

С. В. Тимчук, В. О. Тарасенко, О. П. Радущинський

МЕТОДИКА ВИЗНАЧЕННЯ ПАРАМЕТРІВ СПЕКТРОГРАМ РАДІОСИГНАЛІВ ДЛЯ ЇХ РОЗПІЗНАВАННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДІВ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ

Автоматичне розпізнавання радіосигналів за допомогою згорткових нейронних мереж, що аналізують їх спектрограми, є перспективним напрямом, однак на його ефективність впливає відсутність стандартизованих параметрів формування цих спектрограм, необхідних для забезпечення їх інформативності. У зв'язку із цим було розроблено методику визначення найбільш прийнятних параметрів генерації спектрограм короткохвильових сигналів у середовищі Adobe Audition на основі експертних оцінок, яка дозволяє створити стандартизований датасет для навчання згорткових нейронних мереж.

Проведено експеримент за участю досвідчених операторів радіоелектронної розвідки, які індивідуально налаштовували параметри візуалізації спектрограми (розмір швидкого перетворення Фур'є, тип віконної функції, динамічний діапазон, колірна схема, тривалість сегмента) для двох типових короткохвильових сигналів до досягнення максимальної візуальної інформативності. Зібрані дані аналізувалися статистично (мода, середнє) для визначення узагальнених рекомендацій.

Визначено єдиний рекомендований набір параметрів генерації спектрограм (розмір швидкого перетворення Фур'є, тип віконної функції, колірна схема, динамічний діапазон, тривалість сегмента), який відображає консенсус експертів щодо оптимального візуального подання аналізованих сигналів. Запропонована методика та отримані рекомендації дозволяють стандартизувати процес підготовки спектрограм короткохвильових сигналів для завдань автоматичного розпізнавання за допомогою згорткових нейронних мереж, сприяють формуванню якісних датасетів та підвищенню відтворюваності досліджень.

Сформовані параметри можуть бути використані як основа для створення однорідних спектрограм у рамках побудови навчальних вибірок. Узгодженість візуальних характеристик забезпечує єдиний підхід до формування вхідних даних, що відповідає вимогам стандартизації в системах машинного навчання, орієнтованих на оброблення радіосигналів.

Ключові слова: спектрограма; згорткові нейронні мережі; короткохвильовий діапазон; експертна оцінка; параметри візуалізації; метод комп'ютерного зору; Adobe Audition.

Постановка проблеми в загальному вигляді. Аналіз радіосигналів у короткохвильовому (КХ) діапазоні залишається актуальним та важливим завданням у багатьох прикладних галузях, таких як: радіозв'язок, радіомоніторинг та радіоелектронна розвідка. Традиційно

одним з основних методів ідентифікації та класифікації невідомих або складних КХ сигналів є аналіз їхніх спектрально-часових візуалізацій, який виконується досвідченими операторами.

Зі стрімким розвитком технологій штучного інтелекту, зокрема методів глибокого навчання та згорткових нейронних мереж (CNN), з'являються нові перспективи для автоматизації процесу розпізнавання сигналів. Застосування CNN до аналізу зображень спектрограм дозволяє створювати системи, здатні автоматично класифікувати типи сигналів. Однак успішність такого підходу критично залежить від якості та способу подання вхідних даних – самих зображень спектрограм.

Відомо, що параметри, які використовуються для обчислення та візуалізації спектрограми (наприклад, розмір швидкого перетворення Фур'є (ШПФ), тип віконної функції, обраний динамічний діапазон, колірна схема візуалізації), значно впливають на кінцевий вигляд зображення. Різні налаштування можуть підкреслювати або приховувати важливі для розпізнавання характеристики сигналу. На сьогодні практично відсутні стандартизовані методики або загальноприйняті рекомендації щодо вибору оптимального набору цих параметрів у ході підготовки спектрограм саме для завдань їх подальшого автоматизованого оброблення та розпізнавання за допомогою CNN. Ця невизначеність ускладнює розроблення надійних автоматизованих систем, порівняння результатів різних досліджень та забезпечення відтворюваності експериментів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасні підходи до автоматизованого аналізу радіосигналів усе частіше ґрунтуються на методах глибокого навчання, зокрема CNN, для оброблення їх спектрально-часових візуалізацій [6–9]. Особливо перспективним є застосування CNN до двовимірних спектрограм сигналів, які розглядаються як зображення для завдань класифікації та виявлення. Успішність такого підходу була продемонстрована в дослідженнях, пов'язаних з аналізом радіоастрономічних даних. Наприклад, у роботах [2, 5] CNN (зокрема архітектури типу Wide Residual Networks) були ефективно застосовані для класифікації різних типів модельованих радіосигналів за їхніми спектрограмами. Аналогічно в [4] CNN використовувалися для локалізації вузькосмугових сигналів на синтетичних спектрограмах в умовах сильних завад. Відомі також підходи [3], де глибоке навчання сприяє аналізу безпосередньо часових відліків радіосигналу для спільного детектування та класифікації модуляції.

