

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., Шибасєва 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
Т-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



Рис. 2. схема застосування NFT у різних сферах

Блокчейн не лише технологія для фінансових операцій, а й інструмент створення нових культурних екосистем. У цифрових музейних виставках він відіграє роль гаранта достовірності, слідкує за історією цифрових артефактів і формує довіру там, де традиційні засоби виявляються безсилими. Попереду нова епоха музейництва, у якій довіра ґрунтується не на авторитетах, а на коді.

Література

1. Duca A. L., Bacciu C., Marchetti A. The use of blockchain for digital archives: a comparison between ethereum and hyperledger (AIUCD 2019) // Umanistica Digitale. [Preprint]. 2020. No. 8. DOI: 10.6092/issn.2532-8816/9959
2. ArtChain Whitepaper. Режим доступу: <https://art-chain.io>

ВПЛИВ НЕЗБАЛАНСОВАНOSTІ КЛАСІВ У КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ ДЕРМАТОЛОГІЧНИХ ЗАХВОРЮВАНЬ

Ветохін Д. С.

Національний Університет «Одеська Політехніка»

Анотація: У роботі досліджується проблема незбалансованості класів у задачах класифікації зображень дерматологічних захворювань із використанням глибокого навчання. Аналізуються теоретичні аспекти оцінки продуктивності моделей у таких умовах і пропонуються метрики, що враховують нерівномірний розподіл даних.

Ключові слова: глибоке навчання, незбалансованість класів, дерматологічна діагностика, метрики оцінки, медична класифікація.

Сучасні інформаційні технології відкривають нові можливості для автоматизації діагностики в медицині. У дерматології системи на основі глибокого навчання здатні аналізувати зображення шкіри, підвищуючи швидкість і точність

виявлення патологій. Проте їхня ефективність залежить від якості даних, зокрема від збалансованості класів у навчальних наборах.

Незбалансованість класів виникає, коли кількість зображень для різних дерматологічних захворювань суттєво різниться. Наприклад, у типових наборах даних переважають класи, такі як меланома, можуть містити 7-8 тисяч зображень, тоді як менш поширені патології, як дерматит чи грибкові інфекції, представлені лише 1-2 тисячами [1]. Це призводить до зміщення моделей у бік переважаючих класів, знижуючи їхню здатність класифікувати рідкісні категорії.

Дослідження зосереджується на теоретичному аналізі методів оцінки моделей у задачах із незбалансованими даними. Традиційна метрика точності (ассурасу) є ненадійною, адже модель може досягати високих показників, просто передбачаючи переважаючий клас. Наприклад, якщо 90% даних належать одному класу, точність 90% можлива без урахування менш представлених класів, що робить її практичну цінність сумнівною [1].

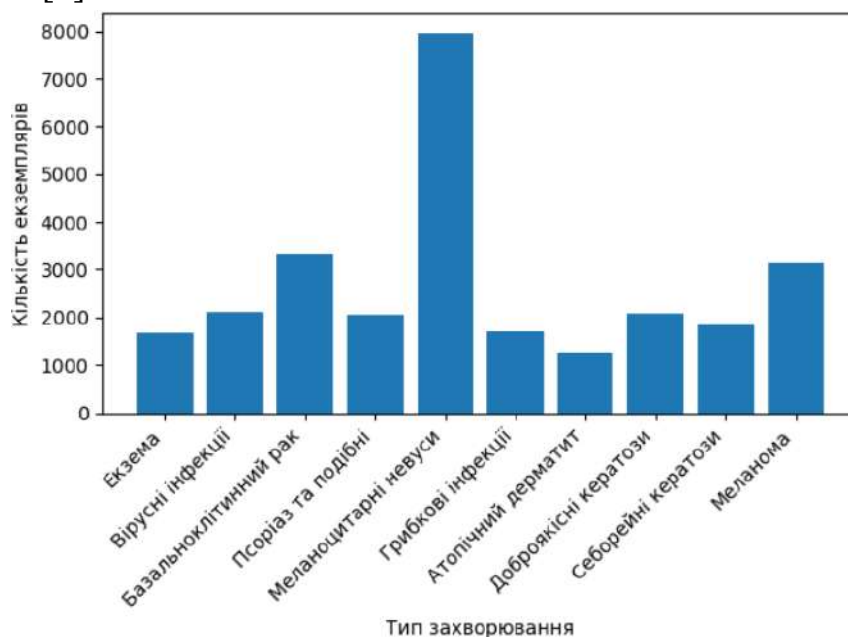


Рис. 1. Розподіл класів у наборі даних із зображеннями дерматологічних захворювань

Для адекватної оцінки продуктивності доцільніше застосовувати метрики, чутливі до розподілу класів. Precision вимірює частку правильних передбачень серед позитивних, а recall – частку виявлених випадків певного класу. F1-score поєднує ці показники, надаючи збалансовану оцінку. У задачах із сильною незбалансованістю, як у дерматології, ROC-AUC може переоцінювати загальну продуктивність, адже фокусується на відношенні чутливості до хибнопозитивних результатів, а не на окремих класах [2].

Для рідкісних, але критичних патологій (наприклад, меланоми) корисними є weighted F1-score або macro-averaged recall. Вони надають однакову вагу кожному

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.

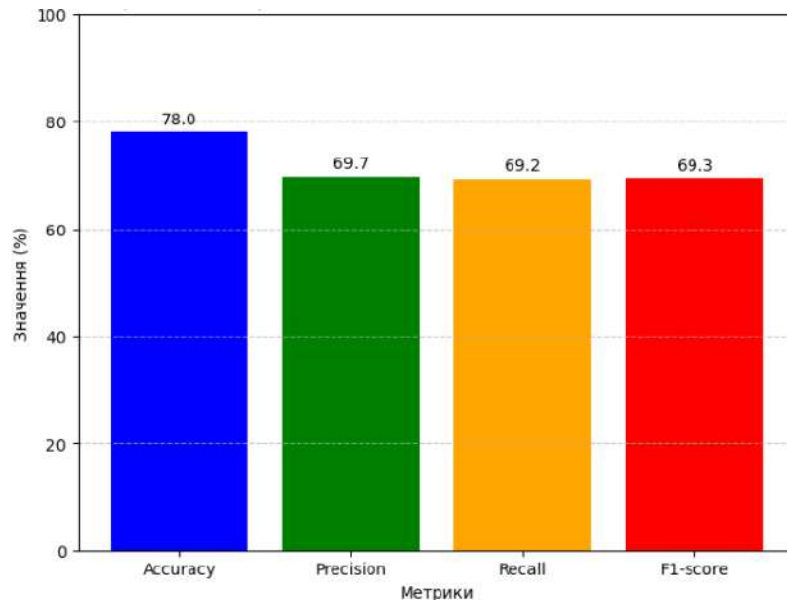


Рис. 2. Порівняння метрик оцінки для незбалансованих даних

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.