

УДК 004.93:004.94

DOI <https://doi.org/10.32689/maup.it.2025.4.23>

**Сергій РЕВА**

кандидат технічних наук, доцент кафедри комп'ютерних систем та робототехніки,  
Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна,  
iec-lab@karazin.ua

ORCID: 0000-0002-2615-9226

**Денис ЦИБЛІЄВ**

аспірант кафедри комп'ютерних систем та робототехніки,  
Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна,  
dtsibliiev@gmail.com

ORCID: 0009-0008-4373-8773

**РОЗРОБКА МЕТОДУ КОМП'ЮТЕРНОГО АНАЛІЗУ ПАРАМЕТРІВ СПЕКТРОМЕТРИЧНИХ СИГНАЛІВ  
З ВИКОРИСТАННЯМ ДИСКРЕТНИХ ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕНЬ**

**Анотація. Мета дослідження.** Завдяки стрімкому розвитку комп'ютерних технологій, методи комп'ютерного аналізу активно застосовуються для обробки оцифрованих спектрометричних сигналів та побудови спектрів. Метою роботи є підвищення точності розпізнавання та вимірювання параметрів спектрометричних сигналів в комп'ютерних системах спектрального аналізу шляхом розробки нового методу обробки даних.

**Методологія.** В процесі комп'ютерного аналізу використовуються методи цифрової обробки сигналів, алгоритми дискретних вейвлет-перетворень, методи і алгоритми інтелектуального аналізу великих масивів даних. Для генерації цифрових образів спектрометричних сигналів застосовуються методи математичного та комп'ютерного моделювання. В рамках дослідження було розроблено кросплатформну програму, яка дозволяє виконувати симуляцію оцифрованого сигналу, обробку даних існуючими або новими підходами і візуалізацію результатів. Даний програмний засіб був розроблений на мові програмування C++ з використанням фреймворку QT, який надає можливість створювати кросплатформне програмне забезпечення.

**Наукова новизна.** Вперше розроблено метод комп'ютерного аналізу оцифрованих спектрометричних сигналів, особливістю якого є фільтрація сигналу з автоматичним визначенням рівня електричного шуму за допомогою алгоритмів дискретних вейвлет-перетворень та адаптивного алгоритму BayesShrink, а також додаткова обробка суперпозиції імпульсів, що дозволило підвищити точність обробки спектрометричних даних.

**Висновки.** В рамках розробки нового методу комп'ютерного аналізу спектрометричних сигналів було представлено підхід до фільтрації сигналу від шуму з автоматичним визначенням шумового порогу та алгоритм розпізнавання параметрів імпульсів з корекцією їх амплітуд при суперпозиції. Для комплексної перевірки точності розпізнавання і швидкодії запропонованого методу у порівнянні з кількома існуючими підходами, було змодельовано вхідні дані для аналізу з повністю відомими параметрами зі штучним, ідеалізованим розподілом амплітуд імпульсів. Після цього було виконано аналіз таких даних різними методами. Наведені результати комп'ютерної обробки свідчать, що запропонований метод аналізу дозволив підвищити точність розпізнавання параметрів спектрометричних сигналів в досліджених сценаріях, у порівнянні з альтернативними підходами. Одним з напрямків для подальшого дослідження є перевірка роботи розробленого методу на масивах даних, отриманих під час реальних експериментів за допомогою спектрометричного обладнання та діджітайзера.

**Ключові слова:** комп'ютерний аналіз цифрових сигналів, комп'ютерне моделювання, спектрометричні сигнали, алгоритми розпізнавання, комп'ютерна система, дискретне вейвлет-перетворення.

**Sergiy REVA, Denys TSYBLYIEV. DEVELOPMENT OF A METHOD FOR COMPUTER ANALYSIS OF SPECTROMETRIC SIGNALS PARAMETERS USING DISCRETE WAVELET TRANSFORM**

**Abstract. Purpose of the work.** Due to the rapid development of computer technology, computer analysis methods are actively used to process digitized spectrometric signals and construct spectra. The aim of the work is to increase the accuracy of recognition and measurement of spectrometric signal parameters in computer systems of spectral analysis by developing a new data processing method.

**Methodology.** In the process of computer analysis, digital signal processing methods, discrete wavelet transform algorithms, methods and algorithms for intelligent analysis of large data sets are used. To generate digital images of spectrometric signals, mathematical and computer modeling methods are used. As part of the research, a cross-platform program was developed that allows for simulation of a digitized signal, data processing using existing or new approaches, and visualization of the results. This software tool was developed in the C++ programming language using the QT framework, which provides the ability to create cross-platform software.

**Scientific novelty.** For the first time, a method of computer analysis of digitized spectrometric signals was developed, the feature of which is signal filtering with automatic determination of the level of electrical noise using discrete wavelet transform

