плутанина. Застосування кількох показників забезпечує повніше уявлення про сильні та слабкі сторони моделі, особливо за нерівномірного представлення класів.

Таким чином, застосування глибокого навчання для класифікації музики передбачає поєднання методів цифрової обробки аудіосигналів, ефективного представлення акустичних ознак і навчання нейронних мереж. Для завдань розпізнавання рок- і метал-піджанрів особливого значення набуває здатність моделі враховувати складні комбінації тембрових, ритмічних і спектральних характеристик. Водночас отримання надійних результатів потребує якісно сформованої навчальної вибірки, коректного розподілу даних та комплексного оцінювання моделі.

Методи глибокого навчання є перспективним інструментом автоматизованої класифікації музичних жанрів і піджанрів. Використання мел-спектрограм, MFCC та згорткових нейронних мереж створює можливості для виявлення характерних закономірностей в аудіосигналах без необхідності вручну визначати всі ознаки музичного твору. Водночас ефективність класифікації залежить від репрезентативності даних, якості жанрового маркування, обраної архітектури та способу перевірки результатів. Подальше дослідження цих підходів може стати теоретичною основою для розроблення систем автоматичного розпізнавання піджанрів рок- і метал-музики.

Список використаних джерел:

1. Tzanetakis G., Cook P. Musical Genre Classification of Audio Signals. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing. 2002. Vol. 10, No. 5. P. 293-302.

URL: https://doi.org/10.1109/TSA.2002.800560.

2. Choi K., Fazekas G., Sandler M. Explaining Deep Convolutional Neural Networks on Music Classification. arXiv preprint arXiv:1607.02444. 2016.

URL:https://www.researchgate.net/publication/305119391_Explaining_Deep_Convolutional_Neural_Networks_on_Music_Classification

3. McFee B., Raffel C., Liang D., Ellis D. P. W., McVicar M., Battenberg E., Nieto O. librosa: Audio and Music Signal Analysis in Python. Proceedings of the 14th Python in Science Conference. 2015 P. 18-25. URL: https://doi.org/10.25080/Majora-7b98e3ed-003.

УДК 004.85:004.89

ЗАЛЕЖНІСТЬ ТОЧНОСТІ ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕОРЕТИЧНОГО РЕЗУЛЬТАТУ ПОЗИЦІЙ ГРИ «ЧОТИРИ В РЯД» ВІД ОБСЯГУ НАВЧАЛЬНОЇ ВИБІРКИ

Людмила Венгура, Олександр Пархоменко

Миколаївський національний аграрний університет, м. Миколаїв, Україна

У клієнт-серверній інтелектуальній системі гри «Чотири в ряд» серверна частина отримує від клієнта поточну позицію й повертає хід або її оцінку. Теоретичний результат позиції точно визначають розв'язувачі [1–4], однак без бази дебютів на це йде орієнтовно 0,7–1 с на позицію на одному ядрі процесора (власні вимірювання), що ускладнює масові запити. Модель машинного навчання, навчена на розмічених розв'язувачем позиціях, може слугувати швидкою оцінною функцією, але обсяг розмічених даних визначає і вартість їх підготовки, і якість оцінки. Тому доцільно кількісно оцінити, як точність залежить від обсягу навчальної вибірки.

В архітектурі такого типу клієнт (веб-інтерфейс) надсилає на сервер стан дошки, а сервер поєднує два компоненти: розв'язувач, що дає точний результат і використовується для розмітки даних, та класифікатор, що за мілісекунди повертає наближену оцінку. Гра розв'язана: у 1988 р. Allis показав, що перший гравець виграє, починаючи з центрального стовпця [1]; Tromp згодом визначив результати для різних розмірів дошки [3] і оприлюднив набір усіх позицій восьмого напівходу з теоретичними оцінками [2], який використовують у задачах класифікації. Саме така задача – передбачення теоретичного результату за станом дошки – відповідає ролі швидкого оцінювача на сервері.

Мета роботи – оцінити залежність точності класифікації теоретичного результату (перемога, нічия, поразка першого гравця) позицій після восьмого напівходу від обсягу навчальної вибірки для двох моделей: випадкового лісу [5] і логістичної регресії.

