

ВІДГУК

офіційного опонента

на дисертаційну роботу

Баранова Миколи Вікторовича

**на тему: “Використання технік навчання нейронних мереж
на малому наборі даних для адаптації моделі”**

подану на здобуття ступеня доктора філософії з галузі знань

12 – Інформаційні технології за спеціальністю 122 – Комп’ютерні науки

1. Актуальність теми дисертаційної роботи. Незважаючи на значний прогрес штучних нейронних мереж та їхнє широке використання в різноманітних сферах (від комп’ютерного зору до обробки природної мови), фундаментальна вимога до великих обсягів якісно розмічених навчальних даних залишається не вирішеною проблемою. Ця проблема стає особливо критичною в контексті реальних прикладних задач, де збір та анотація масштабних датасетів є складним, фінансово обтяжливим, а в певних випадках і зовсім нездійсненним завданням.

Більше того, навіть у ситуаціях теоретичної доступності значних обсягів нерозмічених даних, процес їхньої підготовки до навчання становить серйозний виклик. Розмічення складних даних потребує залучення висококваліфікованих фахівців, що суттєво збільшує вартість та тривалість розробки моделей. Суб’єктивність експертних оцінок також може негативно впливати на якість навчальних даних та, відповідно, на продуктивність кінцевої моделі, що підкреслює необхідність пошуку альтернативних підходів до навчання.

Проблема залежності від великих даних має значні економічні наслідки, роблячи технології машинного навчання менше доступними для широкого кола потенційних застосувань, особливо в умовах обмежених фінансових ресурсів. Розроблення методів, що дають змогу ефективно навчати моделі, використовуючи обмежені обсяги даних, здатне суттєво знизити витрати на розроблення та впровадження систем штучного інтелекту, відкриваючи нові можливості для інновацій у різних секторах економіки.

Крім того, динамічний характер реального світу часто вимагає від моделей штучного інтелекту гнучкості та здатності до швидкої адаптації до нових, раніше невідомих умов або змін у розподілі вхідних даних. Моделі, навчені на великих

статичних наборах даних, можуть втрачати свою ефективність під час зіткнення з новими даними. Розроблення методів, що забезпечують швидке навчання та адаптацію моделей на основі обмеженої кількості нових прикладів, є вкрай важливою для створення стійких та надійних систем штучного інтелекту. Підходи до навчання з малими вибірками можуть стати ключовим елементом у розробленні таких адаптивних систем.

Дослідження в галузі навчання нейронних мереж на малих наборах даних є не лише практично значущим, але й має значний науковий потенціал. Розроблення принципово нових архітектур, функцій втрат та оптимізаційних стратегій, які дозволяють ефективно вилучати корисну інформацію з обмежених даних та запобігати перенавчанню, є складною та актуальною науковою проблемою. Таким чином, актуальність досліджень у цій галузі є беззаперечно значною, оскільки успішне подолання проблеми навчання з обмеженими даними є ключем до подальшого прогресу та ширшого впровадження технологій штучного інтелекту в різноманітних сферах людської діяльності.

2. Ступінь достовірності та обґрунтованості наукових положень, висновків і рекомендацій, сформульованих у дисертації.

Аналіз змісту дисертації та опублікованих праць дає підстави стверджувати про наукову обґрунтованість і достовірність представлених автором результатів. Найважливіші наукові та практичні результати, отримані здобувачем, відображено в загальних висновках і повною мірою розкрито в опублікованих працях.

Обґрунтованість наукових положень і висновків, сформульованих дисертантом, підтверджується результатами проведеного дослідження. Матеріали дисертації пройшли необхідну апробацію, обговорювалися на міжнародних і всеукраїнських наукових конференціях, що свідчить про їхню валідність та наукову значущість.

Дисертаційна робота демонструє логічну послідовність у викладенні матеріалу, де чітко простежується взаємозв'язок між метою дослідження, поставленими завданнями та отриманими висновками. Її структура є внутрішньо узгодженою, що відображається у збалансованій тематиці основних розділів.

Перший розділ дисертаційної роботи присвячено аналізу сучасного стану наукової проблеми навчання нейронних мереж на основі обмежених наборів даних. Автором здійснено огляд релевантної наукової літератури, що дало змогу

окреслити існуючі підходи, їхні переваги та недоліки, а також виявити невирішені аспекти, які зумовили актуальність даного дослідження.

