



ПРОГРАМНО-ТЕХНІЧНІ КОМПЛЕКСИ

УДК 53.088.3+53.088.7

Д.М. ОНУФРІЄНКО

Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», Харків,
Україна, e-mail: OnufrienkoResearcher@gmail.com.

Ю.К. ТАРАНЕНКО

Приватне підприємство «Лікопак», Дніпро, Україна, e-mail: tatanen@ukr.net.

ФІЛЬТРАЦІЯ ТА СТИСНЕННЯ СИГНАЛІВ МЕТОДОМ ДИСКРЕТНОГО ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕННЯ В ОДНОВИМІРНІ РЯДИ

Анотація. Розв'язання задачі ідентифікації спеціальних сигналів в умовах апріорної невизначеності їхніх джерел є надзвичайно важливим, наприклад, під час виявлення локаторів, що слідкують за рухомими об'єктами. Метод використовують для фільтрації сигналів від потужних шумів (до рівня -12 дБ) та визначення форми сигналу. Розглянуто ідентифікацію, фільтрацію та стиснення сигналів, що ґрунтуються на порівнянні близькості одновимірних рядів вейвлет-коефіцієнтів. Запропоновано пряме перетворення вкладених масивів коефіцієнтів апроксимації та деталізації в одновимірний ряд із попереднім визначенням структури вкладених масивів для подальшої реконструкції одновимірного ряду у сигнал, що ідентифікується. Перевірено стійкість запропонованого алгоритму до локальних змін форми тестового сигналу відповідно до вимог ідентифікації.

Ключові слова: ідентифікаційні вимірювання, міри близькості рядів, одновимірний ряд, дискретний вейвлет-аналіз, лінійна та нелінійна модуляція, бази даних.

ВСТУП

У більшості публікацій щодо класифікації сигналів методом машинного навчання розглянуто оброблення окремих типів сигналів, наприклад аналіз форми сигналу електрокардіограм (ЕКГ) [1]. Спільним недоліком описаних методів машинного навчання під час ідентифікації сигналів є те, що вони розраховані лише на певну групу сигналів. Крім того, ці алгоритми мають низьку перешкодостійкість і продуктивність, що ускладнює їхнє застосування в автономних пристроях.

Маючи інформацію про структуру вкладених вейвлет-коефіцієнтів, їхні одновимірні ряди можна легко обробити для фільтрації від шуму та стиснення. Ідентифікація вимірюваних сигналів у запропонований спосіб (за близькістю одновимірних рядів вейвлет-коефіцієнтів) спрощує їхню фільтрацію від шуму та підвищує її ефективність.

У статті досліджено базу з двадцяти модельних сигналів, що зберігаються у вигляді рядів вейвлет-коефіцієнтів. Перевірено ідентифікацію сигналів з адитивним додаванням до аналізованого сигналу Гаусового шуму з нульовим математичним сподіванням та середньоквадратичним відхиленням 0.4. Розроблений алгоритм дає змогу виявляти ділянки рядів вейвлет-коефіцієнтів з нульовими значеннями коефіцієнтів деталізації і одночасно з фільтрацією від шуму стискати отримані ряди вейвлет-коефіцієнтів у десятки разів. Для ефективної роботи цього алгоритму розроблено методику використання відомих параметрів ефективною фільтрації спеціальних сигналів. Запропонований алгоритм показав, що

© Д.М. Онуфрієнко, Ю.К. Тараненко, 2023

кореляційна матриця, отримана з рядів вейвлет-коефіцієнтів, дає змогу впевнено ідентифікувати зашумлені сигнали з подальшою фільтрацією та стисненням.

Спроби пошуку уніфікованого методу машинного навчання для ідентифікації та фільтрації сигналів з використанням аналізу спектральних характеристик описано у роботі [2]. У ній розглянуто найбільш загальний підхід до застосування методів машинного навчання для класифікації акустичних сигналів за спектральними характеристиками. Метод не може претендувати на універсальність, оскільки дані про його застосування до інших типів сигналів не наведені.

Слід відзначити роботу [3], автори якої описують алгоритм, що працює за рівня Гаусового шуму з дисперсією $\sigma^2 = 0.15$. Цей алгоритм передбачає виконання 850 ітерацій зниження шуму на 0.0035 дБ однією ітерацією. Однак, для відтвореності результатів здійснено додатково 1000 реалізацій, тому можна зробити висновок про переважаність ітераціями наведеного пакетного алгоритму. Розв'язання задач ідентифікації спеціальних сигналів потребує пошуку компромісу між швидкістю оброблення та ефективною фільтрацією від шуму. Такими спеціальними сигналами є Chirp Signals [4], Doppler signal [5], Gabor Transform [6], Riemann [7] та інші сигнали з нелінійною частотною модуляцією.