Сформовано вибірку з 1200 різних позицій на дошці 7×6 після восьми напівходів, у яких ще ніхто не виграв і наступний хід не є вимушеним (жоден гравець не має виграшного ходу). Послідовності ходів генерували випадково, позиції дедублювали за станом дошки. Постановка відповідає набору Tromp [2], який містить усі такі позиції. Мітку (знак теоретичної оцінки для першого гравця) визначав розв'язувач Pons [4] у слабкому режимі. Частки класів: перемога – 65,7 %, нічия – 10,4 %, поразка – 23,9 %. Позицію кодували 84 бінарними ознаками (клітини, зайняті першим і другим гравцем). Для n ∈ {50, 100, 200, 400, 800} випадково відбирали навчальну підвибірку, а тестувальну (300 позицій) не перетинали з навчальною; процедуру повторювали для R = 30 стратифікованих розбиттів. Модель випадкового лісу мала 200 дерев, решта параметрів – за замовчуванням бібліотеки scikit-learn [6]; логістична регресія – з L2-регуляризацією (C = 1). Точність на тесті обчислювали за формулою:

$$Acc = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} 1(\hat{y}_i = y_i) \qquad (1)$$

де m – розмір тестової вибірки; $\hat{y}_i$ і y_i – прогнозована та істинна мітки i-ї позиції. Приріст відносно мажоритарного класифікатора:

$$\Delta(n) = \frac{1}{R}\sum_{r=1}^{R} Acc_r(n) - p_{maj} \qquad (2)$$

де $Acc_r(n)$ – точність у r-му розбитті при навчальній вибірці n; p_{maj} – точність мажоритарного класифікатора (частка класу «перемога» в тесті).

Результати подано в табл. 1 та на рис. 1.

Таблиця 1 - Точність класифікації результату позицій, % (середнє ± стандартне відхилення а 30 розбиттями)

n, позицій	Мажоритарний клас	Логістична регресія	Випадковий ліс
50	65,7	65,3 ± 4,2	66,0 ± 2,1
100	65,7	68,7 ± 2,9	68,4 ± 1,5
200	65,7	71,1 ± 2,5	69,4 ± 1,8
400	65,7	73,4 ± 2,2	71,9 ± 1,6
800	65,7	74,6 ± 1,9	73,3 ± 2,0

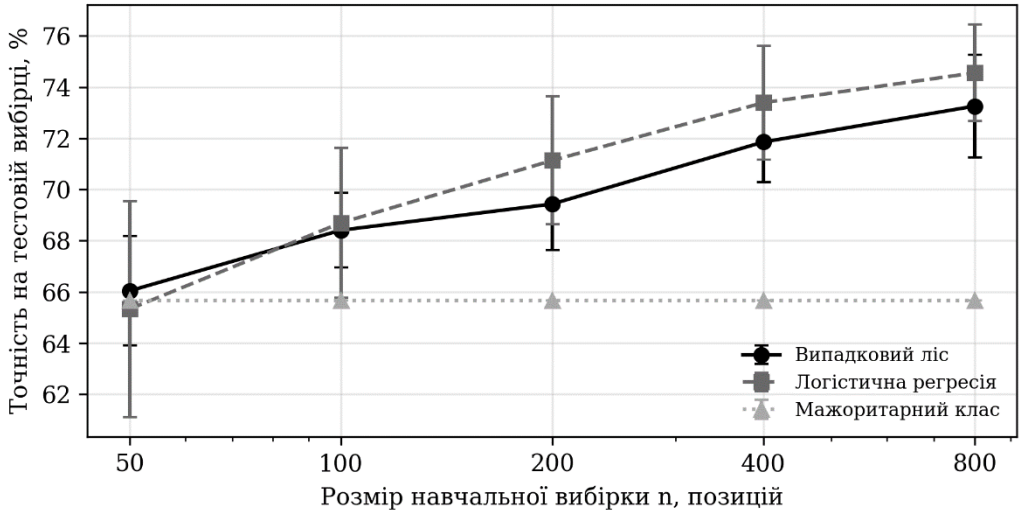


Рис. 1. Залежність точності від розміру навчальної вибірки (вуса - стандартне відхилення за 30 розбиттями)

