

Державний заклад
«ПІВДЕННОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ
ПЕДАГОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
імені К. Д. УШИНСЬКОГО»



ОДЕСЬКИЙ
НАЦІОНАЛЬНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ імені І. І. МЕЧНИКОВА

ДВАДЦЯТЬ ДРУГА ВСЕУКРАЇНСЬКА КОНФЕРЕНЦІЯ
СТУДЕНТІВ І МОЛОДИХ НАУКОВЦІВ

ІНФОРМАТИКА, ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ

25 квітня 2025 р.

Одеса – 2025

Інформатика, інформаційні системи та технології: тези доповідей двадцять другої всеукраїнської конференції студентів і молодих науковців. Одеса, 25 квітня 2025 р. - Одеса, 2025. – 315 с.

Друкується за рішенням Вченої Ради

Університету Ушинського

(протокол № 16 від 29.05.2025 р.)

Організатори конференції продовжують традицію обміну досвідом у сфері освіти та використання інформаційних технологій. У конференції приймають участь студенти, аспіранти та молоді науковці вищих навчальних закладів України.

Тематика конференції охоплює наступне коло питань: сучасні інформаційні технології; інтелектуальні системи; методика викладання інформатики; інформаційні технології в освіті; психолого-педагогічне забезпечення інформатизації навчальної діяльності; дистанційна освіта і глобальні телекомунікаційні мережі; математичне моделювання й інформаційні технології; інформатизація системи керування освітою; інформаційні технології в менеджменті.

Наукові керівники:

завідувачка кафедри прикладної математики та інформатики

фізико-математичного факультету Університету Ушинського, д. т. н., проф. Т. Л. Мазурок,

завідувач кафедри математичного забезпечення комп'ютерних систем факультету математики, фізики та інформаційних технологій ОНУ імені І. І. Мечникова, д. т. н., проф. Є. В. Малахов

Оргкомітет:

Голова:

Ректор Університету Ушинського,

д. і. наук, доц. А. В. Красножон

Заступники голови:

Проректор з наукової роботи Університету Ушинського, д. політ. н., проф. Г.В. Музиченко

Декан факультету математики, фізики та інформаційних технологій ОНУ імені І. І. Мечникова,

д. ф-м. н., проф. Ю. А. Ніщук

Члени оргкомітету:

д. т. н., проф.	Є. В. Малахов	д. т. н., проф.	Т. Л. Мазурок
д. т. н., проф.	Ю. О. Гунченко	к. п. н., доц.	А. О. Яновський
ст. викладач	І. М. Лісіцина	викладач	О. Я. Рубанська
ст. викладач	Н. Ф. Трубіна	к. ф.-м. н.	О. П. Бойко
ст. викладач	В. А. Корабльов	PhD, associated prof. (Poland)	A. Rychlik

© Навчально-науковий інститут природничо-математичних наук, інформатики та менеджменту Державного закладу «Південноукраїнський національний педагогічний університет імені К. Д. Ушинського», кафедра прикладної математики та інформатики, 2025

© Факультет математики, фізики та інформаційних технологій Одеського національного університету імені І. І. Мечникова, кафедра математичного забезпечення комп'ютерних систем, 2025

АРХІТЕКТУРА КОМБІНОВАНОГО ІНСТРУМЕНТУ ДЛЯ УПРАВЛІННЯ ІТ-ПРОЄКТАМИ.....	40
Крижановський Д. О., Шибяєва Н. О.	40
UNITY VS UNREAL ENGINE 5: ВИБІР СЕРЕДОВИЩА З ПОГЛЯДУ ПРОДУКТИВНОСТІ ТА МАСШТАБУ ПРОЕКТУ	42
Шлієнко А. О., Рачинська А. Л.	42
ОГЛЯД ТЕХНОЛОГІЙ ПОБУДОВИ СИСТЕМ РОЗУМНОГО ДОМУ З ВИКОРИСТАННЯМ ПЛАТФОРМИ ARDUINO	44
Тимошенко О. Є., Нєнов О. Л.	44
БЛОКЧЕЙН ЯК ІНСТРУМЕНТ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ПРОЗОРОСТІ ТА ДОВІРИ У ЦИФРОВИХ МУЗЕЙНИХ ВИСТАВ.....	46
Долгіх В. А.	46
ВПЛИВ НЕЗБАЛАНСОВАНOSTІ КЛАСІВ У КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ ДЕРМАТОЛОГІЧНИХ ЗАХВОРЮВАНЬ.....	48
Вєтохін Д. С.	48
ЕТИЧНІ ТА ПРАКТИЧНІ ВИКЛИКИ ВИКОРИСТАННЯ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ АВТОМАТИЗОВАНОЇ МЕДИЧНОЇ ДІАГНОСТИКИ.....	50
Вєтохін Д. С.	50
МОДЕЛЮВАННЯ ПОПУЛЯЦІЇ ТВАРИН.....	53
Мартинович Л. Я., Гунченко А. Ю.	53
ДОСЛІДЖЕННЯ ФАКТОРІВ ВПЛИВУ НА КУРС ВАЛЮТ ТА МЕТОДІВ ЇХ ПРОГНОЗУВАННЯ	54
Антіпов М. М., Михайленко В. С.	54
ВИКОРИСТАННЯ МУРАШИНОГО АЛГОРИТМУ У НАВЧАННІ З ПІДКРІПЛЕННЯМ	56
Рябов Д. М., Пенко В. Г.	56
ОГЛЯД КОМП'ЮТЕРНОЇ СИСТЕМИ ОХОРОННОЇ СИГНАЛІЗАЦІЇ.....	57
Таранюк О. А., Шугайло Ю. Б.	57
МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ДЛЯ ПЕРВИННОЇ ОБРОБКИ ІНФОРМАЦІЇ З МЕТРИК RFC, CBO ТА WMC ВЕБЗАСТОСУНКІВ, ЩО СТВОРЕНІ З ВИКОРИСТАННЯМ PHP ФРЕЙМВОРКІВ	60
Приходько А. С.	60
ПРОБЛЕМИ УЗГОДЖЕНОСТІ ДАНИХ В СИСТЕМАХ З ПОДІЄВИМ ЗБЕРЕЖЕННЯМ СТАНУ	62
Янкін І. С., Гунченко Ю. О.	62
T-ТРИГЕР У ТРІЙКОВІЙ ЛОГІЦІ: КОНЦЕПЦІЯ ТА ЗНАЧЕННЯ	63
Єфіменко Т. О., Мартинович Л. Я.	63
РЕГРЕСІЙНІ МОДЕЛІ ДЛЯ РАННЬОГО ОЦІНЮВАННЯ РОЗМІРУ ВЕБЗАСТОСУНКІВ З ВІДКРИТИМ КОДОМ, ЩО СТВОРЮЮТЬСЯ ЗА ДОПОМОГОЮ ФРЕЙМВОРКУ CODEIGNITER.....	66