© С. Рева, Д. Циблієв, 2025

Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0

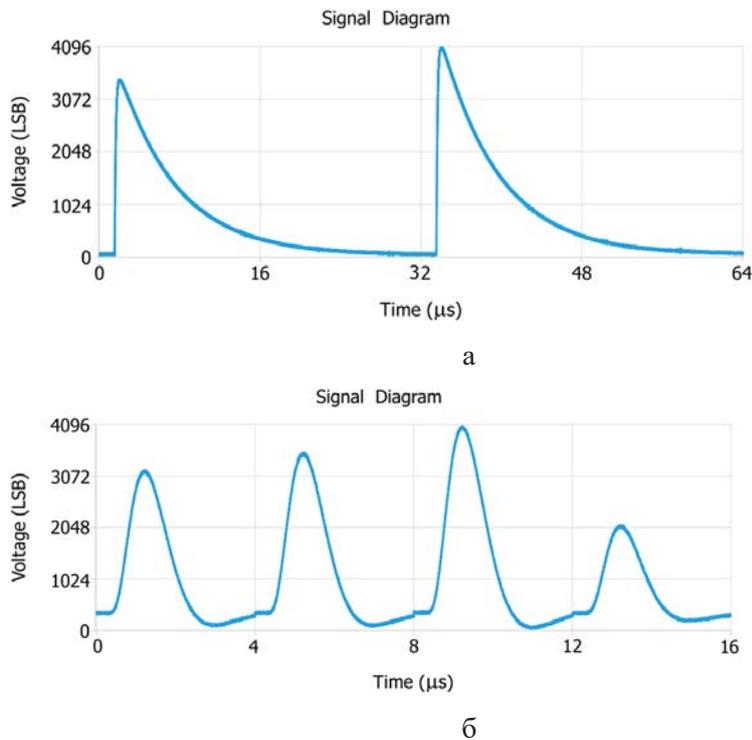
algorithms and the adaptive BayesShrink algorithm, as well as additional processing of pulse superposition, which allowed to increase the accuracy of spectrometric data processing.

**Conclusions.** As part of the development of a new method for computer analysis of spectrometric signals, an approach to filtering the signal from noise with automatic determination of the noise threshold and an algorithm for recognizing pulse parameters with correction of their amplitudes during superposition were presented. To comprehensively verify the recognition accuracy and speed of the proposed method in comparison with several existing approaches, input data for analysis with fully known parameters with an artificial, idealized distribution of pulse amplitudes were simulated. After that, analysis of such data was performed using various methods. The presented results of computer processing indicate that the proposed analysis method allowed to increase the accuracy of recognition of spectrometric signal parameters in the studied scenarios, in comparison with alternative approaches. One of the directions for further research is to verify the operation of the developed method on data sets obtained during real experiments using spectrometric equipment and a digitizer.

**Key words:** computer analysis of digital signals, computer modeling, spectrometric signals, recognition algorithms, computer system, discrete wavelet transform.

**Вступ.** Останні десятки років методи комп'ютерного аналізу активно застосовуються для розпізнавання та визначення параметрів спектрометричних сигналів, на противагу традиційним підходам з використанням аналогової електроніки. Під поняттям «спектрометричного сигналу» в цифровій спектрометрії іонізуючого випромінювання зазвичай розуміють послідовність імпульсів, які генеруються детекторами рентгенівського, гамма або іншого типу випромінювання, та оцифровуються за допомогою аналого-цифрових перетворювачів (АЦП) або діджитайзерів [1; 10]. Комп'ютерний аналіз дозволяє виконувати обробку отриманих масивів цифрових даних з метою визначення основних характеристик імпульсів (час появи, амплітуди), побудови спектрів та отримання корисної інформації про досліджені зразки. Варто відмітити, що форма імпульсів сигналу може відрізнятися, в залежності від спектрометричного обладнання та характеристик детектора, які використовувались під час реальних експериментів із запису даних, як показано на рисунку 1.

Окрім корисної складової, оцифровані спектрометричні сигнали також зазвичай містять електричний шум, що спричинений власними шумами детектора випромінювання або іншими компонентами електронного обладнання. Сучасні дослідження у галузі комп'ютерного аналізу таких сигналів часто підкреслюють важливість механізмів зменшення впливу електричного шуму в процесі обробки цифрових даних та спрямовані на покращення ефективності методів аналізу.



**Рис. 1.** Візуалізація оцифрованих спектрометричних сигналів з імпульсами різної форми: а – імпульси записані безпосередньо з детектора; б – імпульси отримані після попередньої обробки аналоговим фільтром Батерворта

Також роботи в цій області свідчать, що точність відомих методів комп'ютерної обробки може знижуватися внаслідок взаємного накладання імпульсів (суперпозиції). Простіші методи аналізу, які працюють швидко, можуть демонструвати не найкращу точність розпізнавання, особливо при частій суперпозиції імпульсів. В свою чергу, методи, які виконують складну додаткову обробку оцифрованого сигналу і демонструють кращу точність розпізнавання, можуть працювати повільніше. Окремим аспектом є універсальність того чи іншого методу аналізу даних. Адже більшість підходів, які ефективно виконують розпізнавання та визначення параметрів спектрометричного сигналу з імпульсами однієї форми, не можуть бути використані для аналізу сигналу з іншою формою імпульсів без модифікації.

Тому актуальними є удосконалення або розробка нових методів аналізу параметрів спектрометричних сигналів з покращеною фільтрацією сигналу від шуму та додатковою обробкою імпульсів при суперпозиції з метою підвищення точності або швидкодії комп'ютерної обробки даних. Окрім цього, важливою характеристикою таких методів є універсальність і можливість хоча б часткового застосування до спектрометричних сигналів з різними формами імпульсів. З практичної точки зору впровадження розроблених алгоритмів може бути використано для створення нових або вдосконалення існуючих комп'ютеризованих систем спектрального аналізу.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** У роботі [18] було описано метод по розпізнаванню імпульсів оцифрованого сигналу, отриманого з сцинтиляційного детектора. В даному підході було розглянуто декілька можливих варіантів фільтрації сигналу від електричного шуму за допомогою різних фільтрів, таких як ковзне середнє, Чебишева, Батерворта, тощо. Але варто зазначити, що застосування вищезазначених фільтрів може модифікувати також і сам сигнал в сторону сповільнення наростання, зміни амплітуди або іншим чином. Це може призводити до відхилень при визначенні амплітуди або точного часу появи імпульсу, особливо у випадках коротких імпульсів з різким фронтом та спадом. Відкритим питанням в даній роботі залишилася можливість фільтрації сигналу від електричного шуму без суттєвої модифікації корисної складової, що аналізується.

