

## 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.** Нейронні мережі стали одним із ключових інструментів у сучасному світі, застосовуючись у широкому спектрі задач, від розпізнавання мови та образів до обробки сигналів та наукових досліджень. Їхня здатність до узагальнення дозволяє вирішувати складні проблеми, які важко або неможливо подолати традиційними методами. Використання нейронних мереж забезпечує автоматизацію, зниження витрат та підвищення ефективності у багатьох галузях, включаючи промисловість, безпеку та аналіз даних.

Незважаючи на ці досягнення, широке впровадження моделей на базі нейронних мереж стикається зі значними викликами. Основним з них є необхідність наявності великих обсягів проанотованих даних для тренування. Збір та розмітка даних часто є складним, дорогим та трудомістким процесом, особливо у специфічних доменах (наприклад, медичні дані, рідкісні наукові явища) або коли інформація є конфіденційною чи важкодоступною.

Іншою суттєвою проблемою є чутливість тренуваних моделей до зміни розподілу вхідних даних (зсув домену). Моделі, добре натреновані на одному наборі даних, можуть значно втрачати точність при застосуванні до даних з дещо іншими характеристиками. Адаптація моделей до нових даних шляхом традиційного перетренування вимагає часу, значних обчислювальних ресурсів та, знову ж таки, наявності нових проанотованих даних для цільового домену.

Зазначені обмеження зумовлюють гостру потребу в розробці ефективних методів тренування нейронних мереж в умовах обмеженої кількості даних та здатності до швидкої адаптації. Напрямок досліджень, відомий як навчання на малому наборі даних або мета-навчання, спрямований на розробку підходів, що дозволяють моделям навчатися або швидко адаптуватися до нових задач, маючи лише невелику кількість прикладів.

Проте, розробка таких методів є складним завданням. Тренування на малих вибірках значно підвищує ризик перенавчання, коли модель запам'ятовує тренувальні приклади замість того, щоб узагальнювати закономірності. При цьому моделі повинні залишатися достатньо складними для вирішення реальних задач, що ускладнює боротьбу з перенавчанням простим зменшенням розміру моделі.

Незважаючи на активний розвиток у цьому напрямку та запропоновані різні підходи (такі як переносне навчання, методи на основі метрик, мета-навчання тощо), проблема ефективного тренування нейронних мереж на малих наборах даних та надійного уникнення перенавчання залишається однією з найбільш актуальних та потребує подальшого глибокого дослідження.

Розробка нових або вдосконалення існуючих підходів для подолання перенавчання при навчанні на обмежених даних має вирішальне значення для розширення сфер застосування нейронних мереж, зокрема для аналізу унікальних, рідкісних або чутливих даних (наприклад, у науці та медицині), де збір великих наборів даних є неможливим.

Таким чином, існуючі виклики, пов'язані з обмеженістю даних для тренування, необхідністю адаптації моделей та складністю ефективного навчання в умовах малої вибірки, зумовлюють високу актуальність теми даного дисертаційного дослідження, спрямованого на розробку методології та інструментарію для підвищення ефективності навчання нейронних мереж на обмежених даних та подолання ефекту перенавчання.

**2. Ступінь достовірності та обґрунтованості наукових положень, висновків і рекомендацій, сформульованих у дисертації.** Ознайомлення з дисертаційним дослідженням та аналіз опублікованих за його темою наукових праць дає змогу свідчити про високу наукову достовірність і обґрунтованість представлених автором результатів. Дана робота є значним кроком у дослідженні обраної актуальної проблематики, оскільки пропонує новаторські підходи, що чітко розкриваються у поставлених завданнях та досягнутих результатах. Ключові наукові здобутки та практичні напрацювання відображено у висновках та повною мірою представлено в опублікованих працях.

Наукові положення та висновки дисертанта знаходять вагоме підтвердження у результатах дослідження та не викликають заперечень. Апробація матеріалів на міжнародних та всеукраїнських конференціях підтверджує їхню наукову значущість.