Отже, потрібно знайти простий алгоритм ідентифікації сигналів сонарів і радарів, який можна реалізувати тільки за наявності баз даних власне тестових сигналів та бази даних параметрів ефективної фільтрації реального сигналу, що підлягає ідентифікації.

Метою статті є розв'язання актуальної задачі розроблення простого алгоритму ідентифікації спеціальних сигналів у разі їхньої попередньої фільтрації від шуму та стиснення, який забезпечує високу швидкодію.

АЛГОРИТМ ІДЕНТИФІКАЦІЇ СПЕЦІАЛЬНИХ СИГНАЛІВ

Вейвлет-коефіцієнти під час декомпозиції вимірюваного сигналу $f(t)$ у випадку застосування пірамідального алгоритму Малла визначають з такої системи рівнянь [8]:

$$\left. \begin{aligned} a_{j,k} &= \int_R f(t) \varphi_{j,k}(t) dt \\ d_{j,k} &= \int_R (t) \psi_{j,k}(t) dt \end{aligned} \right\}, \quad (1)$$

де R — інтервал визначення функції $f(t)$ сигналу; $a_{j,k}$, $d_{j,k}$ — коефіцієнти апроксимації та деталізації дискретного вейвлет-розвинення сигналу відповідно; $\varphi_{j,k}(t)$, $\psi_{j,k}(t)$ — батьківський та материнський вейвлети відповідно; j — поточний рівень вейвлет-розвинення; k — порядковий номер вейвлет-коефіцієнта у вейвлет-розвиненні сигналу відповідно.

Під час обчислення замість інтегрування (1) для усунення методичних помилок, пов'язаних з квадратурними формулами, використовують пірамідальний алгоритм Малла [9, 10]. Задають апроксимувальні коефіцієнти на умовно нульовому рівні j_0 : $j_{0,k}$, $k = 1, \dots, N$, де $N = 2^m$, $m > 1$.

Далі обчислюють апроксимувальні $a_{j_0+1,k}$ та деталізувальні $d_{j_0+1,k}$ коефіцієнти, а за коефіцієнтами $a_{j_0+1,k}$ обчислюють $a_{j_0+1,2k}$, $d_{j_0+1,2k}$ тощо.

За наявності шуму з нульовим математичним сподіванням та середньоквадратичним відхиленням σ набір коефіцієнтів $\tilde{a}_{j,k}$, $\tilde{d}_{j,k}$, утворює вкладені масиви $\{\}$, які для максимального рівня J декомпозиції матимуть вигляд:

$$\{\tilde{a}_{j,k}\}, \{\tilde{d}_{2,k}\}, \dots, \{\tilde{d}_{j,k}\} \dots \{\tilde{d}_{j,k}\}, \quad k = 1, 2, \dots, \frac{N}{2^j}, \quad j = 1 \dots J. \quad (2)$$

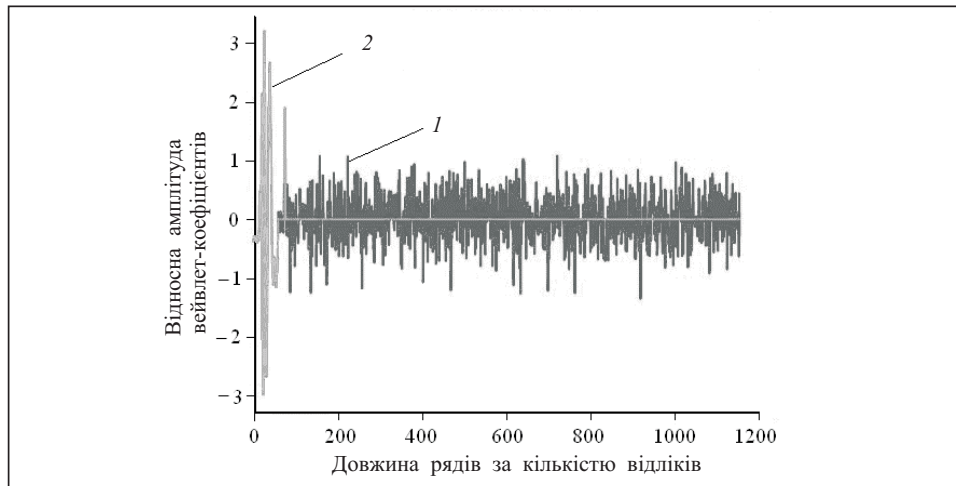


Рис. 1. Графік рядів вейвлет-коефіцієнтів декомпозиції сигналу Doppler: 1 — ряд за співвідношенням (3) з адитивно доданим шумом $\sigma = 0.4$; 2 — ряд після фільтрації