У працях [9; 15] було детально досліджено та отримано порівняльні характеристики одразу кількох методів аналізу спектрометричних сигналів, а саме методів Максимуму, Сум, Підбору та Деконволюції. Було отримано результати роботи цих методів на змодельованих цифрових даних і візуалізовано на діаграмах залежність розпізнавання кількості імпульсів від рівня завантаження детектора. Варто відмітити, що методи Підбору та Деконволюції продемонстрували кращі результати аналізу даних в цих дослідженнях в порівнянні з іншими підходами. При цьому для змодельованих сигналів найкращі результати з точки зору кількості розпізнаних імпульсів та енергетичної роздільної здатності при рівнях завантаження до  $2 \times 10^7 \text{ c}^{-1}$  для детектора  $\text{LaBr}_3(\text{Ce})$  показав метод Підбору. Особливістю даного методу є апроксимація форми імпульсу за допомогою аналітичних формул та необхідність знання про точну форму імпульсів досліджених спектрометричних сигналів. Тому даний підхід не є універсальним і не може застосовуватися до різних наборів спектрометричних даних з різними типами імпульсів без модифікації, адже потребує підбору аналітичної моделі кривої, що описує форму імпульсу для конкретного набору даних. Також представлені у цих роботах результати свідчать, що точність існуючих методів аналізу знижується при високих рівнях завантаження внаслідок суперпозиції імпульсів.

У ряді досліджень для обробки цифрових даних або сигналів застосовуються алгоритми вейвлет-перетворень. Дані алгоритми активно використовуються у різних галузях, зокрема для обробки або стиснення зображень [19], аналізу медичних даних [17], обробки сигналів, тощо. У роботі [8] було представлено метод аналізу спектрів гамма-випромінювання на основі неперервних вейвлет-перетворень (НВП), який дозволив покращити відображення спектру та інтенсивність піків. Проте в даному дослідженні алгоритми НВП використовувалися для обробки вже готових спектрів, а не для розпізнавання та аналізу параметрів спектрометричних сигналів з метою побудови спектру.

Останнім часом активного розвитку набули технології штучного інтелекту з використанням нейронних мереж, які успішно застосовуються для вирішення широкого класу задач, таких як розпізнавання або класифікація зображень, аналіз мовлення, обробка або генерація відео та багато інших. Крім того існують дослідження, в яких аналіз спектрометричних сигналів виконується за допомогою глибокого машинного навчання. В основному в таких роботах нейронні мережі використовувалися для вирішення задач класифікації та розрізнення за формою сигналу одних типів квантів випромінювання від інших (наприклад, нейтронів від гамма-квантів), а не для розпізнавання окремих імпульсів та вимірювання їх параметрів. Разом з тим з'явилися праці [4, 5], в яких автори досліджували можливість використання глибокого машинного навчання саме для розпізнавання та визначення параметрів імпульсних спектрометричних сигналів. У роботі [5] було запропоновано новий метод для

визначення часової інформації про параметри імпульсів з обмеженого набору вибірок діджитайзера, що базується на глибинному навчанні. Спочатку було здійснено кількісний аналіз традиційного методу підбору\апроксимації кривої (аналог методу Підбору) щодо трьох видів варіацій: довгострокового дрейфу, короткострокових змін та випадкового шуму. Далі була представлена архітектура нейронної мережі та проведено дослідження у порівнянні з методом підбору кривої, щоб продемонструвати потенціал глибокого навчання в цій проблемі. В цілому метод з використанням нейронних мереж зміг продемонструвати переваги у порівнянні з класичним методом підбору кривої, але саме у окремих, визначених для дослідження аспектах на змодельованих вибірках даних, які були попередньо оброблені та приведені до потрібного формату. Тим не менш, автори відмічають, що нейронні мережі мають свої особливі вимоги, які ставлять нові виклики для проектування детекторних систем.

У роботі [14] було представлено метод розпізнавання та аналізу параметрів спектрометричних сигналів з механізмом фільтрації сигналу на основі дискретних перетворень Фур'є та обробкою суперпозиції імпульсів. Було досліджено точність визначення параметрів імпульсів даним методом на змодельованих даних при різній інтенсивності появи імпульсів. Даний метод показав високу точність розпізнавання у порівнянні з декількома відомими підходами. Проте при використанні запропонованого методу на різних наборах спектрометричних даних (в тому числі реальних експериментальних даних) з різними формами імпульсів, виникає необхідність ручного підбору та встановлення порогу фільтрації сигналу від шуму, який є параметром методу.

Таким чином, залишається невирішеним питання можливості реалізації фільтрації спектрометричних сигналів від електричного шуму з автоматичним визначенням шумового порогу та підвищення точності розпізнавання шляхом розробки нового методу аналізу таких сигналів. Також актуальним є критерій універсальності того чи іншого методу цифрової обробки, тобто можливість його ефективного застосування (при певних умовах) на спектрометричних даних з різними формами імпульсів та різним рівнем шумів.

**Формулювання мети дослідження.** Метою дослідження є підвищення універсальності застосування та точності розпізнавання параметрів спектрометричних сигналів шляхом розробки методу аналізу з автоматичним визначенням шумового порогу при фільтрації оцифрованого сигналу від шуму і додатковою обробкою суперпозиції імпульсів. Це дасть можливість вдосконалити роботу існуючих комп'ютеризованих систем для аналізу параметрів спектрометричних сигналів (та візуалізації їх кількісних і якісних характеристик) або нових розроблених програмно-апаратних комплексів.

