

9. Díaz, O., & Arellano, C. (2015). The augmented web: Rationales, opportunities, and challenges on browser-side transcoding. *ACM Transactions on the Web*, 9(2), Article 8. <https://doi.org/10.1145/2735633>.
10. Ferdous, J., Lee, H.-N., Jayarathna, S., & Ashok, V. (2023). Enabling efficient web data-record interaction for people with visual impairments via proxy interfaces. *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems*, 13(3), Article 13, 1–27. <https://doi.org/10.1145/3579364>.
11. Silva, J. S. R., Cardoso, P. C. F., de Bettio, R. W., Tavares, D. C., Silva, C. A., Watanabe, W. M., & Freire, A. P. (2024). In-page navigation aids for screen-reader users with automatic topicalisation and labelling. *ACM Transactions on Accessible Computing*, 17(2), 1–45. <https://doi.org/10.1145/3649223>.
12. Sunkara, M., Prakash, Y., Lee, H.-N., Jayarathna, S., & Ashok, V. (2023). Enabling customization of discussion forums for blind users. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 7(EICS), Article 176, 1–20. <https://doi.org/10.1145/3593228>.
13. Makati, T., Tigwell, G. W., & Shinohara, K. (2024). The promise and pitfalls of web accessibility overlays for blind and low vision users. In *Proceedings of the 26th International ACM SIGACCESS Conference on Computers and Accessibility (ASSETS '24)*. ACM. <https://doi.org/10.1145/3663548.3675650>.
14. Dornelas Costa, S., Barcellos, M. P., & Falbo, R. A. (2021). Ontologies in human–computer interaction: A systematic literature review. *Applied Ontology*, 16(4), 419–450. <https://doi.org/10.3233/AO-210255>.

**DOI 10.70286/ISU-08.04.2026.014**

## **ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ОЦІНЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДИКИ КЛАСИФІКАЦІЇ АКУСТИЧНИХ СИГНАЛІВ АВАРІЙ**

**Хміль Роман Володимирович**

аспірант

Національний технічний університет

“КПІ імені Ігоря Сікорського”

м. Київ, Україна

**Могилевич Дмитро Ісакович**

д.т.н., професор

Автоматичне виявлення аварійних подій за їх акустичними сигналами у режимі реального часу на мобільних пристроях є складною багатокритеріальною задачею, що потребує одночасного врахування як точності розпізнавання, так і обмежень апаратних платформ з точки зору їх обчислювальної потужності. Враховуючи зазначені особливості, поширені класичні підходи часто не

забезпечують належного балансу між швидкістю та якістю класифікації. Через це, у даному дослідженні пропонується дослідити ефективність запропонованої методики за сукупністю ключових критеріїв, серед яких: точність (Accuracy, Recall, Precision, F1-міра, ROC\_AUC); швидкість (час обробки); обчислювальна складність (кількість параметрів моделі, кількість операцій FLOPs) [1].

Для вирішення задачі класифікації аудіосигналів аварій у режимі реального часу було розроблено методику, що включає в себе наступні методи: напіваавтоматичного формування датасету; попередньої обробки сигналів (log-Mel +  $\Delta$  +  $\Delta\Delta$ ); модифіковані моделі ЗНМ на основі архітектур MobileNet V2 та V3, оптимізовані методи навчання цих моделей [5].

Не вдаючись до детального огляду доктринально-теоретичної площини даної проблематики та опису методів, що складають методику класифікації, у рамках даної роботи пропонується здійснити саме експериментально-практичну оцінку ефективності методики на незалежній тестовій вибірці. З метою забезпечення максимальної об'єктивності отриманих результатів, тренування розроблених ЗНМ було виконано за допомогою набору даних, сформованих методом розмітки, зазначеним вище, а от фінальне тестування моделей виконано на публічному наборі даних MIVIA Road Events, які моделі, що тренуються, не бачили під час навчання. Такий підхід використовується і іншими вченими.

У якості базової архітектури ЗНМ розглядається MobileNet-V2, результати якої порівнюються з показниками продуктивності відповідних модифікованих архітектур MobileNet -V2 та -V3. Для систематичної оцінки впливу кожної запропонованої модифікації на якість класифікації проведено серію експериментів за методикою послідовного додавання компонентів.