Сукупність вкладених масивів (2) за допомогою спеціальних функцій $\text{list}(\text{flatten}(\{a_{j,k}\}, \{d_{j,k}\}))$ [11] перетворюють на одновимірний ряд:

$$[\tilde{a}_{j,k}, \tilde{d}_{2,k}, \dots, \tilde{d}_{j,k}, \dots, \tilde{d}_{j,k}], \quad k=1, 2, \dots, \frac{N}{2^j}, \quad j=1 \dots J. \quad (3)$$

Перед перетворенням (3) записуємо структуру (2) у вигляді діапазонів k апроксимувальних і деталізувальних коефіцієнтів ряду (3). Це потрібно для реконструкції ряду у функцію $f(t)$ після кореляційного аналізу близькості рядів та шумопридушення.

Приклад застосування описаного методу до радарного сигналу типу Doppler наведено на рис. 1, похибка фільтрації $E = 0.0088$. Оптимальні параметри фільтрації взято з роботи [12] і наведено у табл. 1: вейвлет `sym14`; функція порога — `"greater"`, значення порогової функції 1.4.

Для реконструкції сигналу треба визначити розподіл коефіцієнтів апроксимації $\{\tilde{a}_{j,k}\}$ та деталізації $\{\tilde{d}_{2,k}\}, \dots, \{\tilde{d}_{j,k}\}, \dots, \{\tilde{d}_{j,k}\}$ для ряду (2), побудованого за алгоритмом Малла, який відповідатиме цим коефіцієнтам в одновимірному ряду (3). Наприклад, для вейвлету `sym14` коефіцієнти апроксимації $\tilde{a}_{j,k}$ у ряду (3) розташовані на позиціях від 0 до 58 (не включаючи 58), а коефіцієнти деталізації — на позиціях від 58 до 1157. Так і для інших вейвлетів їхні коефіцієнти деталізації знаходяться на позиціях від першого до другого індексу наведених у табл. 2 списків загального розподілу. Результати загального розподілу вейвлет-коефіцієнтів для вейвлетів з табл. 1 наведено в табл. 2.

З даних, наведених у табл. 1 і 2, випливає, що розподіл вейвлет-коефіцієнтів у рядах (3) не залежить від типу сигналів за умови їхньої однакової довжини.

На рис. 1 видно довгу «нульову» лінію, що починається поблизу 100 відліків. Це свідчить про те, що коефіцієнти деталізації набувають нульових значень. Це дає змогу стиснути сигнал та прискорює його ідентифікацію. Використовуючи міри близькості між часовими рядами (3), можна додатково скоротити час ідентифікації аналізованих сигналів та відмовитись від додаткових розрахунків, які зазвичай виконують для порівняння близькості часових рядів [13, 14].

Ідентифікацію сигналів будемо здійснювати за допомогою кореляційної матриці з використанням представлення сигналів у вигляді їхньої вейвлет-декомпозиції рядами (3), пов'язаними з даними табл. 1, 2 для їхньої декомпозиції. Основу тестів складемо з таких сигналів, обґрунтування вибору яких наведено в огляді літературних джерел: блоки — `blocks`; сигнал «удари» — `bumps`; сигнал