**Виклад основного матеріалу.** Для досягнення мети дослідження були поставлені наступні задачі:

- в рамках нового методу аналізу реалізувати підхід до фільтрації спектрометричного сигналу з можливістю автоматичного визначення рівня електричного шуму та розробити алгоритм розпізнавання параметрів імпульсів з корекцією їх амплітуд при суперпозиції;
- змодельувати вхідні дані для методів комп'ютерної обробки з повністю відомими параметрами згідно спеціального файлу-шаблону, що задає розподіл амплітуд імпульсів;
- оцінити точність та швидкодію запропонованого методу аналізу у порівнянні з кількома відомими за допомогою алгоритму програмної верифікації точності розпізнавання.

В ході дослідження була розроблена кросплатформна програма для персональних комп'ютерів, яка реалізує наступні можливості:

- комп'ютерне моделювання [6] цифрових образів спектрометричних сигналів, які за форматом відповідають вихідним даним діджитайзера та наближені до реальних сигналів, що отримуються під час проведення експериментів;
- розпізнавання та вимірювання параметрів імпульсних сигналів за допомогою програмно реалізованих існуючих та нових розроблених методів аналізу;
- отримання метрик ефективності роботи методів комп'ютерної обробки та верифікація точності аналізу;
- візуалізація результатів.

Додаток розробляється на мові програмування C++ з використанням фреймворку QT [13]. Цей фреймворк був обраний через те, що містить широкий набір графічних компонентів для візуалізації даних, а також дозволяє створювати кросплатформне програмне забезпечення. В програмі було реалізовано два існуючі методи по визначенню параметрів спектрометричних сигналів (метод Максимумів та метод Підбору). Також був розроблений новий метод аналізу, що базується на використанні дискретних вейвлет-перетворень та власних алгоритмічних підходах. Результати роботи вищезазначених методів візуалізуються у вигляді числових параметрів, часових діаграм сигналів та гістограм спектрів, побудованих на основі проведеного аналізу.

**Розробка методу комп'ютерного аналізу з автоматичним визначенням рівня електричного шуму при фільтрації сигналу та корекцією амплітуд імпульсів при суперпозиції**

Основний підхід до фільтрації спектрометричного сигналу від електричного шуму в запропонованому методі базується на використанні дискретних вейвлет-перетворень (Discrete Wavelet Transform). Дані перетворення є потужним інструментом обробки сигналів, який дозволяє аналізувати сигнал як у часовій, так і в частотній областях. Загалом дискретне вейвлет-перетворення для заданої функції  $f(k)$  виражається наступною формулою [16]:

$$DWT(m, n) = a_0^{-\frac{m}{2}} \sum_{k=-\infty}^{\infty} f(k) \psi^*(a_0^{-m}k - nb_0), \quad (1)$$

де  $a_0 > 1$  – параметр масштабування (розширення);  $b_0 > 0$  – параметр позиції;  $m, n \in \mathbb{Z}$ ;  $\psi^*(t)$  – є так званним «материнським вейвлетом».

Зазвичай значення  $a_0$  приймається рівним 2, а значення  $b_0$  рівним 1, при цьому таке перетворення називається діадним вейвлет-перетворенням, для якого розроблені швидкі алгоритми обчислень. Існує багато варіантів материнських вейвлетів, найбільш відомими з яких є вейвлети Хаара, Симлета, Добеши, Коїфлетса, Гауса, Морле, Шенона, Мейера, біортогональний та інші [2].

Ідея вейвлет-аналізу та фільтрації сигналу із застосуванням дискретних вейвлет-перетворень полягає в розкладанні оцифрованого сигналу на множину частотних складових у різних масштабах за алгоритмом, запропонованим Маллатом [12]. Цей алгоритм складається з серії послідовних розкладів сигналу (довжиною  $2^n$ ) на дві компоненти: коефіцієнти деталізації  $D_j$  та коефіцієнти апроксимації  $A_j$ , обидві зі зменшеним розміром  $2^{n-j}$ , де  $j$  — рівень розкладання. На кожному рівні вхідний сигнал розкладається за допомогою фільтра високих частот, який зберігає високочастотні компоненти, та фільтрів низьких частот для вилучення низькочастотних компонентів для наступного масштабу. Процедура повторюється з наборами фільтрів високих та низьких частот, доки не буде досягнуто заданого рівня  $j$  ( $j \leq n$ ). Для фільтрації сигналу від шуму вейвлет-коефіцієнти, отримані шляхом розкладання, згодом піддаються процесу порогового регулювання (thresholding). Порогове регулювання передбачає або видалення, або зменшення коефіцієнтів, значення яких є нижчим ніж задане порогове значення, розглядаючи їх як шумові компоненти. Можуть бути використані різні методи порогового регулювання, включаючи жорстке порогове регулювання (встановлення коефіцієнтів нижче порогового значення рівними нулю) або м'яке порогове регулювання (зменшення коефіцієнтів до нуля шляхом стиснення). Після цього змінені коефіцієнти вейвлету використовуються для реконструкції знешумленого сигналу шляхом застосування зворотного дискретного вейвлет-перетворення (Inverse Discrete Wavelet Transform). Крім того, у роботі [7] було представлено адаптивний алгоритм під назвою BayesShrink для фільтрації зображень від шумів за допомогою вейвлетів, який може визначати шумовий поріг на основі даних, що піддаються обробці. Даний алгоритм також може ефективно застосовуватися для обробки оцифрованих сигналів, представлених масивами миттєвих значень сигналу.

Враховуючи вищезазначене, механізм фільтрації в розробленому методі аналізу спектрометричних сигналів складається з наступних кроків:

1. Перетворення оцифрованого спектрометричного сигналу  $s[i]$  на множини частотних складових у різних масштабах за допомогою застосування діадних дискретних вейвлет-перетворень згідно алгоритму Маллата з рівнем розкладання сигналу  $j$ , який є параметром методу. По замовчуванню рівень розкладання є рівним трьом.