Однак у ході детального розгляду зазначених робіт [2–5], що стосуються застосування глибокого навчання до радіосигналів, виявлено важливий аспект, якому не приділялося достатньо уваги. Це питання вибору та обґрунтування параметрів візуалізації для самих спектрограм (розмір ШПФ, тип віконної функції, динамічний діапазон), що використовуються як вхідні дані для CNN у [2, 4, 5], зазвичай вони не є основним фокусом досліджень. Ці параметри часто вибираються емпірично, на основі попереднього досвіду або специфіки моделювання, без систематичного аналізу їх впливу на якість розпізнавання системою CNN та, що є критичним для практичних застосувань, на візуальну інформативність для експерта в задачах радіомоніторингу КХ діапазону [10]. Така відсутність обґрунтованої методики вибору оптимальних параметрів спектрограм ускладнює створення надійних автоматизованих систем розпізнавання та порівняння

результатів різних досліджень. Саме тому стаття спрямована на заповнення цієї прогалини шляхом розроблення методики визначення оптимальних параметрів спектрограм на основі експертних оцінок.

Формулювання завдання дослідження. Через виявлену відсутність стандартизованих підходів до підготовки спектрограм КХ сигналів для їх ефективного автоматичного розпізнавання за допомогою CNN маємо нагальну необхідність у розробленні відповідної методики, яка б урахувала специфіку візуального сприйняття таких даних експертами. Тому метою цієї публікації є визначення та обґрунтування оптимального набору параметрів для генерації спектрограм КХ сигналів за допомогою програмного забезпечення Adobe Audition на основі методу експертних оцінок. Це, у свою чергу, передбачає проведення експерименту, у ході якого група кваліфікованих експертів суб'єктивно налаштовує параметри візуалізації (розмір ШПФ, тип віконної функції, динамічний діапазон, колірна схема) для двох типових КХ сигналів: STANAG 4285_TFC (далі – STANAG) і Чайка_ЧМ2-500_150 (далі – Чайка) – до стану найкращої інформативності для ідентифікації. Важливим етапом є збір та систематизація даних щодо обраних експертами параметрів. Подальший їх аналіз із застосуванням відповідних статистичних методів (визначення моди для категорійних та середнього значення для числових параметрів) дозволить вивести узагальнені рекомендовані значення. У підсумку дослідження спрямоване на формулювання науково обґрунтованих практичних рекомендацій щодо налаштувань Adobe Audition, які дозволять готувати якісні та консистентні зображення спектрограм для формування навчальних датасетів, призначених для подальшого використання в системах розпізнавання на основі CNN.

Виклад основного матеріалу. Для досягнення поставленої мети дослідження, а саме визначення найбільш прийнятних параметрів генерації спектрограм КХ сигналів для подальшого використання в системах автоматичного розпізнавання на базі CNN, було проведено експеримент із використанням методу експертних оцінок.

В експерименті взяли участь 10 фахівців, кожен з яких має досвід практичної роботи оператором радіоелектронної розвідки понад три роки та володіє навичками візуального аналізу спектрограм КХ сигналів.