Зважаючи на достатній розмір (~16000 зразків) та збалансованість сформованого набору навчальних даних нейромережі, всі зразки було розподілено наступним чином: тренування – 14400 (90%); валідація – 1600 (10%). У якості тестового набору було використано публічний набір даних MIVIA Road Events від Університету Салерно, який включає звуки аварій, записані як всередині, так і ззовні салону автомобіля. Він складається з 57 аудіофайлів тривалістю 60 с, оцифрованих на частоті 32 кГц і розрізняє аварії та фонові шуми: 200 подій позначені як автомобільна аварія, а 200 – як фоновий шум. Цей датасет широко використовується вченими у сучасних дослідженнях для тестування розроблених ними нейромоделей, що також дозволяє порівняти результати різних досліджень між собою [4].

Видається, що окреслений підхід з використанням незалежного набору даних у якості тестового, є запорукою до отримання достовірних результатів оцінки продуктивності розроблених нейромоделей.

Отже, з метою кількісного оцінювання отриманих результатів та забезпечення об'єктивного порівняння досліджуваних моделей, наступним етапом є вибір та обґрунтування системи метрик якості класифікації.

Найбільш поширеними метриками оцінки точності класифікації є наступні: точність (англ. Accuracy), влучність (англ. Precision), повнота (Recall, TPR), F1-міра, ROC\_AUC:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

$$F1 = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (4)$$

ROC\_AUC обчислюється як площа під ROC-кривою та визначає роздільну здатність класифікатора при варіації порогу класифікації.

Основною метрикою швидкодії нейромоделі є власне швидкість класифікації нею нового зразка. Дотичними метриками є обчислювальна складність моделі, від якої напряду залежить швидкодія, що визначається кількістю параметрів нейромоделі або математичних операцій (FLOPs).

Відповідно, використання сукупності зазначених метрик зумовлює реальну можливість оцінити інтегральну точність, швидкодію, та здатність моделі класифікувати аварії без пропусків та хибних спрацювань.

На основі запропонованих критеріїв оцінювання було проведено експериментальне дослідження ефективності розроблених моделей, результати якого наведено нижче.

Таблиця 1 – Експериментальне дослідження точності розроблених моделей

| Модель          | Accuracy | Precision | Recall | F1    | ROC AUC |
|-----------------|----------|-----------|--------|-------|---------|
| MobileNet-V2    | 84.5%    | 92.9%     | 96.3%  | 94.6% | 0.96    |
| Модифікована V2 | 97.3%    | 97.7%     | 96.8%  | 97.2% | 0.99    |
| Модифікована V3 | 98.6%    | 98.7%     | 98.5%  | 98.6% | 0.99    |

Проаналізувавши отримані результати можна дійти до висновку, що модифіковані архітектури демонструють стабільне зростання точності, що підтверджує ефективність запропонованих удосконалень.

Крім того, слід звернути увагу, що підвищення точності не повинно призводити до суттєвого зниження швидкодії, особливо крізь призму дотримання вимог до роботи системи в режимі реального часу [2]. Надалі ж, пропонується провести аналіз часу обробки запропонованих моделей.

Таблиця 2 – Аналіз часу обробки запропонованих моделей

| Модель          | Час обробки |
|-----------------|-------------|
| MobileNet-V2    | ~75 мс      |
| Модифікована V2 | ~70 мс      |
| Модифікована V3 | ~80 мс      |

Отримані результати дають змогу стверджувати, що всі вони задовольняють вимогу до швидкодії:  $T < 200$  мс. Це підтверджує можливість їх використання у мобільних системах в режимі реального часу.

Крім того, як відомо показники швидкодії безпосередньо пов'язані з обчислювальною складністю моделей. Це вказує, що їх ресурсні вимоги та придатність до використання на пристроях з обмеженою обчислювальною

потужністю. А тому, у зв'язку з окресленою особливістю доцільно проаналізувати кількість параметрів досліджуваних архітектур.

Таблиця 3 – Кількість параметрів досліджуваних архітектур

| Модель          | Параметри | FLOPs, Гіга |
|-----------------|-----------|-------------|
| MobileNet-V2    | ~3,5 млн  | 0.30        |
| Модифікована V2 | ~2,5 млн  | 0.23        |
| Модифікована V3 | ~5,4 млн  | 0.39        |

Як вбачається із табл. 3, запропоновані результати вказують класичний компроміс між точністю та обчислювальною ефективністю. Останній полягає у тому, що MobileNet-V2 забезпечує мінімальні обчислювальні витрати та високу швидкодію, натомість MobileNet-V3, маючи більшу кількість параметрів, досягає вищої точності за рахунок зростання складності моделі.

