

### 2.1 Поточні розробки та майбутні тенденції

За останні роки нейронні мережі зазнали значного розвитку, що призвело до їх широкого застосування в різних сферах. Однією з найпомітніших подій є поява глибоких нейронних мереж, які мають багато шарів і здатні вивчати складні закономірності у великих наборах даних. Це призвело до значного покращення продуктивності нейронних мереж у широкому спектрі завдань, включаючи класифікацію зображень, обробку природної мови та розпізнавання мовлення.

Крім глибоких нейронних мереж, відбулося ще кілька важливих розробок в області нейронних мереж. Одним з них є використання нейронних мереж у навчанні з підкріпленням, яке передбачає навчання агентів взаємодіяти з навколишнім середовищем і вчитися на основі зворотного зв'язку. Це призвело до розробки агентів, які можуть грати в такі ігри, як Го і покер на надлюдському рівні, а також агентів, які можуть орієнтуватися в складних середовищах, таких як міста і будівлі.

Інший розвиток в області нейронних мереж - це інтеграція нейронних мереж з іншими алгоритмами машинного навчання, такими як імовірнісні графічні моделі та дерева рішень.[9] Це призвело до розробки більш потужних моделей, які здатні поєднувати сильні сторони різних алгоритмів.

Існує кілька майбутніх тенденцій, які, як очікується, визначатимуть напрямки досліджень у галузі нейронних мереж. Однією з них є розробка більш інтерпретованих нейронних мереж, що дозволить дослідникам краще розуміти, як мережі приймають рішення. Це особливо важливо для

застосувань, де рішення, прийняті нейронними мережами, мають значні наслідки, наприклад, у сфері охорони здоров'я та фінансів.

Ще одна тенденція - розробка нейронних мереж, які можуть навчатися на невеликих обсягах даних або навіть на одному прикладі. Це важливо для таких застосувань, як персоналізована медицина, де дані можуть бути обмеженими або дефіцитними.

Також зростає інтерес до розробки нейронних мереж, які здатні навчатися на основі різних модальностей, таких як зображення і текст. Це важливо для таких додатків, як підписи до зображень і розуміння відео, де вхідні дані можуть містити кілька модальностей.

Все більше, зростає інтерес до розробки нейронних мереж, здатних адаптуватися до мінливого середовища і розподілу даних. Це важливо для додатків, де розподіл даних може змінюватися з часом, наприклад, для онлайн-реклами та рекомендаційних систем.

Загалом, існує багато поточних розробок і майбутніх тенденцій у галузі нейронних мереж, і очікується, що їхній подальший розвиток і вдосконалення призведе до ще більших проривів у майбутньому. Однак такі проблеми, як інтерпретованість, масштабованість і надійність, залишаються, і для їх вирішення та розкриття повного потенціалу нейронних мереж необхідні подальші дослідження.[10]

## 2.2 Потенційні застосування нейронних мереж

Нейронні мережі мають потенціал для трансформації багатьох галузей і сфер, а їхній постійний розвиток і вдосконалення, як очікується, призведе до ще більших проривів у майбутньому. У цьому розділі ми розглянемо деякі з потенційних застосувань нейронних мереж у різних галузях.

Охорона здоров'я - одна з найперспективніших сфер застосування нейронних мереж. Нейронні мережі використовуються для розробки моделей для діагностики, планування лікування та пошуку ліків. Вони здатні аналізувати великі обсяги медичних даних, включаючи зображення, електронні медичні картки та дані геноміки, щоб виявляти закономірності та робити прогнози. Наприклад, нейронні мережі використовуються для діагностики захворювань на основі медичних зображень з високою точністю і застосовуються в реальних програмах, таких як виявлення раку і персоналізована медицина.

Ще одна сфера, де нейронні мережі, як очікується, матимуть значний вплив, - це фінанси. Нейромережі використовують для розробки моделей прогнозування цін на акції, виявлення шахрайства та оптимізації портфелів. Вони здатні аналізувати великі обсяги фінансових даних, включаючи ринкові дані, новини та соціальні мережі, для виявлення тенденцій і закономірностей. Наприклад, нейронні мережі використовуються для прогнозування цін на акції з високою точністю і застосовуються в реальних програмах, таких як алгоритмічна торгівля та управління ризиками.