класу, дозволяючи виявити слабкі місця моделі незалежно від кількості зразків [2]. Наприклад, для моделі, навченої на незбалансованому наборі даних, загальна точність склала 78%, але macro-averaged precision, recall і F1-score виявилися значно нижчими (близько 69%), що свідчить про низьку продуктивність для менш представлених класів.

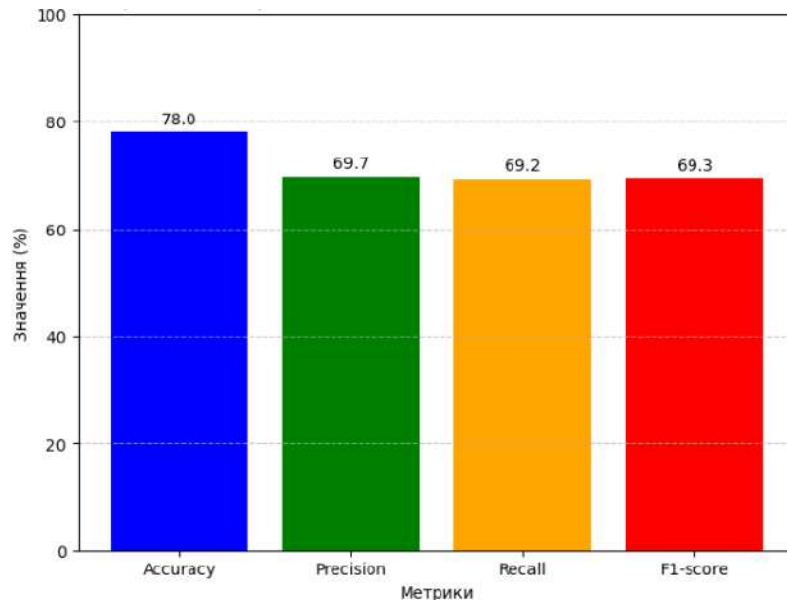


Рис. 2. Порівняння метрик оцінки для незбалансованих даних

Отже, незбалансованість класів ускладнює класифікацію зображень дерматологічних захворювань. Традиційна точність недостатня для оцінки моделей у таких умовах, тоді як метрику типу F1-score чи macro-averaged recall краще відображають їхню поведінку.

Література

1. Google Foundational Courses. Imbalanced datasets. Режим доступу: <https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/overfitting/imbalanced-datasets>
2. Tour of Evaluation Metrics for Imbalanced Classification. Режим доступу: <https://machinelearningmastery.com/tour-of-evaluation-metrics-for-imbalanced-classification/>

ЕТИЧНІ ТА ПРАКТИЧНІ ВИКЛИКИ ВИКОРИСТАННЯ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ АВТОМАТИЗОВАНОЇ МЕДИЧНОЇ ДІАГНОСТИКИ

Ветохін Д. С.

Національний Університет «Одеська Політехніка»

Анотація: У роботі досліджуються етичні та практичні виклики використання глибокого навчання для автоматизованої медичної діагностики. Аналізуються проблеми інтерпретованості моделей, упередженості даних і складнощів інтеграції таких систем у клінічну практику.

Ключові слова: глибоке навчання, медична діагностика, етичні виклики, інтерпретованість, упередженість даних.