З метою обґрунтування ефективності запропонованого підходу проведено порівняння з відомими методами класифікації акудіосигналів.

Таблиця 4 – Порівняння запропонованої методики з відомими методиками класифікації акустичних сигналів.

| Метод                | Accuracy | Особливості       |
|----------------------|----------|-------------------|
| Класичні DSP         | ~85–90%  | низька стійкість  |
| CNN                  | ~90–94%  | висока складність |
| Ансамблі             | 95-96%   | ресурсозатратні   |
| Запропонований метод | 98-99%   | належний баланс   |

Таким чином, в рамках проведеного експериментального дослідження було визначено ефективність запропонованої методики класифікації акустичних сигналів аварій на основі модифікованих згорткових нейронних мереж. Слід звернути увагу на ту особливість, що розроблений підхід:

по-перше, перевищує існуючі методи за показниками точності класифікації, забезпечуючи рівень до 98,6%;

по-друге, забезпечує роботу в режимі реального часу (до 80 мс);

по-третє, є придатним для використання на edge-пристроях завдяки оптимізованій архітектурі та помірній обчислювальній складності;

по-четверте, демонструє високу узагальнюючу здатність при роботі з реальними акустичними даними;

по-п'яте, має експериментальне підтвердження на тестових вибірках та в умовах, наближених до реальних [3, 5].

### ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ОЦНОВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДИКИ КЛАСИФІКАЦІЇ АКУСТИЧНИХ СИГНАЛІВ АВАРІЙ



Рисунок 1 – Загальна характеристика запропонованого підходу

Крім того, у ході проведеного дослідження було визначено доцільність використання багатоканального представлення ознак та механізмів уваги, які дозволяють підвищити інформативність вхідних даних і покращити якість класифікації складних акустичних подій. Резюмуючи, слід констатувати, що запропонований підхід може бути використаний як основа для побудови сучасних інтелектуальних систем автоматичного виявлення аварій, зокрема у мобільних застосунках та вбудованих системах моніторингу транспортних засобів. Видається, що перспективним напрямом подальших досліджень є оптимізація моделей для ще більш ресурсообмежених пристроїв та розширення набору акустичних подій для багатокласової класифікації.

### Список використаних джерел

1. Tan P. S., Lim K. M., Lee C.-P., Tan C. H. Acoustic event detection with MobileNet and 1D-convolutional neural network. 2020 IEEE 2nd International Conference on Artificial Intelligence in Engineering and Technology. – 2020. – DOI: 10.1109/ICAET49801.2020.9257865.
2. Dong H., Zhang L., Cai X., Wu M., Qiao Z. Acoustic scene classification based on FHR MobileNet. Proceedings of the Detection and Classification of Acoustic Scenes and Events 2022 Challenge. – 2022. – Technical report.
3. Mesa-Cantillo C. M., Alonso-González I., Quintana-Suárez M. A., Ley-Bosch C., Ramírez-Casañas C., Sánchez-Medina J. J., Sánchez-Rodríguez D. A sound events detection and localization system based on YAMNet model and BLE beacons. Proceedings of the Nineteenth International Conference on Wireless and Mobile Communications (ICWMC 2023). – 2023. – URL: [https://accedacris.ulpgc.es/bitstream/10553/121504/1/icwmc\\_2023\\_1\\_10\\_20007.pdf](https://accedacris.ulpgc.es/bitstream/10553/121504/1/icwmc_2023_1_10_20007.pdf)
4. Podda A., Balia R., Pompianu L., Carta S., Fenu G., Saia R. CARgram CNN-based accident recognition from road sounds through intensity-projected spectrogram analysis. Digital Signal Processing, Vol.147, pp.1-10, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2024.104431>.
5. Могилевич Д., Хміль Р. Методика класифікації цифрових аудіосигналів на основі згорткових нейронних мереж. Вісник Хмельницького національного університету. Серія: Технічні науки. Том 359, №6.2, с.424-433. – 2025. - DOI: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-359-132>.