У транспорті нейромережі використовують для розробки моделей автономного водіння, прогнозування трафіку та оптимізації маршрутів. Вони здатні аналізувати дані з датчиків, камер та інших джерел, щоб сприймати навколишнє середовище та орієнтуватися в ньому в режимі реального часу. Наприклад, нейронні мережі використовуються для навчання безпілотних автомобілів розпізнавати об'єкти і орієнтуватися в складних умовах, а також застосовуються в реальних сферах, таких як спільне користування автомобілем і логістика.

В енергетиці нейромережі використовуються для розробки моделей прогнозування споживання енергії, оптимізації використання енергії та управління електричними мережами. Вони здатні аналізувати дані з розумних

лічильників, прогнозів погоди та інших джерел, щоб виявляти закономірності та робити прогнози. Наприклад, нейронні мережі використовуються для прогнозування енергоспоживання з високою точністю і застосовуються в реальних програмах, таких як реагування на попит та інтеграція відновлюваних джерел енергії.[11]

Інші потенційні сфери застосування нейронних мереж включають сільське господарство, де вони можуть бути використані для таких завдань, як прогнозування врожайності та діагностика захворювань; виробництво, де вони можуть бути використані для таких завдань, як прогнозування технічного обслуговування та контроль якості; та освіта, де вони можуть бути використані для таких завдань, як персоналізоване навчання та оцінювання.

У сфері розваг нейромережі використовуються для розробки моделей для створення музики, мистецтва та інших творчих робіт. Вони здатні вивчати шаблони з існуючих творів і створювати нові твори, схожі за стилем і змістом. Наприклад, нейронні мережі використовувалися для створення нової музики в стилі Баха і Бетховена, а також для створення об'єктів цифрового мистецтва та відеоігор.

У маркетингу нейромережі використовують для розробки моделей прогнозування поведінки клієнтів, оптимізації маркетингових кампаній та персоналізації клієнтського досвіду. Вони здатні аналізувати дані з різних джерел, включаючи поведінку клієнтів, демографічні дані та соціальні мережі, щоб виявляти закономірності та робити прогнози. Наприклад, нейронні мережі використовуються для прогнозування відтоку клієнтів і рекомендації продуктів на основі їхніх уподобань.

У сфері безпеки нейромережі використовують для розробки моделей виявлення кібератак, виявлення вразливостей у програмному забезпеченні та аналізу журналів безпеки. Вони здатні аналізувати великі обсяги даних з різних джерел, включаючи мережевий трафік, системні

журнали та поведінку користувачів, щоб виявити закономірності та аномалії. Наприклад, нейронні мережі використовуються для виявлення шкідливого програмного забезпечення і фішингових атак, а також у реальних додатках, таких як виявлення вторгнень і аналіз загроз.

Загалом, потенційне застосування нейронних мереж є широким і різноманітним, і вони здатні трансформувати багато галузей і сфер. Однак, як згадувалося раніше, залишаються такі проблеми, як інтерпретованість, масштабованість і надійність, і необхідні подальші дослідження для вирішення цих проблем і розкриття повного потенціалу нейронних мереж.[12]

Поява глибоких нейронних мереж та їх інтеграція з іншими алгоритмами машинного навчання призвели до значного покращення ефективності нейронних мереж у вирішенні широкого кола завдань. Очікується, що майбутні тенденції, такі як розробка більш інтерпретованих та адаптивних нейронних мереж, визначатимуть напрямок досліджень у цій галузі. Крім того, потенційне застосування нейронних мереж у різних галузях, включаючи охорону здоров'я, фінанси, транспорт та енергетику, є широким і різноманітним. Однак залишаються такі проблеми, як інтерпретованість, масштабованість і надійність, і для вирішення цих проблем і розкриття повного потенціалу нейронних мереж необхідні подальші дослідження.



## РОЗДІЛ 3

# ОСНОВНІ ПРОБЛЕМИ ТА РІШЕННЯ ДЛЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

### 3.1 Загальні проблеми нейронних мереж

За останні роки нейронні мережі досягли значних успіхів, але вони все ще стикаються з деякими проблемами та обмеженнями. У цьому розділі ми розглянемо деякі з найпоширеніших проблем, з якими стикаються нейронні мережі, а також методи, які були розроблені для пом'якшення цих проблем.

Однією з найпоширеніших проблем нейронних мереж є перенавчання, яке відбувається, коли модель занадто складна і занадто точно відповідає навчальним даним, що призводить до поганої роботи з новими, невідомими даними. Надмірне пристосування можна усунути за допомогою таких методів, як регуляризація, рання зупинка та відсів, які запобігають надмірному ускладненню моделі та покращують її здатність до узагальнення нових даних.