Експертам були надані для аналізу записи двох типових сигналів КХ діапазону: STANAG та Чайка. Важливо зазначити, що вихідні файли сигналів характеризувалися обмеженою смугою пропускання в 4 кГц. Експеримент проводився з використанням лише програмного забезпечення Adobe Audition (стандартний функціонал для роботи зі спектрограмами, без прив'язки до конкретної версії), інше не застосовувалося. Початковий вигляд робочого вікна програми для сигналів Чайка та STANAG із налаштуваннями за замовчуванням (розмір ШПФ 2048, вікно Blackman-Harris, діапазон 96 дБ), із якими починали працювати експерти, показано на рис. 1–2 відповідно.

Кожен експерт послідовно працював з обома наданими сигналами. Головне завдання полягало в тому, щоб для усіх сигналів індивідуально підібрати такі налаштування параметрів спектрограми в Adobe Audition, які б забезпечували найкращу, на суб'єктивну думку експерта, візуальну чіткість та інформативність для ідентифікації типу сигналу.

Параметри, що підлягали налаштуванню, включали: розмір ШПФ (FFT Size), тип віконної функції (Window Function), динамічний діапазон (Dynamic Range, dB) та колірну схему (Color Scheme).

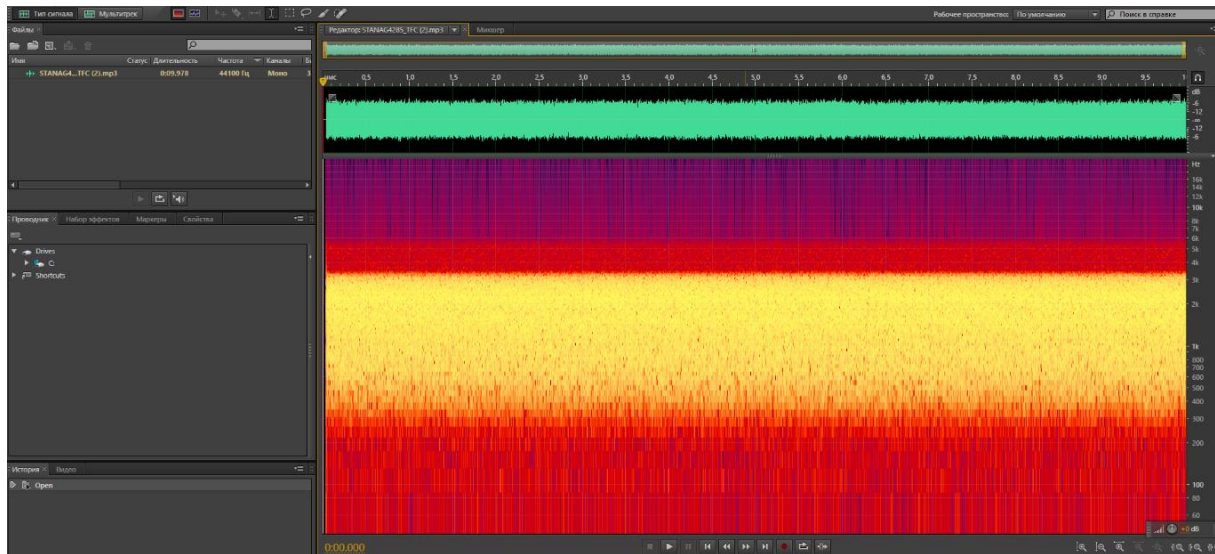


Рис. 1. Початковий вигляд робочого вікна програми для сигналу STANAG

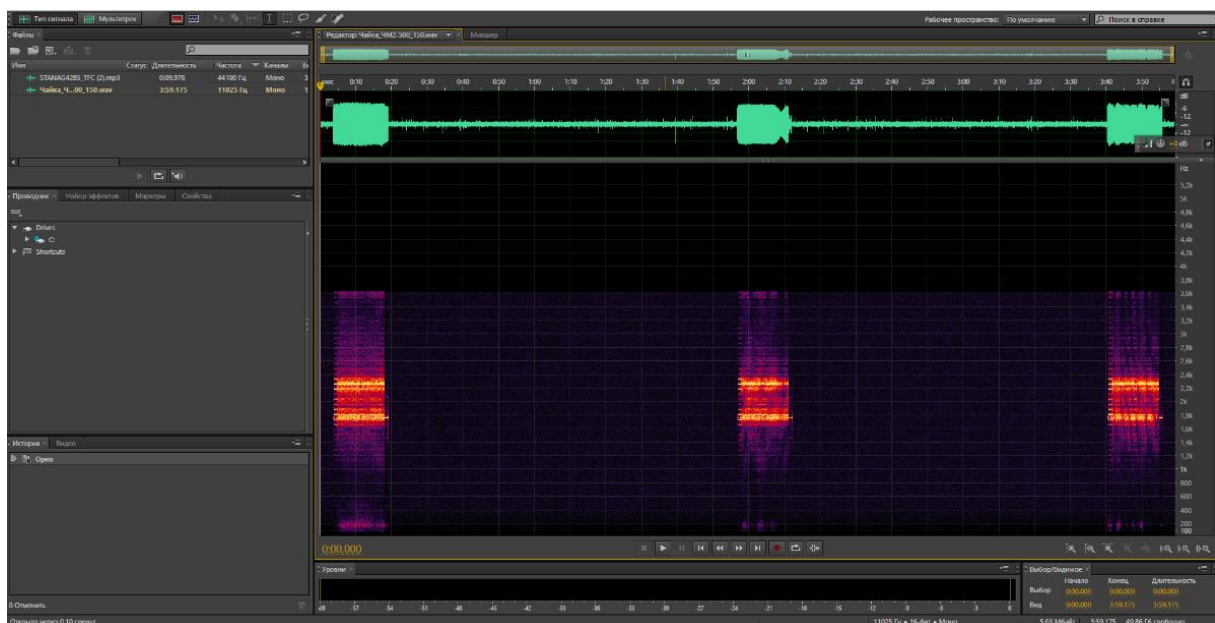


Рис. 2. Початковий вигляд робочого вікна програми для сигналу Chaika

Окремим завданням експертів було визначення мінімально необхідної тривалості фрагмента сигналу, достатньої для його впевненої ідентифікації за обраних налаштувань спектрограми. Для цього вони використовували масштабування часової осі та оцінювали інформативність різних за довжиною відрізків.