Структура дисертації відзначається внутрішньою логікою та послідовним викладом наукового матеріалу. Це забезпечує чіткий взаємозв'язок між визначеною метою, поставленими завданнями та отриманими висновками. Матеріал дисертації органічно розподілений між основними розділами, що свідчить про збалансований підхід до висвітлення теми.

Перший розділ аналізує сучасний стан проблеми навчання нейронних мереж за умов дефіциту даних. Автор здійснює критичний огляд релевантних джерел, демонструючи розуміння проблематики. Це дозволило висвітлити існуючі підходи, їхні переваги та обмеження, а також чітко окреслити невирішені питання, що визначили актуальність дослідження.

Другий розділ розкриває сутність запропонованого автором оригінального рішення для підвищення ефективності навчання нейронних мереж за умов обмежених даних. Центральним елементом є розроблена нова методологія, заснована на ймовірнісній інтерпретації процесу тренування. У розділі мотивується вибір підходу, представляються його теоретичні засади та описуються механізми реалізації для досягнення якісних результатів на малих вибірках.

Третій розділ слугує переконливим практичним підтвердженням ефективності запропонованих автором рішень. Він присвячений опису та аналізу результатів серії експериментальних досліджень. Метою експериментів було довести переваги авторських підходів порівняно з традиційними методами, особливо при використанні малих вибірок. Розділ містить опис експериментальної схеми, наборів даних, критеріїв оцінювання, а представлені результати ілюструють зростання ефективності та стабільності моделей за запропонованою методикою.

**3. Наукова новизна результатів дослідження.** Дисертація присвячена актуальній проблемі розробки ефективних методів навчання нейронних мереж за умов дефіциту тренувальної інформації. Отримані здобувачем наукові результати мають ознаки оригінальності та роблять значний внесок у розвиток відповідних методик. Підкреслюючи наукову цінність роботи, варто вказати на аспекти, що були реалізовані або досліджені вперше в рамках цього дослідження, а саме:

1. Побудовано архітектуру нейронної мережі з використанням ймовірнісної задачі тренування, здатну тренуватися в умовах обмеженого набору даних.
2. Розширено можливості реляційних моделей на прогнозування декількох змінних за один прямий прохід (forward pass) шляхом додавання

деревовидної структури в останні класифікаційні шари.

3. Об'єднано стійку до невизначеностей та неузгодженостей модель з архітектурою, що використовує деревовидну структуру класифікаційних шарів.
4. Показано, що запропоновані архітектури моделей покращують результати попередніх відомих архітектур класичних нейронних мереж на базі функції активації softmax та аналогічних моделей з використанням ймовірнісного прогнозування.

**4. Значення для науки і практики одержаних автором результатів.** Практичне значення результатів дисертаційного дослідження є безумовним та охоплює низку важливих прикладних сфер. Розроблені автором підходи та методики ефективного навчання нейронних мереж в умовах обмеженої кількості доступних даних мають пряме, іноді критично важливе застосування у випадках, коли отримання великих проанотованих навчальних вибірок є надзвичайно складним, дорогим, тривалим або принципово неможливим. Це стосується таких галузей, як медична діагностика (аналіз рідкісних патологій, робота з конфіденційними даними), моніторинг стану унікальних або важкодоступних промислових об'єктів та інфраструктури, аналіз рідкісних подій у фінансовому секторі, системах безпеки чи фундаментальних наукових дослідженнях (наприклад, обробка даних з унікальних експериментів).

Запропоновані у роботі рішення дозволяють значно знизити залежність від потреби у масштабній та дорогій ручній анотації даних, прискорюючи процес підготовки даних для навчання моделей. Крім того, здатність розроблених моделей ефективно навчатися та адаптуватися на малих вибірках відкриває перспективи для оперативного впровадження та гнучкого коригування інтелектуальних систем у динамічних середовищах, де дані постійно змінюються або з'являються нові класи об'єктів. Це є важливим для систем, що працюють в умовах постійно еволюціонуючого світу, таких як системи розпізнавання об'єктів, аналіз поточкових даних з датчиків, системи моніторингу та прогнозування.

