

УДК 621.391

*Фабрикатор М.О., здобувач,
Національний технічний університет України «Київський
політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»*

Телекомунікаційна система класифікації звукових сигналів для моніторингу та оперативного інформування

Забезпечення оперативного інформування населення у надзвичайних ситуаціях є критично важливим завданням сучасних телекомунікаційних систем. Вимоги до швидкодії, достовірності й персоналізації сповіщень постійно зростають, а традиційні канали, як мобільні сповіщення чи централізовані системи оповіщення, не завжди забезпечують достатній рівень адаптивності. Наприклад, міжнародна система екстрених повідомлень NOAA Weather Radio (США) передає сповіщення широкому загалу, але не враховує індивідуальні характеристики споживачів, чи локальні акустичні події [1]. У ЄС та США активно застосовуються мобільні інфраструктури Cell Broadcast та WEA (Wireless Emergency Alerts), однак їх використання залежить від стану мобільної мережі та роботи зовнішніх серверів [2].

З іншого боку, сучасні дослідження демонструють ефективність штучного інтелекту у виявленні небезпек, аналізі потокових даних та класифікації складних сигналів у системах моніторингу середовища [3; 4]. Окремий напрям становлять акустичні системи ідентифікації - від виявлення пострілів (ShotSpotter), до аналізу шумового фону міст та виявлення дронів [5; 6]. Експерти зазначають, що поєднання телекомунікаційних технологій та алгоритмів глибинного навчання відкриває можливість створення персональних систем раннього оповіщення нового покоління [7].

У дослідженні створено телекомунікаційну систему персонального моніторингу, яка інтегрує дві підсистеми: апаратно-програмний модуль отримання даних з інформаційного простору та нейромережну підсистему ідентифікації звукових сигналів локального середовища. Підхід відповідає сучасним рекомендаціям оптимізації IoT-систем моніторингу, де частина обчислень переноситься на сервер для зменшення навантаження на крайові пристрої [8].

Аналіз звуку виконується в частотній області шляхом побудови Mel-спектрограм, які є одним з найбільш інформативних форматів для задач аудіокласифікації. Кожен аудіосигнал перетворюється у матрицю 128×128 , нормалізується та подається на вхід згорткової нейронної мережі. Додатково обчислюється спектральний центроїд, який слугує

компактною характеристикою розподілу енергії по частотах та використовується для підвищення роздільної здатності моделі, що узгоджується з сучасними методами аудіорозпізнавання [9].

Розроблена мережа містить три згорткові шари (32, 64 та 128 фільтрів), два шари максимального пулінгу та повнозв'язний шар з 128 нейронами. Навчання моделі відбувалося у TensorFlow з оптимізатором Adam протягом 20 епох на розмічених даних кількох класів звуків. Для формування вибірки використано стандартний підхід із розбиттям на тренувальний та тестовий набори у пропорції 4:1. У результаті отримано точність ~70% на тестовій вибірці. При аналізі Grad-CAM виявлено, що мережа коректно виділяє ділянки спектрограми, які містять найбільш інформативні частотні компоненти, що свідчить про правильність навчання.

Інтеграція акустичної підсистеми з телекомунікаційним модулем забезпечила можливість комплексного реагування: система визначає зміни у зовнішніх джерелах інформації та появу потенційно небезпечних звукових подій. Тестування підтвердило, що пристрій здатен працювати у режимі безперервного моніторингу, оновлення, ідентифікування, персонального оповіщення користувача.

Отримані результати демонструють перспективність поєднання методів цифрової обробки аудіо сигналів та глибинного навчання у сфері систем безпеки. Запропонований підхід можна масштабувати за рахунок розширення набору класів звуків, інтеграції сенсорних модулів, використання захищених протоколів обміну та підключення до розподілених систем обробки подій.

Список використаних джерел:

1. NOAA Weather Radio. URL: <https://www.weather.gov/nwr/>
2. European Commission. Public Warning Systems in the EU.
3. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. MIT Press, 2016.
4. Abdel-Hamid O. et al. Convolutional Neural Networks for Speech Recognition. IEEE/ACM TASLP, 2014.
5. Meier P. Digital Humanitarians: How Big Data Is Changing Disaster Response. CRC Press, 2015.
6. Shin S. et al. Acoustic-based drone detection. Sensors, 2021.
7. Singh A., Sharma M. AI-based Early Warning Systems. Journal of Safety Science, 2022.
8. Duffy M. Edge-Cloud Architectures for IoT Monitoring. IEEE IoT Journal, 2020.
9. Tzanetakis G., Cook P. Musical genre classification using audio features. IEEE TASLP, 2002.