Після того, як експерт зупинявся на оптимальному, на його думку, наборі параметрів для певного сигналу, ці значення параметрів фіксувалися. Процедура повторювалася для обох сигналів кожним із 10 експертів. Зібрані дані були зведені в табл. 1–2, що містять по 10 наборів параметрів для кожного з двох типів сигналів.

Таблиця 1

Узагальнені результати експертного визначення параметрів спектрограм
для сигналу STANAG

Номер експерта	Розмір ШПФ	Віконна функція	Динамічний діапазон (дБ)	Колірна схема	Тривалість запису сигналу (с)
1	1024	Хеммінга	60	За замовчуванням	8
2	2084	Хеммінга	80	За замовчуванням	10
3	512	Хеммінга	80	За замовчуванням	4
4	1024	Ханна	90	Розширена	6
5	1024	Прямокутна	60	За замовчуванням	7
6	1024	Хеммінга	80	За замовчуванням	5
7	1024	Хеммінга	80	За замовчуванням	5
8	2048	Ханна	90	Розширена	9
9	512	Хеммінга	60	За замовчуванням	4
10	1024	Хеммінга	70	За замовчуванням	5

Таблиця 2

Узагальнені результати експертного визначення параметрів спектрограм
для сигналу Чайка

Номер експерта	Розмір ШПФ	Віконна функція	Динамічний діапазон (дБ)	Колірна схема	Тривалість запису сигналу (с)
1	512	Хеммінга	70	За замовчуванням	7
2	2084	Хеммінга	80	За замовчуванням	9
3	1024	Хеммінга	70	За замовчуванням	5
4	1024	Ханна	80	Розширена	7
5	1024	Прямокутна	70	За замовчуванням	7
6	2048	Хеммінга	60	За замовчуванням	5
7	1024	Хеммінга	70	За замовчуванням	6
8	1024	Ханна	80	Розширена	8
9	512	Хеммінга	60	За замовчуванням	4
10	1024	Хеммінга	70	За замовчуванням	5

Зібрані дані щодо обраних 10 експертами параметрів спектрограм для сигналів STANAG та Чайка було статистично проаналізовано з метою визначення узагальнених рекомендованих значень для формування стандартизованого датасету. Аналіз проводився окремо для кожного типу сигналу, після чого результати узагальнювалися для отримання єдиного набору рекомендацій.