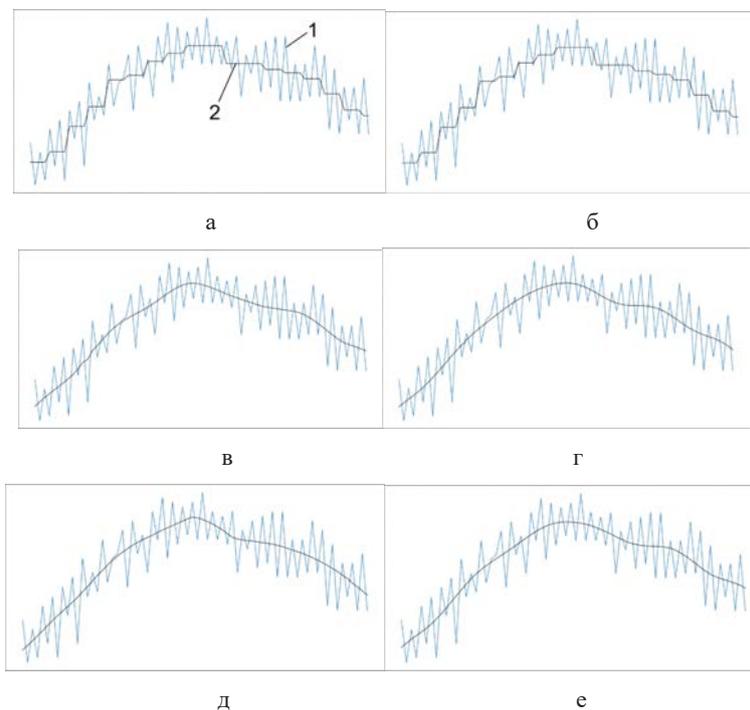
2. Застосування адаптивного алгоритму BayesShrink для автоматичного визначення шумового порогу та відсікання компоненти шуму за допомогою м'якого порогового регулювання (soft thresholding).

3. Відновлення відфільтрованого сигналу  $sf[i]$  за допомогою зворотнього дискретного вейвлет-перетворення.

Додатково було проаналізовано використання різних материнських вейвлетів для фільтрації спектрометричних сигналів від шуму за допомогою даного підходу з метою вибору оптимального вейвлету. На рисунку 2 візуалізовано верхню частину одного імпульсу спектрометричного сигналу (записаного під час реальних експериментів) після фільтрації вищеописаним способом, використовуючи при цьому різні материнські вейвлет функції.

Як можна побачити з рисунку 2, при використанні материнських вейвлетів Хаар (рис. 2, а) та db1 (2, б) відфільтрована форма сигналу є дещо ступінчатою. Застосування вейвлетів Biog6.8 (рис. 2, в) та symlet4 (рис. 2, д) дозволяє отримати вже більш згладжену форму сигналу після фільтрації. В свою чергу використання db10 (рис. 2, г) або symlet8 (рис. 2, е) дає в результаті найбільш плавну форму відфільтрованого сигналу, адже дані вейвлети мають більшу довжину внутрішніх фільтрів і більшу плавність у порівнянні зі своїми простішими аналогами (db1 та symlet4 відповідно). Проте варто зауважити, що застосування вейвлетів db10, symlet8 може в певній мірі видозмінювати корисну складову сигналів з короткими імпульсами, що мають гострі вершини. Тому для таких сигналів використання

простіших вейвлетів `symlet4` або `Bior6.8` може бути більш оптимальним. Для універсальності в розробленому методі аналізу спектрометричних сигналів по замовчуванню використовується материнський вейвлет `symlet4`. Проте в програмній реалізації даного методу закладена можливість вибору іншого вейвлету за необхідності.



**Рис. 2. Вигляд відфільтрованого сигналу (1 – оригінальний сигнал; 2 – відфільтрований сигнал) за допомогою дискретних вейвлет-перетворень при використанні різних материнських вейвлетів: а – Haar, б – db1, в – Bior6.8, г – db10, д – symlet4, е – symlet8**

Після фільтрації спектрометричного сигналу, розпізнавання окремих імпульсів може бути здійснене шляхом послідовного аналізу рівня обробленого сигналу на предмет зростання або спадання, визначаючи початок і кінець кожного імпульсу. Також необхідно корегувати амплітуди розпізнаних імпульсів, при накладанні один на одного (суперпозиції). Деталізований принцип роботи запропонованого методу аналізу, що включає в себе як етап фільтрації сигналу, так і розпізнавання окремих імпульсів та визначення їх параметрів, складається з наступних кроків:

1. Розбиття всього масиву значень сигналу  $s[i]$  на окремі послідовні рівномірні відрізки, які мають розмір кратний 2, з метою оптимізації обчислень. В програмній реалізації методу розмір таких відрізків складав 32768. Наступні кроки послідовно виконуються для кожного відрізка.

2. Застосування описаного вище механізму фільтрації на основі вейвлет-перетворень до масиву цифрових значень сигналу  $s[i]$ . В результаті ми отримуємо масив значень відфільтрованого від шуму сигналу  $sf[i]$ .

3. Прохід по масиву  $sf[i]$  та аналіз попереднього та поточного значення рівня сигналу, відслідковуючи параметр стану сигналу (SignalState), який може мати наступні значення: Baseline (сигнал не перевищує значення базової лінії на заданий поріг дискретизації), SignalGrowth (зростання сигналу), SignalDescend (спадання сигналу). Можливі переходи станів, умови переходів та пов'язані з ними операції по розпізнаванню імпульсів зображені на UML діаграмі станів [11] на рисунку 3. Важливо відмітити, що перехід стану сигналу зі зростання до спадання і навпаки відбувається з урахуванням певного порогу (THR), який в програмній реалізації становив близько 5-20 LSB. Це необхідно для того, щоб мінімальні коливання рівня сигналу (1-3 LSB) одного імпульсу при зростанні чи спаданні не трактувалися як суперпозиція імпульсів, що буде некоректним. Адже такі коливання можуть бути присутніми навіть після фільтрації сигналу на реальних експериментальних даних.