Іншою поширеною проблемою є недостатня пристосованість, яка виникає, коли модель є занадто простою і не здатна вловити основні закономірності в даних. Недостатню пристосованість можна вирішити за допомогою таких методів, як збільшення складності моделі, збільшення кількості навчальних даних або регулювання швидкості навчання.

Нейронні мережі також можуть страждати від зникаючих градієнтів, які виникають, коли градієнти стають занадто малими, а ваги мережі не оновлюються ефективно. Цю проблему можна вирішити за допомогою таких методів, як ініціалізація ваг, пакетна нормалізація та використання функцій активації, які уникають насичення.

Ще однією проблемою нейронних мереж є складність інтерпретації

рішень, прийнятих мережею. Це особливо важливо для додатків, де рішення, прийняті мережею, мають значні наслідки, наприклад, у сфері охорони здоров'я та фінансів. Проблему інтерпретації можна вирішити за допомогою таких методів, як механізми уваги, візуалізація функцій та використання моделей, які можна інтерпретувати, таких як дерева рішень та моделі, засновані на правилах.

Крім того, нейронні мережі можуть страждати від незбалансованих даних, коли кількість прикладів для кожного класу неоднакова. Це може призвести до того, що мережа буде упередженою до більшості класів і погано працюватиме на класах меншості. Цю проблему можна вирішити за допомогою таких методів, як надмірна вибірка, недостатня вибірка та навчання з урахуванням вартості.[13]

Також, нейронні мережі можуть страждати від проблем масштабованості та ефективності, особливо при роботі з великими наборами даних або складними моделями. Цю проблему можна вирішити за допомогою таких методів, як розподілене навчання, стиснення моделі та паралелізм моделей.

Таким чином, нейронні мережі стикаються з кількома загальними проблемами, які можна вирішити за допомогою різних методів. Ці проблеми включають надмірне та недостатнє пристосування, зникаючі градієнти, інтерпретованість, незбалансованість даних, а також проблеми масштабованості та ефективності. Подальші дослідження необхідні для розробки більш ефективних рішень цих проблем і підвищення продуктивності нейронних мереж.

### 3.2 Методи покращення продуктивності нейронних мереж

Існує кілька методів, які були розроблені для покращення продуктивності нейронних мереж. Розглянемо їх нижче.

Навчання з перенесенням: Навчання з перенесенням - це популярний метод глибокого навчання, який передбачає використання попередньо навченої нейронної мережі на суміжній задачі та її точне налаштування на цільову задачу. Це може значно зменшити кількість навчальних даних, необхідних для досягнення хорошої продуктивності на цільовому завданні. Трансферне навчання виявилось особливо ефективним у задачах комп'ютерного зору, таких як класифікація зображень і виявлення об'єктів, де попередньо навчені моделі, такі як VGG, Inception і ResNet, досягли найсучаснішої продуктивності.

Розширення даних: Розширення даних - це метод збільшення розміру навчальної вибірки шляхом застосування різних перетворень до наявних даних, таких як перегортання, обертання та обрізання. Це може покращити здатність мережі до узагальнення нових даних і зменшити надмірне пристосування. Доповнення даних особливо ефективно в задачах комп'ютерного зору, де воно може значно покращити продуктивність мережі в таких завданнях, як класифікація зображень, виявлення об'єктів і сегментація.

Аранжування (Ensembling): Об'єднання - це метод об'єднання прогнозів декількох нейронних мереж для покращення продуктивності та зменшення перенавчання. Об'єднання може здійснюватися різними способами, такими як пакування, коли кілька нейронних мереж навчаються на різних підмножинах даних, або бустінг, коли кілька нейронних мереж навчаються послідовно, при цьому кожна наступна мережа навчається на помилках попередніх. Асамбляж виявився особливо ефективним у задачах комп'ютерного зору та обробки природної мови, де він показав найкращі результати в багатьох тестах.[14]

Налаштування гіперпараметрів: Налаштування гіперпараметрів - це процес вибору оптимальних значень гіперпараметрів нейронної мережі,

таких як швидкість навчання, кількість шарів і кількість нейронів у кожному шарі. Налаштування гіперпараметрів можна виконувати вручну або за допомогою автоматизованих методів, таких як сітковий пошук або байєсівська оптимізація. Налаштування гіперпараметрів є критично важливим для досягнення хорошої продуктивності на цільовому завданні, і може значно покращити продуктивність мережі та запобігти надмірному пристосуванню.