Таблиця 1. Оптимальні параметри вейвлет-фільтрації із загальним порогом

Модельна функція	ΔU , дБ	Δh , дйт	Вейвлет	$F(\lambda_j)$	λ_j	$E_{\min}$
blocks	9	1.8199	bior1.3	garotte	1.0	0.0245
bumps	6	0.7019	bior2.6	garotte	0.9	0.0406
heavisine	11	0.6885	rbio5.5	garotte	1.2	0.0136
doppler	13	0.6001	sym14	greater	1.4	0.0088
ramp	18	0.8668	bior1.3	greater	1.3	0.0028
hisine	1	0.2737	sym13	soft	0.2	0.1236
losine	5	0.3791	db32	hard	1.1	0.0576
linchirp	2	0.3728	db21	soft	0.3	0.1136
twochirp	1	0.2667	db8	soft	0.2	0.1436
quadchirp	3	0.3272	db31	garotte	0.6	0.0834
mishmash	1	0.2587	db27	soft	0.2	0.1457
wernersorrows	0	0.1464	db10	soft	0.1	0.1455
hypchirps	7	0.6069	db22	garotte	1.0	0.0367
linchirps	4	0.5695	db15	soft	0.5	0.0759
chirps	1	0.3551	db26	soft	0.3	0.1322
gabor	9	0.7562	bior4.4	hard	1.1	0.0215
sineoneoverx	7	0.4734	sym15	garotte	0.8	0.0323
piece-regular	6	1.5207	bior2.2	garotte	0.9	0.0489
piece-polynomial	7	0.9210	rbio1.3	garotte	1.0	0.0291
riemann	49	0.3518	bior1.1	greater	1.4	0.0000

Таблиця 2. Розподіл вейвлет-коефіцієнтів у порівнюваних рядах

Вейвлет	$[\tilde{a}_{j,k}, \tilde{a}_{2,k}, \dots, \tilde{a}_{j,k} \dots \tilde{a}_{j,k}],$ $k = 1, 2, \dots, N / 2^j, j = 1 \dots J$	Вейвлет	$[\tilde{a}_{j,k}, \tilde{a}_{2,k}, \dots, \tilde{a}_{j,k} \dots \tilde{a}_{j,k}],$ $k = 1, 2, \dots, N / 2^j, j = 1 \dots J$
sym14	[0, 58, 116, 205, 356, 632, 1157]	db10	[0, 50, 100, 181, 325, 595, 1116]
bior1.3	[0, 12, 24, 44, 80, 148, 280, 539, 1053]	db22	[0, 104, 208, 373, 661, 1194]
bior2.6	[0, 28, 56, 100, 176, 315, 580, 1098]	db15	[0, 60, 120, 211, 364, 641, 1167]
rbio5.5	[0, 26, 52, 94, 168, 305, 569, 1086]	db26	[0, 111, 222, 394, 688, 1225]
sym13	[0, 56, 112, 199, 348, 622, 1146]	bior4.4	[0, 24, 48, 88, 160, 295, 557, 1073]
db32	[0, 123, 246, 429, 732, 1275]	sym15	[0, 60, 120, 211, 364, 641, 1167]
db21	[0, 102, 204, 367, 653, 1185]	bior2.2	[0, 12, 24, 44, 80, 148, 280, 539, 1053]
db8	[0, 30, 60, 106, 184, 325, 592, 1111]	rbio1.3	[0, 12, 24, 44, 80, 148, 280, 539, 1053]
db31	[0, 121, 242, 423, 724, 1266]	bior1.1	[0, 1, 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128, 256, 512, 1024]
db27	[0, 113, 226, 400, 695, 1233]		

«важкий» синус — heavisine; доплерівський сигнал — doppler; «пилко-подібний» сигнал — ramp; функція сигналу $\sin(0.6902N\pi t)$ — hisine; функція сигналу $\sin(0.3333N\pi t)$ — losine; сигнал із лінійною частотною модуляцією — linchirp; сигнал із подвійною лінійною частотною модуляцією — twochirp; сигнал із квадратичною залежністю частоти від часу — quadchirp; сума сигналів linchirp, quadchirp і hisine — mishmash; сигнал Вернера — wernersorrows; сигнал, що містить дві частоти, гіперболічно залежні від часу — hypchirps; сигнал, що містить дві частоти, лінійно залежні від часу — linchirps; сума чотирьох сиг-