4. Для більш правильного визначення амплітуди імпульсів при суперпозиції, при обчисленні фінального значення амплітуди розпізнаного імпульсу виконується додаткова корекція. Це робиться шляхом віднімання значення змодельованої спадаючої компоненти сигналу попередніх імпульсів, обчисленого за наступною формулою [9]:

$$s'_i = s_i - \sum_{k=0}^{j-1} A_k p(i - t_k), \quad (2)$$

де  $s'_i$  – скориговане значення сигналу,  $s_i$  – оригінальне значення сигналу,  $A_k$  та  $t_k$  – амплітуда та час появи  $k$ -го попереднього імпульсу відповідно,  $p(t)$  – змодельована форма імпульсу, що згенерована одним зареєстрованим квантом ( залежить від характеристик детектора та спектрометричного обладнання для запису даних).

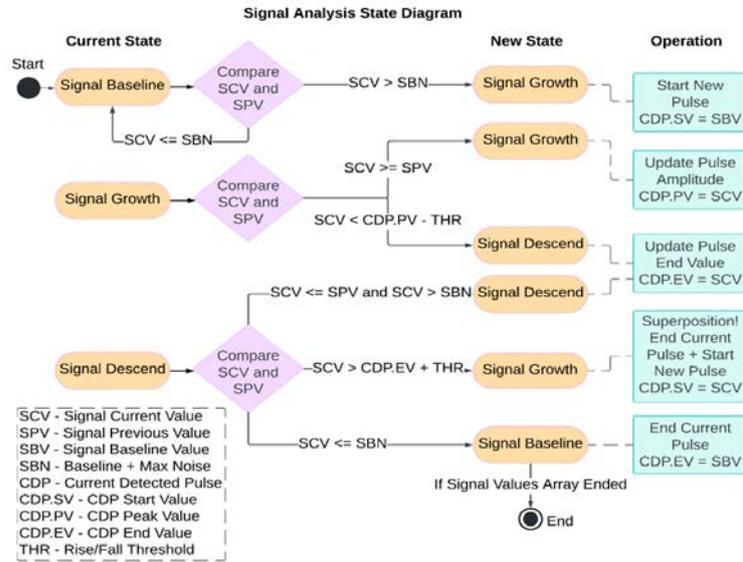


Рис. 3. UML діаграма станів, переходів між ними та пов'язаних з цим операцій в процесі аналізу відфільтрованого сигналу розробленим методом

5. Виявлений імпульс додається до масиву нових розпізнаних імпульсів, тільки якщо його амплітуда перевищує мінімальний поріг  $A_{min}$ , який є параметром алгоритму. В іншому випадку знайдений імпульс вважається продовженням поточного імпульсу. Це робиться з метою відкидання хибних виявлень, які можуть бути спричинені випадковими відхиленнями спадаючої компоненти імпульсного сигналу при наближенні до базової лінії.

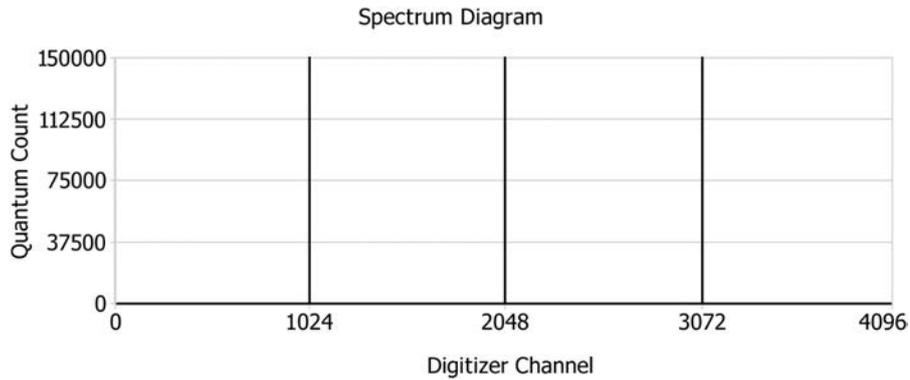
**Модельовання цифрового образу сигналу з повністю відомими параметрами та оцінка точності і швидкодії запропонованого методу обробки даних у порівнянні з кількома відомими**

Для перевірки ефективності роботи методів спектрометричного аналізу, насамперед необхідно було створити еталонні вхідні дані з відомими параметрами. Це дало б змогу наприкінці аналізу порівняти згенеровані та розпізнані імпульси і зробити об'єктивні висновки про точність розпізнавання. Такі дані були створені шляхом комп'ютерного моделювання цифрового імпульсного сигналу, що відповідає сигналу, отриманому при реєстрації гамма-квантів у сцинтиляційному детекторі на основі спеціально підготовленого файлу-шаблону зі штучним спектром. Даний шаблон містив загалом 450000 зареєстрованих імпульсів, з яких 150000 імпульсів мають амплітуду 1024 LSB, 150000 – амплітуду 2048 LSB, 150000 – амплітуду 3072 LSB, де одиниця LSB (Least Significant Bit) відповідає значенню молодшого розряду діджитайзера. Тобто, при візуалізації на діаграмі спектру такий розподіл містить 3 спектральні лінії, як показано на рисунку 4. Для моделювання цифрового образу сигналу були використані математичні моделі та методи моделювання спектрометричних сигналів, представлені в роботі [3].