**Змагальне навчання:** Змагальне навчання - це метод підвищення стійкості нейронної мережі до атак противника, тобто атак, спрямованих на те, щоб обдурити мережу шляхом додавання непомітних збурень до вхідних даних. Навчання в змагальному режимі передбачає навчання нейронної мережі на прикладах, які навмисно створені для того, щоб обдурити мережу. Це може покращити здатність мережі узагальнювати нові дані та підвищити її стійкість до атак з боку противника. Навчання в змагальному режимі виявилось особливо ефективним у задачах комп'ютерного зору, таких як класифікація зображень і виявлення об'єктів.

**Активне навчання:** Активне навчання - це метод зменшення кількості маркованих даних, необхідних для навчання нейронної мережі. Активне навчання передбачає вибір найбільш інформативних прикладів з великого масиву немаркованих даних та їх маркування експертом. Потім марковані приклади використовуються для навчання нейронної мережі, і процес повторюється ітеративно, поки не буде досягнута бажана продуктивність. Активне навчання може значно зменшити кількість маркованих даних, необхідних для навчання нейронної мережі, і підвищити її продуктивність. Активне навчання виявилось особливо ефективним у таких завданнях, як виявлення об'єктів, обробка природної мови та розпізнавання мови.

Регуляризація: Регуляризація - це метод запобігання перенавчання нейронних мереж. Регулювання передбачає додавання додаткових членів до функції втрат мережі, щоб покарати певну поведінку, наприклад, великі ваги або активації. Методи регуляризації включають L1 і L2 регуляризацію, відсів і ранню зупинку. L1 і L2 регуляризація карає великі ваги, додаючи штрафний член до функції втрат, тоді як відсів випадковим чином відсіває нейрони під час навчання, щоб запобігти надмірному покладанню на окремі нейрони. Рання зупинка передбачає зупинку процесу навчання, коли продуктивність на валідаційному наборі перестає покращуватися.[15]

Архітектура моделі: Архітектура нейронної мережі може мати значний вплив на її продуктивність. Нещодавні досягнення в галузі пошуку нейронної архітектури призвели до розробки більш ефективних та результативних мережевих архітектур, таких як популярні архітектури ResNet та EfficientNet для задач класифікації зображень. Пошук нейронної архітектури передбачає автоматичний пошук оптимальної мережевої архітектури для заданої задачі, як правило, з використанням алгоритмів навчання з підкріпленням або еволюційних алгоритмів.

Відсів: Відсіювання - це метод запобігання надмірному пристосуванню в нейронних мережах. Відсів передбачає випадкове виключення нейронів під час навчання, щоб запобігти надмірній залежності від окремих нейронів і заохотити мережу до вивчення більш надійних функцій. Відсів виявився особливо ефективним у глибоких нейронних мережах і широко використовується в таких задачах, як класифікація зображень та обробка природної мови.

Рання зупинка: Рання зупинка - це метод запобігання надмірному пристосуванню шляхом зупинки процесу навчання, коли продуктивність на валідаційному наборі перестає покращуватися. Рання зупинка передбачає моніторинг продуктивності мережі на окремому тестовому

наборі під час навчання і зупинку процесу навчання, коли продуктивність на тестовому наборі перестає покращуватися протягом певної кількості епох. Рання зупинка може запобігти надмірному пристосуванню мережі та покращити її здатність до узагальнення нових даних.

Графіки швидкості навчання: Графіки швидкості навчання - це метод регулювання швидкості навчання мережі під час навчання.[16] Графіки швидкості навчання передбачають зменшення швидкості навчання з часом, щоб запобігти коливанням мережі навколо оптимальних ваг і покращити її здатність збігатися до оптимальних ваг. Було розроблено кілька графіків швидкості навчання, включаючи ступінчасте спадання, експоненціальне спадання та косинусоїдальне відпалювання.[17]

Методи регуляризації: Методи регуляризації, такі як L1 і L2 регуляризація, також можуть бути використані для запобігання перенавчання нейронних мереж. L1 і L2 регуляризація додає штрафний член до функції втрат мережі, який карає за великі ваги або активації. Це може запобігти надмірному пристосуванню мережі та покращити її здатність до узагальнення нових даних.

Нормалізація даних: Нормалізація даних - це метод зміни масштабу вхідних даних, щоб вони мали нульове середнє значення та одиничну дисперсію. Нормалізація даних може покращити здатність мережі вивчати основні закономірності в даних і запобігти перенасиченню функцій активації. Нормалізація даних особливо важлива в таких задачах, як класифікація зображень та обробка природної мови.