Для таких категорійних параметрів, як: тип віконної функції, колірна схема, розмір ШПФ (що приймав значення 512, 1024 або 2048), – визначався найчастіше вибраний варіант експертами для кожного сигналу окремо шляхом розрахунку моди розподілу відповідей.

Для числових параметрів: динамічний діапазон (дБ) та тривалість аналізованого сегмента (с) – для кожного сигналу розраховувалися середні арифметичні значення (η) за формулою (1) та стандартні відхилення (σ) за формулою (2) за вибіркою з $n = 10$ експертних оцінок:

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \quad (1)$$

де x_i – значення параметра, надане експертом;

n – кількість експертів.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \eta)^2}, \quad (2)$$

де η – середнє арифметичне значення;

x_i – значення параметра від i -го експерта;

n – загальна кількість оцінок.

З метою отримання єдиного рекомендованого набору параметрів, який був би прийнятним для підготовки спектрограм різних типів сигналів у межах КХ діапазону, було застосовано підхід усереднення результатів, отриманих для двох досліджуваних сигналів.

Для числових параметрів (динамічний діапазон, тривалість сегмента) фінальне рекомендоване значення ($\mu_{рек}$) отримано як середнє арифметичне від середніх значень (μ_1 та μ_2), розрахованих за формулою (1) окремо для сигналів STANAG (сигнал 1) та Chauka (сигнал 2), згідно з виразом (3):

$$\mu_{рек} = \frac{\mu_1 + \mu_2}{2}, \quad (3)$$

де $\mu_{рек}$ – рекомбіноване (середнє об'єднане) значення;

μ_1 і μ_2 – середні значення двох окремих груп або умов.

Для категорійних параметрів (розмір ШПФ, тип віконної функції, колірна схема), оскільки модальні значення для обох сигналів збігалися за кожним із цих параметрів, як фінальна рекомендація обирався цей єдиний модальний варіант.

Використання усереднених значень як фінальних рекомендацій обґрунтовано необхідністю знайти практичний компроміс між потенційно різними оптимальними налаштуваннями для різних сигналів. Такий підхід дозволяє створити уніфікований та консистентний набір параметрів для генерації великого датасету спектрограм, що є важливим для навчання стабільних моделей CNN, здатних до узагальнення. Хоча такий усереднений підхід може бути неідеальним для кожного конкретного сигналу, він забезпечує стандартизацію та відтворюваність процесу підготовки даних.

Щодо фіксованої смуги пропускання 4 кГц для входних сигналів, використаних в експерименті, це було зумовлено типовою шириною каналів, що використовуються для передачі багатьох цифрових та аналогових сигналів у КХ діапазоні.

За результатами проведеного експерименту та застосування описаної вище методики аналізу були отримані узагальнені дані щодо уподобань експертів з-поміж параметрів

генерації спектрограм. Основні статистичні показники та фінальні рекомендовані значення параметрів наведено в табл. 3.

Таблиця 3

Усереднення результатів двох сигналів

Параметр	Сигнал	Показник	Значення	Фінальна рекомендація
Розмір ШПФ	STANAG	Мода	1024 (6/10 експ.)	1024
	Chayka	Мода	1024 (6/10 експ.)	
Тип віконної функції	STANAG	Мода	Хеммінга (7/10 експ.)	Хеммінга
	Chayka	Мода	Хеммінга (7/10 експ.)	
Колірна схема	STANAG	Мода	За замовчуванням (8/10 експ.)	За замовчуванням
	Chayka	Мода	За замовчуванням (8/10 експ.)	
Динамічний діапазон (дБ)	STANAG	Середнє (μ) $\pm$ Ст. відх. (σ)	75,0 $\pm$ 11,8	73
	Chayka	Середнє (μ) $\pm$ Ст. відх. (σ)	71,0 $\pm$ 7,4	
Тривалість сегмента (с)	STANAG	Середнє (μ) $\pm$ Ст. відх. (σ)	6,3 $\pm$ 2,1	6
	Chayka	Середнє (μ) $\pm$ Ст. відх. (σ)	6,3 $\pm$ 1,6	