З метою комплексної перевірки роботи розробленого та існуючих методів аналізу були змодельовані цифрові вхідні дані згідно вищезазначеного файлу-шаблону за трьома сценаріями з наступними параметрами:

1. Рівень завантаження детектора (інтенсивність генерації імпульсів) –  $10^5$  імпульсів за секунду, тривалість експерименту – 4.5 секунди, загальна кількість змодельованих імпульсів – 450000.
2. Рівень завантаження детектора –  $10^6$  імпульсів за секунду, тривалість експерименту – 0.45 секунди, загальна кількість змодельованих імпульсів – 450000.
3. Рівень завантаження детектора –  $10^7$  імпульсів за секунду, тривалість експерименту – 0.045 секунди, загальна кількість змодельованих імпульсів – 450000.

Рівень базової лінії був встановлений рівним нулю. Електричний шум, накладений на сигнал, був змодельований згідно нормального розподілу з параметром математичного очікування рівним нулю та середнім квадратичним відхиленням рівним восьми значенням наймолодшого розряду діджитайзера (LSB).



**Рис. 4. Візуалізований розподіл амплітуд імпульсів, змодельованих згідно файлу-шаблону зі штучним спектром з трьома спектральними лініями**

Після цього на змодельованих масивах даних було здійснено запуск розробленого методу аналізу та існуючих методів Максимуму і Підбору для отримання метрик їх ефективності. Наприкінці обробки даних, для кожного із зазначених методів було програмно виміряно та виведено інформацію про тривалість його роботи (в секундах), загальну і верифіковану кількість розпізнаних імпульсів та точність методу (у відсотках). Для перевірки правильності розпізнавання було використано алгоритм верифікації описаний у роботі [14], який порівнює згенеровані та розпізнані імпульси на співпадіння з допустимими діапазонами відхилення, які можуть бути задані в інтерфейсі програми. Під час даної комплексної перевірки можливий діапазон відхилення по амплітуді був встановлений рівним трикратному максимальному значенню рівня електричного шуму. Верифікована точність методу аналізу визначалася співвідношенням кількості верифікованих імпульсів до загального числа змодельованих. Заміри проводилися на комп'ютері з процесором Intel Core Ultra 7 165U @ 1.7 GHz, 32 Gb RAM, Windows 11 Pro (США).

Порівняльні результати комп'ютерної обробки змодельованих даних вищезазначеними методами аналізу наведені в таблицях 1–3.

Таблиця 1

**Результати роботи методів аналізу на змодельованих вхідних даних з рівнем завантаження  $10^5$  імпульсів за секунду**

Назва методу	Кількість змодельованих імпульсів	Кількість загалом розпізнаних імпульсів	Кількість верифікованих імпульсів	Час роботи методу (сек)	Верифікована точність методу (%)
Максимуму	450000	443449	439601	5.099	97.69
Підбору	450000	448911	447621	10.783	99.47
Новий метод	450000	448988	447745	45.835	99.50

Таблиця 2

**Результати роботи методів аналізу на змодельованих вхідних даних з рівнем завантаження  $10^6$  імпульсів за секунду**

Назва методу	Кількість змодельованих імпульсів	Кількість загалом розпізнаних імпульсів	Кількість верифікованих імпульсів	Час роботи методу (сек)	Верифікована точність методу (%)
Максимуму	450000	387767	354137	0.925	78.70
Підбору	450000	439218	426119	4.067	94.69
Новий метод	450000	439854	426971	7.597	94.88

Таблиця 3

**Результати роботи методів аналізу на змодельованих вхідних даних з рівнем завантаження  $10^7$  імпульсів за секунду**

Назва методу	Кількість змодельованих імпульсів	Кількість загалом розпізнаних імпульсів	Кількість верифікованих імпульсів	Час роботи методу (сек)	Верифікована точність методу (%)
Максимуму	450000	95948	30494	0.080	6.78
Підбору	450000	353990	241470	5.397	53.66
Новий метод	450000	360011	246306	3.179	54.73

Як можна побачити з таблиць 1–3 розроблений метод продемонстрував кращу верифіковану точність розпізнавання у порівнянні з розглянутими існуючими методами в усіх трьох сценаріях, які досліджувалися. Окрім цього, наведені таблиці містять також інформацію про час обробки даних. Простий метод Максимуму продемонстрував найкращу швидкодію, проте його верифікована точність є відносно низькою внаслідок того, що даний метод не здатний правильно розпізнавати імплітуди імпульсів при їх суперпозиції.

**Висновки.** В рамках розробки нового методу аналізу спектрометричних сигналів було реалізовано підхід до фільтрації сигналу від електричного шуму з автоматичним визначенням рівня шуму, заснований на використанні дискретних вейвлет-перетворень та адаптивного алгоритму BayesShrink. Також розроблено алгоритм розпізнавання параметрів імпульсів шляхом аналізу рівня відфільтрованого сигналу та корекцією амплітуд імпульсів при їх накладанні. Після перевірки на симульованих даних новий метод показав досить високу точність розпізнавання при рівнях завантаження  $10^5$  і  $10^6$  імпульсів за секунду (близько 99.5% та 94.9% відповідно) в розглянутих умовах моделювання експерименту. При рівні завантаження  $10^7$  верифікована точність розпізнавання склала близько 54.7%, через високу ймовірність суперпозиції імпульсів.