Загалом, ці методи можуть значно покращити продуктивність нейронних мереж і вирішити такі поширені проблеми, як перенавчання, недонавчання та погане узагальнення. Однак ефективність кожного методу залежить від конкретного завдання і набору даних, і часто для досягнення найсучаснішої продуктивності потрібна комбінація методів.

Оскільки нейронні мережі продовжують розвиватися і стають все більш складними, необхідні подальші дослідження для розробки ще більш ефективних методів підвищення їх продуктивності.

Ці методи включають вагову ініціалізацію, пакетну нормалізацію, функції активації, передискретизацію, недодискретизацію, навчання з урахуванням вартості, відсів, ранню зупинку, графіки швидкості навчання, методи регуляризації та нормалізацію даних. Хоча ці методи можуть значно покращити продуктивність нейронних мереж, ефективність кожного з них залежить від конкретного завдання і набору даних, і часто для досягнення найсучаснішої продуктивності необхідна комбінація методів. Загалом, розробка ефективних методів для покращення продуктивності нейронних мереж залишається активною сферою досліджень, що має потенціал для багатьох цікавих застосувань у широкому діапазоні областей.[18]

## РОЗДІЛ 4

### ОСНОВИ НАПИСАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Нейронні мережі є невід'ємною частиною штучного інтелекту та машинного навчання. Вони використовуються для вирішення різноманітних завдань, включаючи розпізнавання зображень і мови, обробку природної мови та класифікацію даних. Нейронні мережі змодельовані за структурою та функціями людського мозку. Вони складаються з взаємопов'язаних вузлів, які обробляють інформацію і роблять прогнози на основі цієї інформації.

Щоб написати нейронну мережу, програмісту потрібно вибрати відповідну мову програмування і відповідний фреймворк. Деякі популярні мови програмування для написання нейронних мереж включають Python, C++ та Java. Популярні фреймворки включають TensorFlow, Keras та PyTorch. Вибір мови та фреймворку буде залежати від уподобань програміста, проблеми, яку він вирішує, та наявних ресурсів.

Після вибору мови та фреймворку програміст може приступати до написання нейронної мережі. Першим кроком є визначення архітектури мережі, яка включає в себе кількість шарів і кількість вузлів у кожному шарі. Архітектура буде залежати від проблеми, яку потрібно вирішити, і наявних даних. Наприклад, мережа розпізнавання зображень може мати згортковий шар для виділення ознак і повністю зв'язний шар для класифікації.

Після визначення архітектури програмісту потрібно ініціалізувати ваги мережі. Ваги - це параметри, які мережа вивчає під час навчання. Вони ініціалізуються випадковим чином, і їх значення будуть оновлюватися під час навчання, щоб мінімізувати функцію втрат мережі. Функція втрат вимірює різницю між прогнозами мережі та фактичними



значеннями.

Після ініціалізації ваг програміст може розпочати навчання мережі. Навчання включає в себе подачу вхідних даних мережі та порівняння її прогнозів з фактичними значеннями. Різниця між прогнозами та фактичними значеннями використовується для оновлення ваг за допомогою алгоритму оптимізації, наприклад, стохастичного градієнтного спуску. Процес навчання триває до тих пір, поки продуктивність мережі на валідаційних даних не перестане покращуватися.

Після навчання програміст може використовувати мережу для прогнозування нових даних. Вхідні дані подаються в мережу, а її вихід обчислюється шляхом проходження через шари мережі. Кінцевим результатом є прогноз на основі вхідних даних.

Давайте зануримося глибше в кожен з кроків, пов'язаних з написанням нейронної мережі.

Вибір мови програмування та фреймворку:

Обираючи мову програмування та фреймворк, важливо враховувати рівень знань і знайомства з мовою та фреймворком, наявні обчислювальні ресурси, а також специфічні вимоги задачі, що вирішується. Python є популярною мовою для машинного навчання завдяки простоті використання та наявності таких бібліотек, як NumPy, Pandas і Scikit-learn. C++ та Java - популярні мови завдяки своїй продуктивності та масштабованості, особливо для великомасштабних додатків. Фреймворки для глибокого навчання, такі як TensorFlow, Keras і PyTorch, надають високорівневі API для побудови і навчання нейронних мереж, що полегшує написання складних моделей.