У другому розділі дисертації детально розкрито теоретичні засади, мотивацію та запропоноване автором рішення для підвищення ефективності навчання нейронних мереж в умовах дефіциту даних. Ключовою ідеєю розробленого підходу є застосування ймовірнісної інтерпретації процесу тренування нейронних мереж. Автор обґрунтовує вибір саме цієї методології, описує її теоретичні основи та механізми реалізації для досягнення поставленої мети.

Третій розділ дисертаційної роботи містить опис проведеної низки експериментальних досліджень. Метою цих експериментів є емпіричне підтвердження переваг запропонованих автором підходів порівняно з традиційними методами навчання нейронних мереж, особливо в контексті використання малих навчальних вибірок. У розділі представлено детальний опис проведених експериментів, використаних наборів даних, обраних метрик оцінювання та отриманих результатів, які ілюструють ефективність розроблених рішень.

3. Наукова новизна результатів дослідження. Дисертаційне дослідження спрямоване на розроблення нових підходів до навчання нейронних мереж в ситуаціях, коли обсяг доступних даних для тренування є недостатнім. Результати, отримані в ході виконання роботи, мають ознаки оригінальності та становлять цінний науковий внесок у вирішення цієї важливої проблеми. У рамках даного дослідження вперше:

1. Побудовано архітектуру нейронної мережі з використанням ймовірнісної задачі тренування, здатну тренуватися в умовах обмеженого набору даних. Запропонована архітектура нейронної мережі, що використовує ймовірнісний підхід до навчання, відкриває нові можливості для ефективного тренування моделей навіть за наявності невеликої кількості даних, що є критично важливим у сценаріях, де збір великих датасетів є складним або неможливим.
2. Розширено можливості реляційних моделей для прогнозування декількох змінних за один прямий прохід (forward pass) шляхом додавання деревовидної структури в останні класифікаційні шари. Модифікація таких

моделей додаванням деревовидної структури до класифікаційних шарів дала змогу прогнозувати кілька змінних одночасно, підвищуючи ефективність обчислень.

3. Об'єднано стійку до невизначеностей та неузгодженостей модель з архітектурою, що використовує деревовидну структуру класифікаційних шарів. Інтеграція моделі, здатної ефективно обробляти невизначеність та внутрішні суперечності в даних, з архітектурою, що використовує деревовидні класифікаційні шари, створила новий підхід, який поєднує переваги обох методів для надійнішого та інформативнішого прогнозування в складних умовах.
4. Досліджено, що запропоновані архітектури моделей покращують результати попередніх відомих архітектур класичних нейронних мереж на базі функції активації softmax та аналогічних моделей з використанням ймовірнісного прогнозування. Експериментально продемонстровано, що розроблені архітектури моделей демонструють покращення кількісних показників порівняно з існуючими класичними нейронними мережами, що використовують функцію активації softmax. Отримані результати підтверджують перевагу запропонованих підходів у підвищенні точності та надійності класифікації.

4. Значення для науки і практики одержаних автором результатів.

Проведене дослідження спрямоване на важливу проблему в машинному навчанні: ефективне навчання нейронних мереж в умовах, коли даних для навчання є недостатньо. Оскільки технології нейронних мереж все ширше використовуються у багатьох сферах, то вміння будувати хороші моделі, навіть маючи невеликі набори даних, стає дуже важливим завданням.

Результати цієї роботи можуть допомогти у розвитку технологій глибинного навчання та відкрити нові можливості для використання нейронних мереж у складних ситуаціях, де недостатньо даних для навчання глибинних мереж. Пропоноване дослідження пропонує новий погляд на те, як можна навчати нейронні мережі, коли інформації недостатньо. Поєднання ймовірнісного аналізу та ідеї використання кількох "експертів" у моделі демонструє новий підхід до навчання нейронних мереж без ризику їх перенавчання.

З практичної точки зору, ці результати можуть бути корисними у багатьох сферах, де складно сформувати датасети з необхідною кількістю даних. Наприклад, у медицині, коли потрібно аналізувати рідкісні хвороби, або в наукових дослідженнях, де вивчаються унікальні явища. Також це може допомогти в промисловості для виявлення рідкісних дефектів або в розпізнаванні мови чи зображень у вузьких областях, де немає великих наборів даних.