За допомогою комп'ютерного моделювання на основі спеціалізованих файлів-шаблонів були створені еталонні вхідні цифрові дані з відомим розподілом амплітуд імпульсів для подальшого аналізу різними методами. З метою оцінки ефективності розробленого методу та порівняння з існуючими методами Максимумів та Підбору було виконано програмний аналіз змодельованих даних для кількох сценаріїв. Також було використано алгоритм верифікації, що дав можливість порівняти масиви згенерованих і розпізнаних імпульсів після аналізу та визначити, який відсоток виявлених певним методом імпульсів співпадає з тими, що були змодельовані. В підсумку, запропонований метод показав на 16% та 48% кращу точність розпізнавання, ніж простий метод Максимумів, при рівнях завантаження  $10^6$  та  $10^7$  відповідно. Крім того, у досліджених сценаріях розроблений метод дозволив дещо покращити точність розпізнавання у порівнянні з існуючим методом Підбору. Представлений метод є більш універсальним у застосуванні, ніж, наприклад, метод Відстеження, описаний у роботі [14], адже дозволяє автоматично визначити рівень шуму при фільтрації сигналу і не потребує підбору порогу шумоподавлення для різних наборів спектрометричних даних.

Одним з напрямків для подальшого дослідження є перевірка розробленого методу на реальних експериментальних даних, записаних за допомогою спектрометричного обладнання та оцифрованих діджитайзером.

#### Список використаних джерел:

1. Грабовський В. А. Прикладна спектрометрія йонізуючих випромінювань: Навчальний посібник. Видавничий центр ЛНУ імені Івана Франка. 2008. 296 с.
2. Проценко М. М. Методика вибору вейвлет-функції для обробки цифрових сигналів. *Вісник ЖДТУ. Серія "Технічні науки"*. 2016. (2(49)), С.97–100. [https://doi.org/10.26642/tn-2009-2\(49\)-97-100](https://doi.org/10.26642/tn-2009-2(49)-97-100)
3. Рева С. М., Циблиєв Д. О. Математичні моделі та алгоритми комп'ютерного моделювання спектрометричних сигналів. *Вісник Харківського національного університету імені В.Н. Каразіна, сер. «Математичне моделювання. Інформаційні технології. Автоматизовані системи управління»*. 2023. Том 58. С.64–74. URL: <https://periodicals.karazin.ua/mia/article/view/23502>
4. Ai P, Wang D, Huang G, et al. PulseDL: A reconfigurable deep learning array processor dedicated to pulse characterization for high energy physics detectors. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*. 2020. Volume 978, 164420. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.nima.2020.164420>
5. Ai P, Wang D, Huang G, Fang N, Xu D, Zhang F. Timing and characterization of shaped pulses with MHz ADCs in a detector system: a comparative study and deep learning approach. *Journal of Instrumentation*. 2019. Volume 14 (03), P03002. DOI: <http://dx.doi.org/10.1088/1748-0221/14/03/p03002>
6. Averill M. Law, W. David Kelton. *Simulation Modeling and Analysis*. Third edition. McGraw-Hill. 2000. 760 pages.
7. Chang S. G., Bin Yu, Vetterl M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2000. Volume 9 (9). <https://doi.org/10.1109/83.862633>
8. GuoLiang Yu, JianZhong Gu, Long Hou, ZhenYu Li, YanZhao Wang & YiYun Zhang. Application of wavelet transform in  $\gamma$ -ray spectra analysis. *Science China Physics, Mechanics and Astronomy*. 2013. Volume 56, pages 1735–1739. <https://doi.org/10.1007/s11433-013-5185-3>
9. Khilkevitch E. M., Shevelev A. E., Chugunov I. N., Iliasova M. V., Doinikov, D. N., Gin D. B. et al. Advanced algorithms for signal processing scintillation gamma ray detectors at high counting rates. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*. 2020. Volume 977, 164309. <https://doi.org/10.1016/j.nima.2020.164309>
10. Knoll G. F. *Radiation Detection and Measurement*. John Wiley & Sons. 2010. 864 pages.

11. Larman C. Applying UML and Patterns: An Introduction to Object-Oriented Analysis and Design and Iterative Development. Addison Wesley Professional. 2004. 736 pages.
12. Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1989. Volume 11, Issue 7, pages 674–693. <https://doi.org/10.1109/34.192463>
13. QT Framework Official Website. URL: <https://www.qt.io/product/framework>
14. Reva S. M., Tsyblyiyev D. O. Devising a computer method to recognize and analyze spectrometric signals parameters. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2024. 6(9 (132)), 86–96. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2024.318558>
15. Shevelev A. E., Khilkevitch E. M., Lashkul S. I., Rozhdestvensky V. V., Altukhov A. B., Chugunov I. N. et al. High performance gamma-ray spectrometer for runaway electron studies on the FT-2 tokamak. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*. 2016. Volume 830, pp. 102–108. <https://doi.org/10.1016/j.nima.2016.05.075>
16. Vu Dang Hoang. Wavelet-based spectral analysis. *TrAC Trends in Analytical Chemistry*. 2014. Volume 62, pages 144–153. <https://doi.org/10.1016/j.trac.2014.07.010>
17. Wissam Jenkal, Rachid Latif, Ahmed Toumanari, Azzedine Dliou, Oussama El B'charri, Fadel M.R. Maoulainine. An efficient algorithm of ECG signal denoising using the adaptive dual threshold filter and the discrete wavelet transform. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*. 2016. Volume 36, Issue 3, pp. 499–508. <https://doi.org/10.1016/j.bbe.2016.04.001>
18. Wolszczak W., Dorenbos P. Time-resolved gamma spectroscopy of single events. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*. 2018. Volume 886, pp. 30–35. <https://doi.org/10.1016/j.nima.2017.12.080>
19. Zhiyuan Li, Jie Li, Yueting Zhang, Jiayi Guo, Yirong Wu. A Noise-Robust Blind Deblurring Algorithm with Wavelet-Enhanced Diffusion Model for Optical Remote Sensing Images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2024. Volume 17, pp. 16236–16254. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2024.3422175>

Дата надходження статті: 28.10.2025

Дата прийняття статті: 10.12.2025

Опубліковано: 30.12.2025