Визначення архітектури мережі:

Архітектура нейронної мережі може сильно впливати на її продуктивність. Глибока нейронна мережа з декількома шарами може

вивчати складні представлення вхідних даних, але вона також вимагає більше обчислювальних ресурсів і довшого часу на навчання. Неглибока мережа з меншою кількістю шарів може навчатися швидше, але може бути нездатною вивчати складні представлення. Вибір функції активації також може вплинути на продуктивність мережі, серед популярних варіантів - ReLU, сигмоїд і тангенс.

Ініціалізація ваг:

Ініціалізація ваг нейронної мережі має вирішальне значення для її продуктивності. Випадкова ініціалізація є поширеним підходом, але вона може призвести до повільної збіжності або застрягання в локальних мінімумах. Інші методи ініціалізації, такі як ініціалізація Ксав'є та Хе, можуть допомогти подолати ці проблеми, надаючи кращі відправні точки для ваг.

Навчання мережі:

Навчання нейронної мережі передбачає налаштування ваг для мінімізації функції втрат. Вибір функції втрат залежить від завдання, яке вирішується, серед поширених варіантів - середньоквадратична помилка, категоріальна перехресна ентропія та бінарна перехресна ентропія. Алгоритм оптимізації, який використовується для оновлення ваг, наприклад, стохастичний градієнтний спуск, Адам або Адаград, також може впливати на продуктивність мережі. Навчання нейронної мережі може бути трудомістким процесом, що вимагає багато обчислювальних ресурсів.

Прогнозування на нових даних:

Після того, як нейронна мережа навчена, її можна використовувати для прогнозування нових даних. Вхідні дані подаються в мережу, а її вихід обчислюється шляхом проходження через шари мережі. Результатом може бути класифікація, регресія або інший тип прогнозу, залежно від завдання, яке вирішується.

### Попередня обробка даних:

Попередня обробка даних передбачає перетворення та очищення даних, щоб зробити їх придатними для навчання мережі. Поширені методи попередньої обробки включають нормалізацію, масштабування, одномоментне кодування та доповнення даних. Попередня обробка може суттєво вплинути на продуктивність мережі, тому важливо ретельно продумати її етапи.

### Налаштування гіперпараметрів:

Гіперпараметри - це параметри, які не вивчаються під час навчання, такі як швидкість навчання, розмір партії та кількість епох. Налаштування гіперпараметрів передбачає коригування цих параметрів для покращення продуктивності мережі. Це може бути трудомісткий процес, що включає кілька ітерацій навчання і тестування мережі з різними гіперпараметрами.[19]

### Методи регуляризації:

Методи регуляризації використовуються для запобігання надмірному пристосуванню, яке виникає, коли мережа добре працює на навчальних даних, але погано на нових, ще не бачених даних. Найпоширеніші методи регуляризації включають відсіювання, регуляризацію L1 і L2 та ранню зупинку. Відсіювання випадковим чином відкидає деякі вузли під час навчання, змушуючи мережу вивчати більш надійні функції. L1 та L2 регуляризація додає штраф до функції втрат, щоб запобігти надмірному збільшенню ваг. Рання зупинка зупиняє процес навчання, коли продуктивність мережі на валідаційному наборі перестає покращуватися, запобігаючи надмірному пристосуванню.

### Метрики оцінювання:

Метрики оцінки використовуються для вимірювання продуктивності мережі на різних завданнях.[20] Вибір метрики залежить від задачі, що розв'язується, при цьому найпоширеніші метрики

включають точність, точність, пригадування, оцінку F1 і середню квадратичну похибку. Вибір метрики може сильно вплинути на продуктивність мережі, тому його слід ретельно обдумати.

Навчання з перенесенням:

Навчання з перенесенням - це метод, коли попередньо навчена нейронна мережа використовується як відправна точка для нового завдання. Це може значно зменшити кількість навчальних даних і необхідних обчислювальних ресурсів, оскільки мережа вже навчилася деяким корисним функціям. Трансферне навчання особливо корисне для задач розпізнавання зображень, де широко використовуються попередньо навчені моделі, такі як VGG, ResNet та Inception.

Інтерпретованість:

Інтерпретованість стає все більш важливою в машинному навчанні та глибокому навчанні. Вона відноситься до здатності розуміти та інтерпретувати рішення, прийняті мережею. Інтерпретованість особливо важлива для таких додатків, як охорона здоров'я та фінанси, де рішення, прийняті мережею, можуть мати значні наслідки. Такі методи, як максимізація активації, карти значущості та градієнтно-зважене картування активації класів (Grad-CAM) можуть допомогти візуалізувати особливості, вивчені мережею, і дати уявлення про процес прийняття нею рішень.