Мажоритарний класифікатор дає 65,7 %. За n = 50 обидві моделі відрізняються від цього рівня менше, ніж на розкид результатів між розбиттями (випадковий ліс – 66,0 %, логістична регресія – 65,3 %). Зі збільшенням n до 800 точність зростає до 74,6 % у логістичної регресії та 73,3 % у випадкового лісу, тобто на 8,9 і 7,6 п.п. вище за формулою (2). Для n ≥ 200 логістична регресія вища на 1,3–1,7 п.п., проте ця різниця не перевищує розкид результатів між розбиттями (близько 2 п.п.), тому переваги однієї моделі не доведено. Крива не виходить на плато: подвоєння вибірки з 400 до 800 позицій дає ще +1,2 п.п. (логістична регресія) і +1,4 п.п. (випадковий ліс).

Аналіз за класами (рис. 2) показує, що близькість загальної точності моделей приховує різну поведінку. При n = 800 випадковий ліс розпізнає 95,8 % позицій класу «перемога», але лише 41,7 % класу «поразка», тоді як логістична регресія – 90,9 % і 59,4 % відповідно. Тобто ліс більшою мірою схиляється до мажоритарного класу, а лінійна модель краще виявляє позиції, програшні для першого гравця. Клас «нічия» (10,4 % вибірки) практично не розпізнається обома моделями (повнота 6,0 % і 3,5 %), тому оцінка за однією лише точністю для задач, де важливі саме нічиї, є недостатньою.

Для серверного модуля оцінювання позицій на сирих бінарних ознаках простий лінійний класифікатор виявився не гіршим за ліс, а отримана точність (близько 75 % при 800 позиціях) недостатня, щоб замінити розв'язувач. Тому модель доцільно розглядати як швидку евристику для впорядкування ходів, а розмітку нових даних вести розв'язувачем. Подальше зростання якості потребує більшого обсягу розмічених позицій або змістовніших ознак (наприклад, кількості відкритих трійок у лініях).

Дослідження охоплює лише позиції восьмого напівходу; вибірка (1200 позицій) згенерована випадковою грою і не є рівномірною за всім простором позицій; розбиття перетинаються, тому стандартні відхилення відображають мінливість між розбиттями, а не незалежні вимірювання; гіперпараметри не підбирали; значущість різниці між моделями формально не перевіряли.

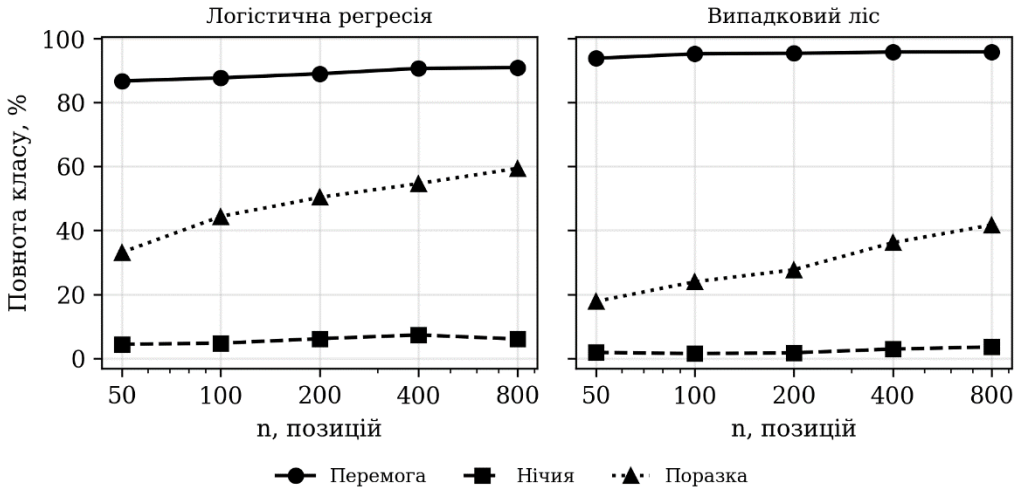


Рис. 2. Повнота (частка правильно розпізнаних позицій класу) за класами залежно від n

Висновки. 1) Точність прогнозування теоретичного результату позицій зростає з обсягом вибірки від рівня мажоритарного класу (65,7 %) до 73,3–74,6 % при n = 800. 2) Між логістичною регресією та випадковим лісом на сирих ознаках статистично підтвердженої різниці не виявлено. 3) У діапазоні до 800 позицій насичення не досягнуто, тому для модуля оцінювання потрібні більші розмічені вибірки.