Аналіз результатів показує, що для всіх категорійних параметрів (розмір ШПФ, тип віконної функції, колірна схема) модальні значення, обрані експертами, збігаються для обох досліджуваних сигналів. Це свідчить про певну універсальність уподобань експертів щодо цих налаштувань. Найбільшу перевагу було віддано розміру ШПФ 1024, віконній функції Хеммінга та колірній схемі за замовчуванням (Default). Частота вибору цих модальних значень (6–8 з 10 експертів) вказують на значний рівень консенсусу.

Щодо числових параметрів, то середнє значення оптимального динамічного діапазону дещо відрізнялося для двох сигналів (75,0 дБ для STANAG проти 71,0 дБ для Chayka), причому спостерігався помітний розкид думок ($\sigma \approx 11,8$ та 7,4 дБ). Це може свідчити про те, що оптимальний динамічний діапазон може бути більш залежним від типу сигналу. Натомість середня оптимальна тривалість аналізованого сегмента виявилася однаковою (6,3 с) із відносно невеликим розкидом ($\sigma \approx 1,6$ –2,1 с), що вказує на високу узгодженість експертів у цьому питанні.

Відповідно до методики узагальнення фінальний рекомендований набір параметрів для генерації спектрограм КХ сигналів у середовищі Adobe Audition становить: розмір ШПФ – 1024; тип віконної функції – Хеммінга; колірна схема – за замовчуванням; динамічний діапазон – 73 дБ; тривалість аналізованого сегмента – 6 с.

Початковий вигляд робочого вікна програми Adobe Audition, із яким починали працювати експерти, для сигналів Чайка та STANAG показано на рис. 1–2 відповідно. Приклади спектрограм цих сигналів із використанням визначених рекомендованих параметрів наведено на рис. 3.

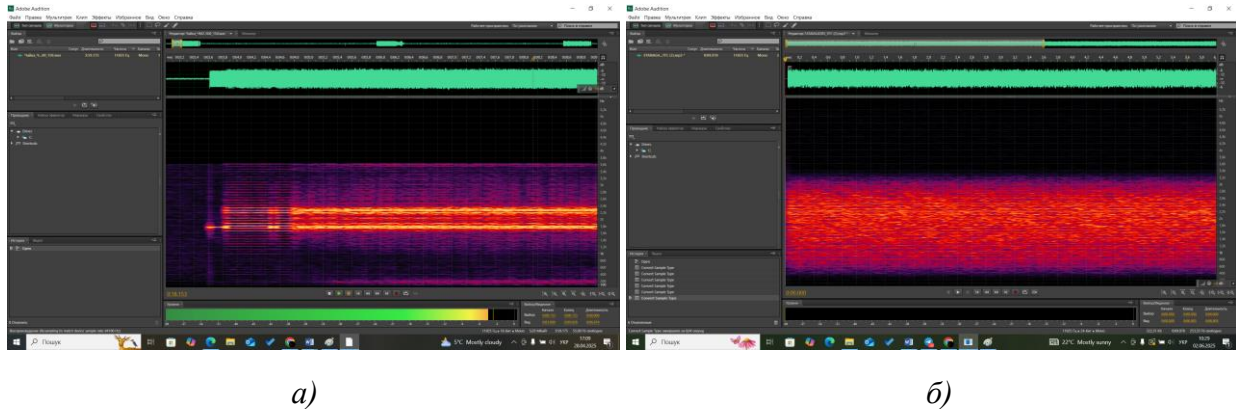


Рис. 3. Кінцевий вигляд робочого вікна програми для сигналів: а) Чайка; б) STANAG

Висновки

У статті запропоновано розв’язання актуальної проблеми відсутності стандартизованого підходу до вибору параметрів генерації спектрограм КХ сигналів, призначених для подальшого автоматизованого аналізу за допомогою згорткових нейронних мереж. Метою дослідження було розроблення методики визначення найбільш прийнятних параметрів візуалізації спектрограм на основі експертних оцінок фахівців із радіомоніторингу.