Написання нейронної мережі передбачає низку технічних і практичних міркувань, від вибору правильної мови програмування і фреймворку до попередньої обробки даних, налаштування гіперпараметрів і оцінки продуктивності мережі. Це складний ітеративний процес, який вимагає як технічних знань, так і творчого підходу. Однак, маючи відповідні інструменти, знання та наполегливість, будь-хто може навчитися писати нейронну мережу, здатну вирішувати складні завдання та надавати цінну інформацію про дані.

## ВИСНОВОК

Отже, нейронні мережі справили глибокий вплив на багато сфер, від комп'ютерного зору до обробки природної мови і робототехніки, і продемонстрували здатність вивчати складні закономірності і взаємозв'язки в даних і робити точні прогнози і приймати рішення.

Розвиток нейронних мереж був зумовлений досягненнями в обчислювальній потужності, доступності даних та алгоритмічних інноваціях і призвів до багатьох цікавих розробок і застосувань. Однак, незважаючи на те, що нейронні мережі продовжують розвиватися і стають дедалі складнішими, залишається кілька проблем, серед яких етичні наслідки їхнього використання, відсутність інтерпретованості процесів прийняття рішень, а також потенціал для упередженості та дискримінації.

Етичні наслідки використання нейронних мереж є складними і багатограними і включають в себе такі питання, як конфіденційність, безпека і підзвітність. Оскільки нейронні мережі все частіше використовуються в таких чутливих сферах, як охорона здоров'я, фінанси та кримінальне правосуддя, вкрай важливо забезпечити етичність і прозорість їх використання. Крім того, давньою проблемою є недостатня інтерпретованість нейронних мереж, оскільки буває важко зрозуміти, як нейронна мережа прийшла до певного рішення. Вирішення цих проблем матиме вирішальне значення для відповідальної розробки та впровадження нейронних мереж.

Незважаючи на ці виклики, перспективи та напрямки розвитку нейронних мереж є широкими та захоплюючими. Розробка більш ефективних і результативних мережевих архітектур, таких як нещодавній успіх моделей на основі трансформаторів в обробці природної мови, обіцяє досягти ще вищих рівнів продуктивності. Крім того, інтеграція

різних модальностей, таких як зір і мова, є сферою активних досліджень, які потенційно можуть забезпечити нові застосування і можливості.

Потенційні застосування нейронних мереж також далекосяжні і включають автономні транспортні засоби, персоналізовану медицину та інтелектуальні системи для дому і роботи. Однак реалізація цих застосувань вимагатиме постійних досліджень і розробок у таких сферах, як безпека, надійність і інтерпретованість, а також вирішення етичних питань, пов'язаних з їхнім використанням.

Підсумовуючи, можна сказати, що розробка нейронних мереж стала трансформаційним досягненням у галузі штучного інтелекту і має потенціал для революції в багатьох сферах і галузях. Однак, як і у випадку з будь-якою потужною технологією, важливо забезпечити відповідальне, етичне та прозоре її використання. Продовження досліджень і розробок у галузі нейронних мереж матиме вирішальне значення для розкриття їхнього повного потенціалу та вирішення проблем, які ще залишаються.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. <http://surl.li/gcchg>
2. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep learning. MIT press.
3. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. Nature, 521(7553), 436-444.
4. <http://surl.li/ejuuh>
5. Schmidhuber, J. (2015). Deep learning in neural networks: An overview. Neural networks, 61, 85-117.
6. Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. Science, 349(6245), 255-260.
7. Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. Advances in neural information processing systems, 25, 1097-1105.
8. <http://surl.li/byqng>
9. Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. arXiv preprint arXiv:1810.04805.
10. Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A., Sifre, L., van den Driessche, G., ... & Hassabis, D. (2016). Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. Nature, 529(7587), 484-489.
11. Esteva, A., Kuprel, B., Novoa, R. A., Ko, J., Swetter, S. M., Blau, H. M., & Thrun, S. (2017). Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. Nature, 542(7639), 115-118.
12. Rajkomar, A., Oren, E., Chen, K., Dai, A. M., Hajaj, N., Hardt, M., ... & Ng, A. Y. (2018). Scalable and accurate deep learning with electronic health records. npj Digital Medicine, 1(1), 18.
13. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only