Запропоновані методи можуть зробити системи штучного інтелекту надійнішими з елементами інтерпретації пропонованих рішень, оскільки модель не просто видає відповідь, а й показує, наскільки вона впевнена у своєму рішенні. Це особливо важливо там, де потрібно приймати відповідальні рішення.

Пропоноване дослідження є важливим з точки зору розроблення нових методів навчання нейронних мереж на невеликих обсягах даних. Отримані результати можуть бути корисними як для розвитку науки у галузі штучного інтелекту, так і для розширення можливостей його практичного застосування в різних галузях.

5. Зауваження щодо змісту дисертаційної роботи.

1. Результат роботи реляційних моделей залежить від вибору множини підтримки. Таким чином, отримані метрики залежать від параметрів вибору цієї множини. У дисертаційному дослідженні показано середнє значення метрик з використанням випадкового вибору множини підтримки. Для повноти картини є сенс додати ще й довірчий інтервал.
2. Для тренування реляційних моделей запропоновано наперед обчислити набори ознак усіх прикладів тренувального набору даних, а після цього відношення між парами цих прикладів. Це, очевидно, створює проблему дисбалансу класів (позитивних та негативних), що вирішується перебалансуванням класів. У практиці цей процес може бути спрощено до використання лише підмножини усіх можливих пар тренувальних прикладів. Це може мати еквівалентний вплив на практиці, проте з використанням меншої кількості обчислень.
3. Тренування реляційних моделей з використанням малої кількості тренувальних прикладів є нестабільним процесом та критично залежить від обраних прикладів для тренування. Було б цікаво дослідити розкид

результатів тренування в залежності від вибору тренувальних прикладів. Це може слугувати напрямком подальшого дослідження.

4. Доцільно було б надати детальніший аналіз обчислювальної складності та вимог до ресурсів (наприклад, час тренування, обсяг пам'яті) запропонованих архітектур та порівняти їх з традиційними підходами.
5. Для кращого розуміння роботи реляційних моделей та впливу деревовидних структур було б доцільно навести візуалізації простору ознак (наприклад, за допомогою методів зниження розмірності, таких як t-SNE або UMAP), які б ілюстрували, як різні підходи групують та розділяють дані, особливо на малих наборах.
6. Доцільно б було дослідити, наскільки запропоновані архітектури та методи дозволяють інтерпретувати їхні рішення, або які кроки можуть бути зроблені для підвищення їхньої інтерпретованості.

Висловлені міркування щодо дисертаційного дослідження не знижують загальної позитивної оцінки роботи та її наукової цінності, а скоріше є рекомендаціями для майбутніх наукових пошуків у даному напрямку.

6. Відсутність порушень академічної доброчесності. Порушень академічної доброчесності в дисертаційній роботі та наукових працях М.В.Баранова не виявлено.

7. Заключна оцінка дисертаційної роботи. Дисертаційне дослідження Баранова Миколи Вікторовича “Використання технік навчання нейронних мереж на малому наборі даних для адаптації моделі”, виконане на кафедрі дискретного аналізу та інтелектуальних систем факультету прикладної математики та інформатики Львівського національного університету імені Івана Франка, є завершеним науковим дослідженням у межах поставлених задач, оформленим у вигляді дисертації. Представлена робота за актуальністю, новизною отриманих результатів дослідження та їхнім практичним та теоретичним значенням, рівнем методичного вирішення поставлених завдань повністю відповідає вимогам наказу МОН України № 40 від 12.01.2017 р. “Про затвердження Вимог до оформлення

дисертації”, Порядку присудження ступеня доктора філософії та скасування рішення разової спеціалізованої вченої ради закладу вищої освіти, наукової установи про присудження ступеня доктора філософії (Постанова Кабінету Міністрів України від 12 січня 2022 р. № 44 (із змінами)), а її автор заслуговує присвоєння ступеня доктора філософії з галузі знань 12 – Інформаційні технології за спеціальністю 122 – Комп’ютерні науки

Офіційний опонент:

доктор технічних наук, професор,
професор кафедри інформаційних
систем та мереж
Національного університету
«Львівська політехніка»

Василь ЛИТВИН

« » травня 2025 року

Підпис Василя ЛИТВИНА засвідчую

Вчений секретар
Національного університету
„Львівська політехніка”

Роман БРИЛИНСЬКИЙ