У результаті проведеного експерименту за участю 10 досвідчених операторів радіоелектронної розвідки та статистичного аналізу їхніх уподобань щодо налаштувань спектрограм для двох типових КХ сигналів (STANAG та Чайка) у середовищі Adobe Audition було визначено такий рекомендований набір параметрів: розмір ШПФ – 1024, тип віконної функції – Хеммінга, колірна схема – за замовчуванням, динамічний діапазон – 73 дБ, мінімально необхідна тривалість аналізованого сегмента – 6 с. Вони відображають колективний експертний консенсус щодо налаштувань, які забезпечують найкращий компроміс між візуальною чіткістю, а інформативністю спектрограм для ідентифікації сигналів.

Отримані результати мають практичне значення, оскільки демонструють науково обґрунтований підхід до стандартизації процесу підготовки вхідних даних для систем автоматичного розпізнавання КХ сигналів на основі CNN. Використання рекомендованих параметрів може сприяти покращенню якості та узгодженості датасетів спектрограм, підвищенню відтворюваності досліджень у цій галузі, а потенційно – покращенню точності роботи самих нейромережевих класифікаторів.

Слід зауважити про певні обмеження проведеного дослідження, зокрема суб’єктивний характер експертних оцінок, відносно невелику кількість залучених експертів (10 осіб) та типів сигналів (два види), використання специфічного програмного забезпечення (Adobe Audition) та роботу із сигналами в смузі 4 кГц.

Перспективними напрямками подальших досліджень є: валідація ефективності запропонованих параметрів шляхом безпосереднього навчання та тестування CNN на датасеті, згенерованому із цими налаштуваннями; розширення експерименту на більшу кількість типів КХ сигналів та експертів; дослідження впливу інших параметрів спектрограми (наприклад, відсотка перекриття вікон); порівняння результатів експертної оцінки з методами автоматичної оптимізації параметрів.

СПИСОК БІБЛІОГРАФІЧНИХ ПОСИЛАНЬ

1. Baran R., Rusc T., Fornalski P. A Smart Camera for the Surveillance of Vehicles in Intelligent Transportation Systems // *Multimedia Tools and Applications*. 2016. Т. 75, С. 10471–10493. <https://doi.org/10.1007/s11042-015-3151-y>
2. Вовк С., Гнатушенко В., Бондаренко М. Методи обробки зображень та комп'ютерний зір. Дніпропетровськ : ЛІРА, 2016. 147 с.
3. Woods R. E., Gonzalez R. C. *Digital Image Processing*. Pearson, 2017. 1192 p.
4. Слободянюк П. Довідник з радіомоніторингу. Ніжин : Аспект-Поліграф, 2008. 551 с.
5. Machine Vision and Deep Learning for Classification of Radio SETI Signals / G. R. Harp, J. Richards, S. Shostak et al. SETI Institute, NASA Ames, IBM, Team Effsubsee, 2023. 31 p.
6. Classification of Simulated Radio Signals Using Wide Residual Networks for Use in the Search for Extra-Terrestrial Intelligence / G. A. Cox, S. Egly, G. R. Harp et al. Mountain View, California, 2018. 16 p.
7. Narrow-Band Signal Localization for SETI on Noisy Synthetic Spectrogram Data / B. Brzycki, A. Siemion, S. Croft et al. // *Publications of the Astronomical Society of the Pacific*. 2020. Vol. 132. P. 1–12. <https://doi.org/10.1088/1538-3873/abaaf7>
8. Signal Detection and Automatic Modulation Classification via Deep Learning / H. Xing, X. Zhang, S. Chang et al. The Chinese University of Hong Kong (Shenzhen), Beijing University of Posts and Telecommunications, 2024. 39 p.
9. Forsyth D. A., Ponce J. *Computer Vision: A Modern Approach*. Pearson Education, 2015. 793 p.
10. Eleyan A., Bayram F., Eleyan G. Spectrogram-Based Arrhythmia Classification Using Three-Channel Deep Learning Model with Feature Fusion // *Applied Sciences*. 2024. Vol. 14, № 21. P. 9936. <https://doi.org/10.3390/app14219936>
11. Davies E. R. *Computer Vision: Theory, Algorithms, Practicalities*. Elsevier Science & Technology Books, 2017. 900 p.