- look once: Unified, real-time object detection. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 779-788.
14. Bengio, Y. (2013). Deep learning of representations: Looking forward. In Statistical language and speech processing (pp. 1-37). Springer, Berlin, Heidelberg.
  15. Szegedy, C., Vanhoucke, V., Ioffe, S., Shlens, J., & Wojna, Z. (2016). Rethinking the inception architecture for computer vision. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2818-2826.
  16. <http://surl.li/gccou>
  17. Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv preprint arXiv:1409.1556.
  18. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 770-778.
  19. <http://surl.li/gcbxi>
  20. <http://surl.li/gccky>



## ДОДАТОК

КОДЕКС АКАДЕМІЧНОЇ ДОБРОЧЕСНОСТІ  
ЗДОБУВАЧА ВИЩОЇ ОСВІТИ  
ХЕРСОНСЬКОГО ДЕРЖАВНОГО УНІВЕРСИТЕТУ

Я,

---

---

Крижановський Сергій Васильович

учасник(ця) освітнього процесу Херсонського державного університету, **УСВІДОМЛЮЮ**, що академічна доброчесність – це фундаментальна етична цінність усієї академічної спільноти світу.

**ЗАЯВЛЯЮ**, що у своїй освітній і науковій діяльності **ЗОБОВ'ЯЗУЮСЯ**:

– дотримуватися:

- вимог законодавства України та внутрішніх нормативних документів університету, зокрема Статуту Університету;
- принципів та правил академічної доброчесності;
- нульової толерантності до академічного плагіату;
- моральних норм та правил етичної поведінки;
- толерантного ставлення до інших;
- дотримуватися високого рівня культури спілкування;

– надавати згоду на:

- безпосередню перевірку курсових, кваліфікаційних робіт т

ощо на ознаки наявності академічного плагіату за допомогою спеціалізованих програмних продуктів;

- оброблення, збереження й розміщення кваліфікаційних робіт у відкритому доступі в інституційному репозитарії;

- використання робіт для перевірки на ознаки наявності академічного плагіату в інших роботах виключно з метою виявлення можливих ознак академічного плагіату;

- самостійно виконувати навчальні завдання, завдання поточного й підсумкового контролю результатів навчання;

- надавати достовірну інформацію щодо результатів власної навчальної (наукової, творчої) діяльності, використаних методик досліджень та джерел інформації;

- не використовувати результати досліджень інших авторів без використання покликань на їхню роботу;

- своєю діяльністю сприяти збереженню та примноженню традицій університету, формуванню його позитивного іміджу;

- не чинити правопорушень і не сприяти їхньому скоєнню іншими особами;

- підтримувати атмосферу довіри, взаємної відповідальності та співпраці в освітньому середовищі;

- поважати честь, гідність та особисту недоторканність особи, незважаючи на її стать, вік, матеріальний стан, соціальне становище, расову належність, релігійні й політичні переконання;

- не дискримінувати людей на підставі академічного статусу, а також за національною, расовою, статевою чи іншою належністю;

- відповідально ставитися до своїх обов'язків, вчасно та сумлінно виконувати необхідні навчальні та науководослідницькі завдання;
- запобігати виникненню у своїй діяльності конфлікту інтересів, зокрема не використовувати службових і родинних зв'язків з метою отримання нечесної переваги в навчальній, науковій і трудовій діяльності;
- не брати участі в будь-якій діяльності, пов'язаній із обманом, нечесністю, списуванням, фабрикацією;
- не підроблювати документи;
- не поширювати неправдиву та компрометуючу інформацію про інших здобувачів вищої освіти, викладачів і співробітників;
- не отримувати і не пропонувати винагород за несправедливе отримання будь-яких переваг або здійснення впливу на зміну отриманої академічної оцінки;
- не залякувати й не проявляти агресії та насильства проти інших, сексуальні домагання;
- не завдавати шкоди матеріальним цінностям, матеріально-технічній базі університету та особистій власності інших студентів та/або працівників;
- не використовувати без дозволу ректорату (деканату) символіки університету в заходах, не пов'язаних з діяльністю університету;
- не здійснювати і не заохочувати будь-яких спроб, спрямованих на те, щоб за допомогою нечесних і негідних методів досягати власних корисних цілей;
- не завдавати загрози власному здоров'ю або безпеці іншим студентам та/або працівникам.

**УСВІДОМЛЮЮ**, що відповідно до чинного законодавства у разі недотримання Кодексу академічної доброчесності буду нести академічну та/або інші види відповідальності й до мене можуть бути застосовані

заходи дисциплінарного характеру за порушення принципів академічної доброчесності.

12.09.2019

---

(дата)



---

(підпис)

Крижановський

Сергій

---

(ім'я, прізвище)