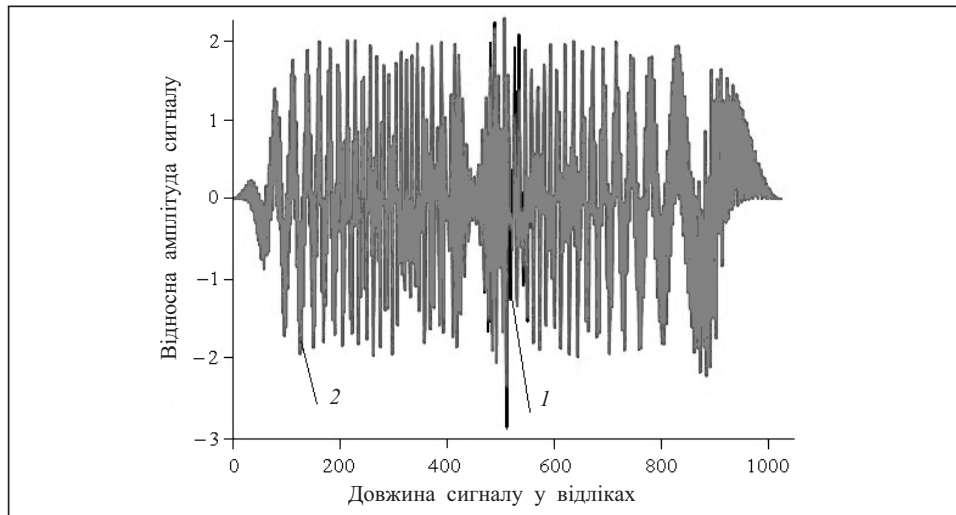


Рис. 2. Внесення змін у форму сигналу chirps: 1 — сигнал chirps, 2 — змінений сигнал chirps

налів з лінійною, гіперболічною та квадратичною функціями залежності частот від часу — chirps; дві модульовані функції Габора — Gabor; синусоїдальний сигнал із частотою, обернено пропорційною часу — sineoneoverx; простий імпульсний сигнал — piece-regular; кусково-поліноміальний сигнал — piece-polynomial; недиференційована функція Рімана — riemann.

У [15] чітко сформульовано вимоги до ідентифікації, під час якої будь-який сигнал повинен характеризуватися своєю формою, а форма після квантування за рівнем визначатиметься сукупністю миттєвих значень та розподілом часових інтервалів кожного рівня квантування. Як ідентифікаційну характеристику можна використовувати кореляційну близькість відповідно до співвідношення з [13] з урахуванням особливостей запропонованої методики:

$$\text{cor}(x, y) = 1 - \frac{\sum_{j=j_0}^N [(x_j - \bar{X})(y_j - \bar{Y})]}{\sqrt{\sum_{j=j_0}^N (x_j - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{j=j_0}^N (y_j - \bar{Y})^2}}, \quad (4)$$

де

$$x_j = [a_{j,k}, d_{2,k}, \dots, d_{j,k} \dots d_{j,k}], \quad k = 1, 2, \dots, \frac{N}{2^j}, \quad j = j_0 \dots n, \quad (5)$$

$$y_j = [\tilde{a}_{j,k}, \tilde{d}_{2,k}, \dots, \tilde{d}_{j,k} \dots \tilde{d}_{j,k}], \quad k = 1, 2, \dots, \frac{N}{2^j}, \quad j = j_0 \dots n, \quad (6)$$

$\bar{X}$, $\bar{Y}$ — математичні сподівання рядів (5), (6). Тут (5) — ряд вейвлет-коефіцієнтів незашумлених сигналів, що використовуються для порівняння, а (6) — ряд вейвлет-коефіцієнтів зашумлених сигналів, що ідентифікуються.

Уведемо незашумлені сигнали chirps та (для порівняння) corrected signal chirps, отриманий модифікацією сигналу chirps шляхом раптової зміни амплітуди між 400 та 600 відліками. Це потрібно для перевірки стійкості результату ідентифікації до невеликих варіацій форми сигналу [15].

Кореляційну матрицю можна побудувати як між рядами (5) вейвлет-коефіцієнтів декомпозиції незашумлених двадцяти сигналів, так і між рядами (6) зашумлених сигналів. Тестовий сигнал, наприклад generate (сигнал 2, рис. 2), введений у створену кореляційну матрицю, корелює із сигналом chirps (сигнал 1, рис. 2) у межах від 0.9 до 1.0, що і є порогом стабільної ідентифікації. Зазначеної межі стосується і термін «невеликі зміни форми сигналу». Це дуже спрощений підхід. Насправді матриця є значно більш інформативною, наприклад, щодо належності сиг-

