

Рибальський Олег Володимирович,

головний науковий співробітник науково-дослідної лабораторії навчально-наукового інституту № 2 Національної академії внутрішніх справ, доктор технічних наук, професор

Соловійов Віктор Іванович,

заступник завідувача кафедри комп'ютерних систем і мереж СНУ ім. В. Даля, кандидат технічних наук, доцент

Чернявський Сергій Сергійович,

проректор Національної академії внутрішніх справ, доктор юридичних наук, професор

Журавель Вадим Васильович,

завідувач лабораторії досліджень у сфері інформаційних технологій Київського науково-дослідного експертно-криміналістичного центру, кандидат технічних наук

ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ В ІНСТРУМЕНТАРІЇ ПРОВЕДЕННЯ ЕКСПЕРТИЗИ СКЛАДНИХ ТЕХНІЧНИХ ОБ'ЄКТІВ

Поява нових інформаційних технологій – нейронних мереж «великих даних» і нейронних мереж глибокого навчання, відкриває новий напрям побудови інструментарію, призначеного для проведення експертиз складних об'єктів [1]. Властивості цих технологій штучного інтелекту забезпечують якісний стрибок у достовірності результатів порівняння ідентифікаційних ознак, тобто у вірогідності експертних висновків.

Зрозуміло, що нові технології вимагають нового розуміння та підходів не лише до побудови інструментарію, а й до оцінювання результатів експертиз, отриманих з його застосуванням. Це, в першу чергу, стосується необхідності використання оцінки отриманих результатів в імовірнісному вигляді, що переконливо, на нашу думку, доведено у роботі [2].

При цьому нові технології забезпечили можливість створити нову методологію оцінювання результатів порівняння ідентифікаційних ознак, засновану на використанні графіків кривих помилок першого та другого роду, побудованих при розробці кожного типу експертного інструментарію [2]. Приклад таких графіків показаний на рис. 1.

На графіках видно, що у точці перетину кривих імовірності помилок рівні. Ця величина є комплексною оцінкою величини максимальної ймовірності помилки, або, інакше кажучи, мінімальною ефективністю експертного інструментарію, яка розраховується із співвідношення

$$E_{min} = (1 - P_n) \times 100 (\%) \quad (1)$$

де E_{min} – мінімальна ефективність системи,

P_n – максимальна порогова ймовірність помилок.

Тобто, мінімальна ефективність отримуваних результатів є тим найгіршим результатом, який може прийняти функція ймовірності правильності (або неправильності) отриманого висновку, яка забезпечується для кожного конкретного дослідження.

Це значення мінімальної ефективності приймається для експертної системи, що розробляється для конкретного виду експертизи, як науково обгрунтоване порогове значення прийняття рішення щодо співпадіння або не співпадіння характеристик ідентифікаційних ознак [2; 3].

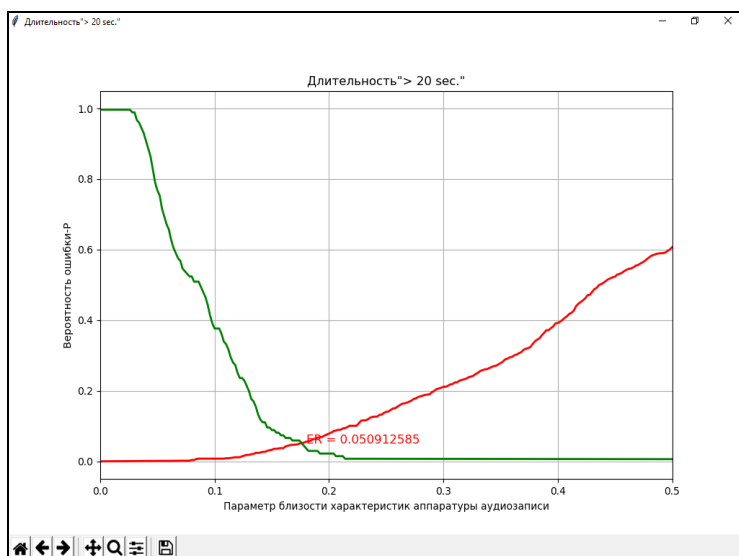


Рис. 1. Графіки ймовірності помилок першого та другого роду в системі ідентифікації апаратури запису для фонограм тривалістю більше 20 сек

Слід зазначити, що раніше такі графіки при створенні та прийнятті нового експертного інструментарію не будувалися, а порогове значення прийняття рішення щодо співпадіння або не співпадіння характеристик ідентифікаційних ознак обиралося емпірично, виходячи з досвіду експертної практики. Це пояснюється