Автоматизована медична діагностика на основі глибокого навчання обіцяє революцію в аналізі зображень, таких як рентгенівські знімки чи дерматологічні фото, але водночас ставить перед суспільством складні етичні дилеми та практичні перешкоди. Від упередженості даних, що може призводити до дискримінації певних груп пацієнтів, до низької інтерпретованості моделей, які знижують довіру лікарів, ці виклики потребують ретельного аналізу для забезпечення безпечного та справедливого використання технологій у медицині.

Інтерпретованість моделей є однією з головних проблем у застосуванні глибокого навчання для медичної діагностики, адже вона визначає, наскільки зрозумілою є логіка прийняття рішень моделлю для людини, зокрема для лікарів, які покладаються на ці рішення. Моделі глибокого навчання часто називають «чорними скриньками», оскільки їхня внутрішня структура, що складається з мільйонів параметрів і складних нелінійних зв'язків, не дозволяє легко простежити, чому було зроблено той чи інший висновок [1]. Наприклад, у задачах аналізу медичних зображень модель може приділяти увагу нерелевантним ознакам – тобто елементам, які не мають клінічного значення, наприклад, шумам, артефактам зображення чи навіть маркерам на шкірі, що не пов'язані з патологією, замість того, щоб фокусуватися на дійсно значущих характеристиках, таких як форма чи текстура ураження. Для підвищення інтерпретованості використовуються методи, на кшталт SHAP (Shapley Additive exPlanations), які дозволяють оцінити внесок кожної ознаки у рішення моделі. Значення SHAP для ознаки x_i обчислюється за формулою:

$$\phi_i(p) = \sum_{S \subseteq N/\{i\}} \frac{|S|! (n - |S| - 1)!}{n!} (p(S \cup \{i\}) - p(S))$$

де N – множина всіх ознак, S – підмножина ознак без i -ї ознаки, $p(S)$ – передбачення моделі для підмножини S , $|S|$ - кількість ознак у підмножині S , n – загальна кількість ознак. Ця формула дозволяє кількісно оцінити вплив кожної можливої ознаки на рішення, власне, моделі, що є важливим для пояснення рішень у медичній діагностиці. SHAP допомагає підвищити інтерпретованість «чорних скриньок», що сприяє довірі лікарів до автоматизованих систем і дозволяє виявити, чи модель фокусується на клінічно значущих ознаках, а не на шумах чи артефактах.

Іншим важливим аспектом є упередженість даних. Якщо навчальний набір даних містить переважно зображення від однієї демографічної групи, модель може погано працювати для інших груп, що створює етичні проблеми, такі як дискримінація [2]. Для корекції упередженості можна використовувати вагові коефіцієнти у функції втрат, щоб надати більшу вагу менш представленим групам.

Наприклад, крос-ентропійна функція втрат із ваговими коефіцієнтами для класифікації виглядає так:

$$L = - \sum_{c=1}^C \omega_c y_c \log(p_c)$$

де C – кількість класів, w_c – вага класу c , y_c – справжня мітка (1, якщо зразок належить c , і 0 – якщо ні), p_c – передбачена ймовірність для класу c . Вага w_c може бути обернено пропорційною до частоти класу c у наборі даних, наприклад $w_c = 1/n_c$, n_c – кількість зразків класу c . Ця функція втрат потрібна, щоб зменшити упередженість моделі, коли дані незбалансовані. наприклад, якщо в наборі переважають зображення від однієї демографічної групи. У медичній діагностиці це допомагає уникнути дискримінації, забезпечуючи працездатність моделі для всіх груп пацієнтів, приділяючи більше уваги менш представленим класам під час навчання.

Практичні виклики пов'язані з інтеграцією моделей у клінічну практику. Такі системи потребують значних обчислювальних ресурсів, що може бути проблематичним для невеликих медичних закладів. Крім того, виникають юридичні питання щодо відповідальності за помилкові діагнози, зроблені автоматизованою системою [3]. Для вирішення цих проблем необхідно розробляти стандарти інтеграції та використовувати методи інтерпретованості, щоб підвищити довіру до систем.

Отже, використання глибокого навчання для автоматизованої медичної діагностики може стикатися з етичними та практичними викликами, які полягають в низькій інтерпретованості, упередженості даних і складнощях в інтеграції. Ці проблеми потребують комплексного підходу заради забезпечення безпечного та ефективного використання таких систем.

Література

1. Rajkomar A., Dean J., Kohane I. Machine Learning in Medicine. New England Journal of Medicine, 2019. Vol. 380, pp. 1347-1358. DOI: 10.1056/NEJMr1814259. Режим доступу: <https://www.nejm.org/doi/full/10.1056/NEJMr1814259>
2. Obermeyer Z., Powers B., Vogeli C., Mullainathan S. Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations. Science, 2019. Vol. 366, Issue 6464, pp. 447-453. DOI: 10.1126/science.aax2342. Режим доступу: <https://www.science.org/doi/10.1126/science.aax2342>
3. Topol E. J. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. Nature Medicine, 2019. Vol. 25, pp. 44-56. DOI: 10.1038/s41591-018-0300-7. Режим доступу: <https://www.nature.com/articles/s41591-018-0300-7>