Список використаних джерел

1. Allis L. V. A knowledge-based approach of Connect-Four: the game is over, white to move wins : M.Sc. thesis. Report No. IR-163. Amsterdam : Vrije Universiteit, Faculty of Mathematics and Computer Science, 1988.

2. Tromp J. Connect-4 [Dataset]. UCI Machine Learning Repository. 1995. DOI: https://doi.org/10.24432/C59P43.

3. Tromp J. Solving Connect-4 on medium board sizes. ICGA Journal. 2008. Vol. 31, No. 2. P. 110–112. DOI: 10.3233/ICG-2008-31205.

4. Pons P. Connect4 Game Solver [Electronic resource]. URL: https://github.com/PascalPons/connect4 (date of access: 14.10.2026).

5. Breiman L. Random forests. Machine Learning. 2001. Vol. 45, No. 1. P. 5–32. DOI: 10.1023/A:1010933404324.

6. Pedregosa F. et al. Scikit-learn: machine learning in Python. Journal of Machine Learning Research. 2011. Vol. 12. P. 2825–2830.

УДК 658.8:004.738.5

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ВІЗУАЛЬНИХ ФОРМАТІВ КОНТЕНТУ В INSTAGRAM ЯК ІНСТРУМЕНТУ ФОРМУВАННЯ ІМІДЖУ ОРГАНІЗАЦІЇ В ЦИФРОВОМУ ПРОСТОРІ

Світлана Тищенко

Миколаївський національний аграрний університет, м. Миколаїв, Україна

У цифровому просторі імідж організації формується значною мірою через візуальні матеріали: візуальність стала визначальним чинником комунікації в мережевому середовищі [1], а фірмовий стиль і візуальні засоби віднесено до чинників формування іміджу підприємства [2]. Первинне візуальне враження виникає швидко: за результатами експериментів оцінка візуальної привабливості вебсторінки формується приблизно за 50 мс [3]. Для платформ, орієнтованих на зображення, постає прикладне питання вибору формату контенту (Reels, карусель чи статичне зображення), адже формати різняться за залученістю аудиторії [4], а наявність і характеристики зображень пов’язані із залученістю в соціальних мережах [5].

Метою дослідження є кількісне порівняння трьох форматів візуального контенту Instagram за показником залученості та оцінювання того, як зміна структури контент-плану за незмінного обсягу публікацій впливає на очікувану залученість акаунта організації. Дослідницьке питання: наскільки перерозподіл часток форматів змінює середню залученість контент-плану?

Вихідними даними є узагальнені бенчмарки Socialinsider, отримані аналізом 35 млн дописів із 447 613 сторінок упродовж 2025 р. [4]: середня залученість за форматами у 2024 та 2025 рр. і середня місячна кількість публікацій кожного формату (табл. 1). У джерелі [4] залученість допису визначається як відношення суми вподобань і коментарів до кількості підписників:

$$ER = \frac{L+C}{F} \cdot 100\% \qquad (1)$$

де ER – залученість, %; L – кількість вподобань; C – кількість коментарів; F – кількість підписників. Оскільки значення ER за форматом є середнім на один допис, середня залученість контент-плану дорівнює середньозваженому:

$$ER_{mix} = \sum_{i=1}^{3} w_i ER_i\,,\ w_i = \frac{n_i}{\sum_{j=1}^{3} n_j} \qquad (2)$$

де i = 1, 2, 3 – Reels, каруселі, статичні зображення; w_i – частка формату в контент-плані; n_i – кількість публікацій формату на місяць. Для порівняння форматів уведено індекс відносної переваги над статичним зображенням:

$$I_i = \frac{ER_i}{ER_{img}} \qquad (3)$$