необхідністю проведення десятків (інколи сотень) тисяч експериментів на великому емпіричному матеріалі. Виконати такі об'єми експериментів без спеціальних засобів автоматизації, що спираються на сучасні комп'ютери та програмне забезпечення, неможливо. Але з появою нової інформаційної технології – нейронних мереж «великих даних» та глибокого навчання, така можливість з'явилася. При цьому побудова таких кривих на основі цих технологій не вимагає великих часових і грошових витрат. В загальному вигляді побудова та використання такої технології показана у роботах [2; 3]. Основою побудови цих графіків є знаходження міри близькості між параметрами порівнюваних ідентифікаційних ознак. Очевидно, що як виділення, так і виміри параметрів завжди робитимуться з деякою погрішністю, яка визначається точністю роботи використовуваних інструментів, що властиво будь-якому технічному приладу. Як й очевидно, що ідентифікаційні ознаки, виділені з різних ідентифікуючих об'єктів, не можуть мати абсолютно однакових параметрів. Тому при порівняннях ідентифікаційних ознак використовуються ймовірнісні оцінки їх близькості, тобто оцінюється міра близькості двох випадкових величин або випадкових процесів. При цьому завжди існує деяка можливість помилки, коли через існуючу погрішність вимірів або погрішність у точності оцінки близькості параметрів ознаки, що походять від одного об'єкту, можуть бути прийняті за ті, що походять від різних джерел, а ознаки, що походять від різних об'єктів, за ті, що походять від одного джерела. Саме такі помилки називають помилками першого та другого роду.

Іншими словами, *помилка першого роду вказує на ймовірність того, що досліджувані об'єкти неправильно ідентифіковані як різні, а помилка другого роду – на ймовірність того, що різні об'єкти неправильно ідентифіковані як один.*

При цьому, згідно з одним з основних законів математичної статистики, якщо ймовірність помилки першого роду мала, то подія, яка полягає в тому, що характеристики параметрів порівнюваних об'єктів належать до різних сукупностей, є практично неможливою [4]. В цьому випадку гіпотеза щодо визнання походження ідентифікаційних ознак від різних джерел відхиляється з практичною достовірністю.

Практичне використання запропонованих методів та технологій можна проілюструвати на прикладі результатів порівняльних досліджень власних шумів цифрових фонограм, які наведено на рис. 2 та рис. 3. Дослідження проведено з використанням модернізованої програми «Фрактал», побудованої на основі новітніх технологій.

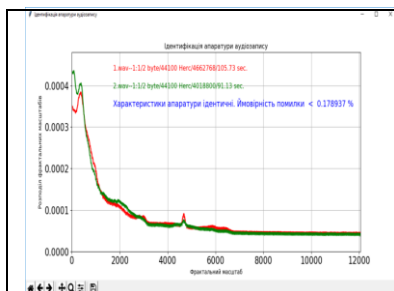


Рис. 2. Результат порівняння фрактальних характеристик власних шумів двох цифрових фонограм, записаних на одній апаратурі звукозапису

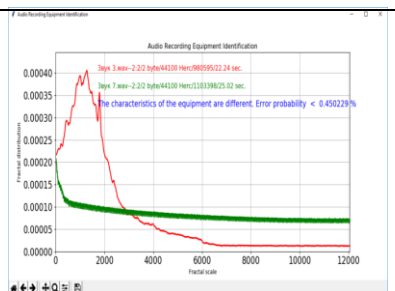


Рис. 3. Результат порівняння фрактальних характеристик власних шумів двох цифрових фонограм, записаних на різних апаратурі звукозапису

На рис. 2 та 3 видно, що ймовірність помилок для кожного з порівнянь складає долі відсотків. Зазначимо, що без застосування цих технологій значень отримати ймовірності помилок менше 2 % не вдавалося.

Висновок

Застосування при побудові експертного інструментарію технологій нейронних мереж «великих даних» та глибокого навчання забезпечує значне підвищення вірогідності висновків ідентифікаційних досліджень складних технічних об'єктів.

Список використаних джерел:

1. Yoshua Bengio. Deep Learning. Lxmls 2015. Machine Learning Summer Shool. Lisbon, Portugal. 2015.124 p. Режим доступу: <http://www.iro.umontreal.ca/~bengioy/dlbook>.
2. Рыбальский О.В., Соловьев В.И., Чернявский С.С., Журавель В.В., Железняк В.К. Вероятностный подход к принятию экспертных решений по анализу сложных объектов. *Известия Национальной академии наук Белоруссии. Серия физико-технические науки*. 2019. Т. 64. № 3. С. 346–352. URL: <https://doi.org/10.29235/15-8358-2019-64-3-346-352>.
3. Рибальський О.В., Соловйов В.І., Чернявський С.С., Журавель В.В. Особливості сучасних імовірнісних технологій судової експертизи. *Право і правоохорона*. 2019. № 4. С. 212–215.
4. Королюк В.С., Портенко Н.И., Скороход А.В., Турбин А.Ф. Справочник по теории вероятностей и математической статистике, М.: Наука. глав. ред. физ.-мат. лит.-ры, 1985, 640 с.