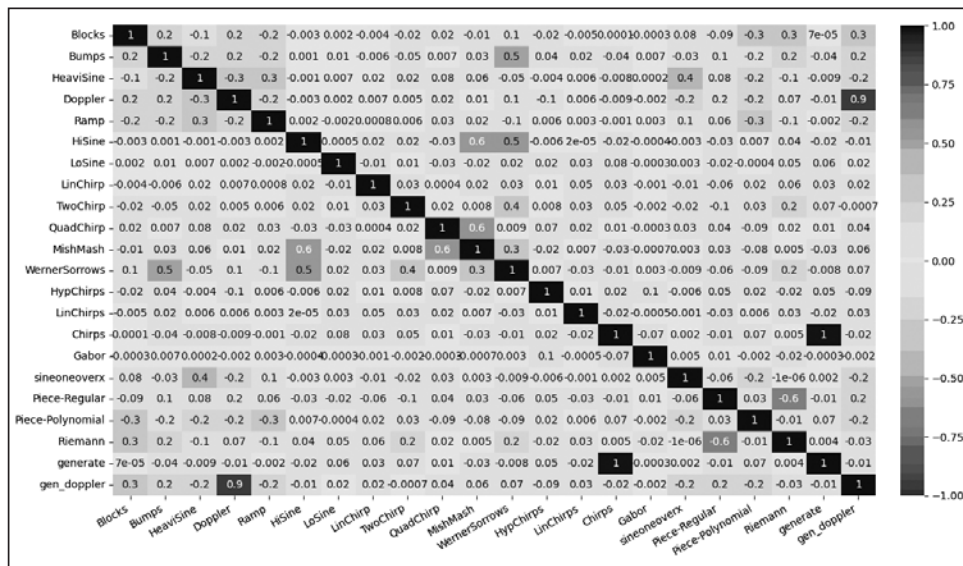


Рис. 3. Кореляційна матриця між рядами (5), (6) вейвлет-коефіцієнтів сигналів із внесеним рядом сигналу generate з невеликою зміною форми сигналу chirps та внесенням поруч відфільтрованого сигналу gen_doppler

налу певній групі з лінійною або нелінійною модуляцією тощо [16]. Додамо в матрицю сигнал gen_doppler, який є результатом фільтрації (з параметрами, наведеними у табл. 1) зашумленого Гаусовим шумом з нульовим математичним сподіванням та середньоквадратичним відхиленням 0.4 сигналу Doppler.

Матриця (рис. 3) показує, що зміни, внесені у сигнал chirps, не змінюють його ідентифікації (одиниці на лінії Chirps). Це свідчить про стійкість до невеликих змін форми. Матриця також впевнено ідентифікує сигнал gen_doppler (0.9 на лінії Doppler) як відфільтрований сигнал Doppler.

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ЗАПРОПОНОВАНОГО АЛГОРИТМУ З КЛАСИЧНИМ АЛГОРИТМОМ ВИЯВЛЕННЯ БЛИЗЬКОСТІ ЧАСОВИХ РЯДІВ

У роботах [13,17] докладно розглянуто теорію застосування вейвлет-коефіцієнтів для аналізу близькості часових рядів та наведено приклади застосування цієї теорії для аналізу близькості курсів валют низки країн відносно долара США. Автори використали масштабні коефіцієнти фільтрів Добеші з окремих таблиць, наведених у додатках. Ця обставина, а також відсутність у наукових публікаціях даних про програмну реалізацію наведених алгоритмів, надзвичайно ускладнює використання цієї методики у машинному навчанні, а також для розв'язання задач аналізу сигналів радіоелектронних пристроїв. До того ж, автори наведених робіт взагалі не розглядали фільтрацію часових рядів від шумів. У цій роботі вперше розглянуто програмну реалізацію фільтрації та стиснення часових рядів, тому порівняння швидкодії не має сенсу.

Оцінювання ступеня стиснення сигналу під час фільтрації. У результаті фільтрації зашумленого сигналу ряд (6) перетворюється на новий ряд:

$$z_j = [\bar{a}_{j,k}, \bar{d}_{2,k}, \dots, \bar{d}_{j,k} \dots \bar{d}_{j,k}]. \quad (7)$$

Коефіцієнти $\bar{a}_{j,k}, \bar{d}_{2,k}, \dots, \bar{d}_{j,k} \dots \bar{d}_{j,k}$ ряду (7) набувають нових числових значень, зокрема, деякі обнуляються.