Стаття надійшла до редакції 03.06.2025.

REFERENCES

1. Baran, R., Rusc, T., & Fornalski, P. (2016). A Smart Camera for the Surveillance of Vehicles in Intelligent Transportation Systems. *Multimedia Tools and Applications*, 75, 10471–10493. <https://doi.org/10.1007/s11042-015-3151-y>
2. Vovk, S., Hnatushenko, V., & Bondarenko, M. (2016). *Metody obrobky zobrazen ta komp'iuternyi zir [Methods of Image Processing and Computer Vision]*. Dnipropetrovsk [in Ukrainian].
3. Woods, R. E., & Gonzalez, R. C. (2017). *Digital Image Processing*. Pearson.
4. Slobodianiuk, P. (2008). *Dovidnyk z radiomonitorynhu [Handbook of Radio Monitoring]*.

Nizhyn [in Ukrainian].

5. Harp, G. R., Richards, J., & Shostak, S. et al. (2023). *Machine Vision and Deep Learning for Classification of Radio SETI Signals*. SETI Institute, NASA Ames, IBM, Team Effsubsee.
6. Cox, G. A., Egly, S., & Harp, G. R. et al. (2018). *Classification of Simulated Radio Signals Using Wide Residual Networks for Use in the Search for Extra-Terrestrial Intelligence*. Mountain View, California.
7. Brzycki, B., Siemion, A., & Croft, S. et al. (2020). Narrow-Band Signal Localization for SETI on Noisy Synthetic Spectrogram Data. *Publications of the Astronomical Society of the Pacific*, 132, 1–12. <https://doi.org/10.1088/1538-3873/abaaf7>
8. Xing, H., Zhang, X., & Chang, S. et al. (2024). *Signal Detection and Automatic Modulation Classification via Deep Learning*. The Chinese University of Hong Kong (Shenzhen), Beijing University of Posts and Telecommunications.
9. Forsyth, D. A., & Ponce, J. (2015). *Computer Vision: A Modern Approach*. Pearson Education.
10. Eleyan, A., Bayram, F., & Eleyan, G. (2024). Spectrogram-Based Arrhythmia Classification Using Three-Channel Deep Learning Model with Feature Fusion. *Applied Sciences*, 14 (21), 9936. <https://doi.org/10.3390/app14219936>
11. Davies, E. R. (2017). *Computer Vision: Theory, Algorithms, Practicalities*. Elsevier Science & Technology Books.

S. V. Tymchuk, V. O. Tarasenko, O. P. Radushynskiy

METHOD FOR DETERMINING SPECTROGRAM PARAMETERS OF RADIO SIGNALS FOR THEIR RECOGNITION USING COMPUTER VISION METHODS

Automatic recognition of radio signals using convolutional neural networks that analyze their spectrograms is a promising approach. However, its effectiveness is hindered by the lack of standardized parameters for generating these spectrograms, which are necessary to ensure their informativeness. To address this issue, a methodology was developed to determine the most suitable parameters for generating spectrograms of shortwave (high frequency) signals in the Adobe Audition environment based on expert evaluations. This approach enables the creation of a standardized dataset for training convolutional neural networks.

An experiment was conducted involving experienced signals intelligence operators who individually adjusted spectrogram visualization parameters (size of fast Fourier transform, window function type, dynamic range, color scheme, and segment duration) for two typical high frequency signal types to achieve maximum visual informativeness. The collected data were statistically analyzed (mode, mean) to derive generalized recommendations.

A unified recommended set of spectrogram generation parameters (size of fast Fourier transform, window function type, color scheme, dynamic range, and segment duration) was identified, reflecting expert consensus on the optimal visual representation of the analyzed signals. The proposed methodology and resulting recommendations allow for standardization of the spectrogram preparation process for high frequency signals in tasks of automatic recognition using convolutional neural networks, contributing to the development of high-quality datasets and improved reproducibility of research.

Keywords: *spectrogram; convolutional neural networks; high frequency band; expert evaluation; visualization parameters; computer vision method; Adobe Audition.*