Впровадження запропонованих в дисертації методик та інструментарію також може сприяти значній економії обчислювальних ресурсів, які зазвичай потрібні для повноцінного перетренування складних нейромережових моделей. Таким чином, результати дисертаційної роботи закладають технологічне підґрунтя для розширення горизонтів застосування нейронних мереж, роблячи їх

доступнішими та ефективнішими для вирішення широкого кола складних практичних задач, де традиційні підходи стикаються зі значними бар'єрами. Ці результати можуть бути безпосередньо використані при створенні нових поколінь адаптивних інтелектуальних систем у різних секторах економіки та науково-технічній діяльності.

**5. Зауваження щодо змісту дисертаційної роботи.** У процесі ознайомлення з роботою виникла низка питань дискусійного характеру, що мають на меті поглиблення окремих аспектів та вдосконалення представлених результатів:

1. Бажано було б уточнити про досягнення локального чи глобального мінімуму цільової функції втрат йде мова на стор.47 в четвертому рядку знизу.
2. Якими алгоритмами пропонується навчати модель (2.6), яка прогнозує неперервний розподіл імовірностей для задачі багатокласової класифікації (стор.50 – 51)?
3. На стор.69 в останньому рядку чи малося на увазі  $n^2$  комбінацій для узгодження з дев'ятьма обчисленнями з (2.16) при  $n=3$  ?
4. В рівності (2.20) в правій частині розраховується відношення  $t_1/t_2$ .
5. На стор.75 в першому рядку чи малося на увазі формулювання «І відповідно  $n^2 - c \cdot (n/c)^2$  негативних пар»?
6. Не зрозуміло в чому відмінність кластеризованого набору даних від класифікованого на стор.103 (другий рядок знизу) в розглянутій задачі. Відповідь на це питання частково дана на стор.152.
7. Не зрозуміло яким є обмеження на максимальний рівень впевненості моделі (с.115, другий абзац).
8. Ініціалізація Глорота використовується в роботі для симетричних функцій активації (с.116) ?

9. Чи суттєво залежить запропонований метод побудови класифікатора (с.128) від множини підтримки та способу її обрання? Цей аспект заслуговує більше уваги та може слугувати напрямком для продовження дослідження.
10. Бажано було б уточнити що мається на увазі під повною моделлю (с.135, другий рядок знизу)?
11. Для кращої демонстрації переваг ймовірнісного підходу в поєднанні з реляційними нейронними мережами доцільно було б порівняти отримані результати з аналогічними реляційними моделями, які не використовують ймовірнісний підхід. Таке порівняння дало б змогу глибше оцінити вплив саме ймовірнісної парадигми тренування нейронних мереж.
12. Проведена експериментальна частина переконливо демонструє переваги запропонованого методу на обраних тестових наборах даних. Разом з тим, розширення спектру експериментальних задач або включення наборів даних з інших прикладних доменів (окрім, наприклад, домінування задач класифікації зображень) могло б краще продемонструвати широту застосовності розробленого підходу. Цей аспект може слугувати напрямком для продовження дослідження.

Зазначені зауваження мають рекомендаційний характер і жодною мірою не применшують загальної цінності та вагомості отриманих автором результатів дисертаційного дослідження.

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

**7. Заключна оцінка дисертаційної роботи.** Наукове дослідження, представлене Барановим Миколою у вигляді дисертації на тему “Використання технік навчання нейронних мереж на малому наборі даних для адаптації моделі”, що було виконане на кафедрі дискретного аналізу та інтелектуальних систем факультету прикладної математики та інформатики Львівського національного університету імені Івана Франка, є цілісним та завершеним. Робота успішно вирішує поставлені в ній наукові завдання. За своєю актуальністю, науковою

новизною отриманих результатів, їхнім теоретичним та практичним значенням, а також рівнем методичного забезпечення, дисертація 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, доцент  
професорка кафедри математичних  
методів системного аналізу  
Національного технічного університету  
України “Київський політехнічний інститут  
імені Ігоря Сікорського”

Надія НЕДАШКІВСЬКА