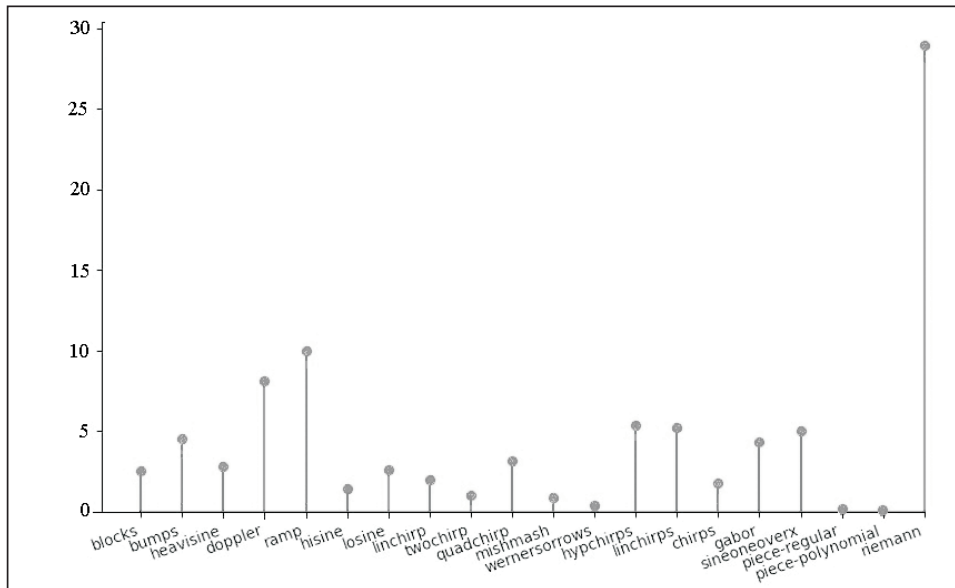


Рис. 4. Ступені стиснення відфільтрованих за даними табл. 1 зашумлених ($m = 0$, $\sigma = 0.4$) рядів тестових сигналів

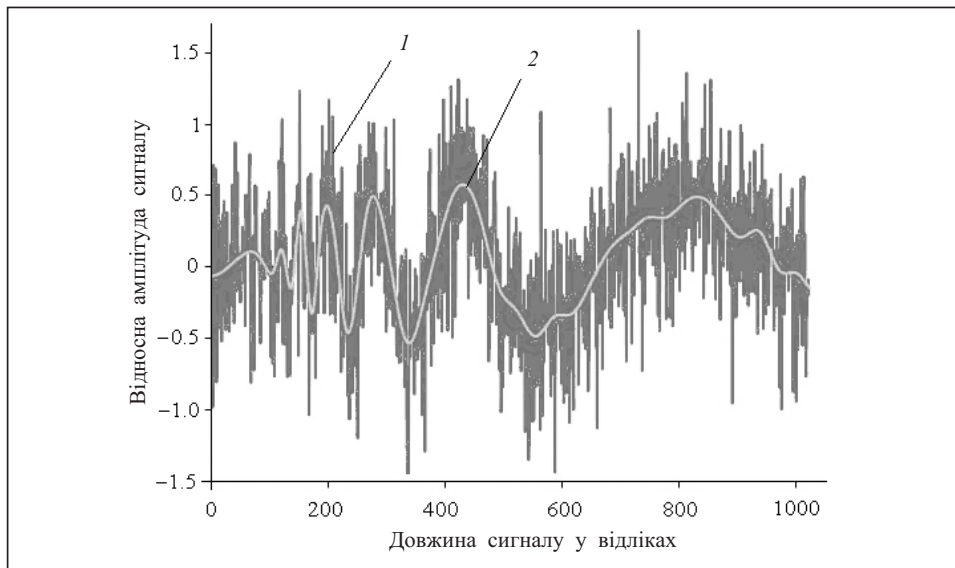


Рис. 5. Стиснення незшумленого сигналу Doppler за даними табл. 1 та 2: 1 — зашумлений сигнал; 2 — відфільтрований сигнал

Деталі декодування з урахуванням табл. 1, 2 були розглянуті раніше. Оцінювання ступеня стиснення сигналів можна здійснити за співвідношенням:

$$DB = 10 \lg \left(\frac{\sum_{i=1}^n f(t_i)^2}{\sum_{i=1}^n \tilde{f}(t_i)^2} \right). \quad (8)$$

де DB — ступень стиснення у децибелах, $f(t_i)$ — сигнал до реконструкції, $\tilde{f}(t_i)$ — сигнал після реконструкції.

З графічного аналізу стиснення сигналів (рис. 4), отриманого в результаті

чисельного експерименту, впливає, що сигнали *piese-regular* і *piese-polynomial* не придатні до стиснення, тоді як сигнал *riemann* стискається на 30 дБ.

Доцільно розглянути стиснення сигналу Doppler (рис. 5) як типового для групи сигналів із частотною модуляцією.

ВИСНОВКИ

Розроблено методику ідентифікації модельних сигналів, що ґрунтується на визначенні близькості рядів, отриманих шляхом дискретного вейвлет-перетворення сигналів алгоритму Малла. В основу описаної методики покладено реконструкцію сигналу під час переходу від вкладених масивів до одновимірного ряду вейвлет-коефіцієнтів апроксимації та деталізації. Роздільну здатність запропонованого методу ідентифікації перевірено шляхом визначення величини кореляції у діапазоні 0.9–1.0 у разі зміни амплітуди сигналу на 10 %, а відповідно і форми у діапазоні від 400 до 600 відліків сигналу для їхньої загальної кількості 1024. Методика дає змогу визначити процес ідентифікації сигналу шляхом застосування табличних даних за оптимальними параметрами фільтрації.

Поповнення бази даних, як власне модельних сигналів, так і розподілу вейвлет-коефіцієнтів сприятиме розширенню сфер застосування запропонованого методу аналізу сигналів.

Запропоновано співвідношення для визначення ступеня стиснення, яке перевірено на базі тестових сигналів.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Лагирвандзе А.К., Калиниченко А.Н., Моргунова Т.В. Алгоритм анализа форм кардиоциклов ЭКГ с использованием технологий машинного обучения. *Модели, системы, сети в экономике, технике, природе и обществе*. 2019. № 4 (32). С. 75–84.
2. Кузин Д.А., Стаценко Л.Г., Анисимов П.Н., Смирнова М.М. Применение методов машинного обучения для классификации акустических сигналов по спектральным характеристикам. *Информатика, вычислительная техника и управление. Известия СПбГЭТУ «ЛЭТИ»*. 2021. № 3. С. 48–53.
3. Salman M.S., Eleyan A., Al-Sheikh B. Discrete-wavelet-transform recursive inverse algorithm using second-order estimation of the autocorrelation matrix. *TELKOMNIKA*. 2020. Vol. 18, N 6. P. 3073–3079. <https://doi.org/10.12928/telkomnika.v18i6.16191>.
4. Galati G., Pavan G., De Palo F. Chirp signals and noisy waveforms for solid-state surveillance radars. *Aerospace*. 2017. Vol. 4, N 1. P. 15. <https://doi.org/10.3390/aerospace4010015>.
5. Hogenboom D.O., DiMarzio C.A. Quadrature detection of a Doppler signal. *Applied Optics*. 1998. Vol. 37, Iss. 13. P. 2569–2572. URL: <https://www.osapublishing.org/ao/abstract.cfm?URI=ao-37-13-2569>.
6. Debnath L. The Gabor transform and time-frequency signal analysis. In: *Wavelet Transforms and Their Applications*. Boston, MA: Birkhäuser, 2015. P. 257–306. https://doi.org/10.1007/978-1-4612-0097-0_4.
7. Kovačević M. Signaling to relativistic observers: an Einstein–Shannon–Riemann encounter. *Problems of Information Transmission*. 2020. Vol. 56, N 4. P. 303–308.
8. Воскобойников Ю.Е., Гочаков А.В., Колкер А.Б. Фильтрации сигналов и изображений: Фурье и вейвлет-алгоритмы (с примерами в Mathcad). Новосибирск: НГАСУ (Сибстрин), 2010. 188 с.
9. Mallat S.G. Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases of $L^2(\mathbb{R})$. *Transactions of the American Mathematical Society*. 1989. Vol. 315, N 1. P. 69–87.

10. Mallat S. A theory of multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* 1989. Vol. 11, N 7. P. 674–693.
11. NumPy Array manipulation: ndarray.flatten() function. URL: <https://www.w3resource.com/numpy/manipulation/ndarray-flatten.php>. Accessed on: January 22, 2020.
12. Тараненко Ю.К. Методы дискретной вейвлет-фильтрации измерительных сигналов: алгоритм выбора метода. *Измерительная техника*. 2021. № 10. С. 14–20. <https://doi.org/10.32446/0368-1025it.2021-10-14-20>.
13. Бурнаев Е.В., Оленев Н.Н. Мера близости для временных рядов на основе вейвлет-коэффициентов. *Тр. XLVIII научн. конф. МФТИ*. Долгопрудный: ФУПМ, 2005. С. 108–110.
14. Taranenko Y.K., Lopatin V.V., Oliynyk O.Y. Wavelet filtering by using nonthreshold method and example of model Doppler function. *Radioelectronics and Communications Systems*. 2021. Vol. 64, N 7. P. 380–389.
15. Кликушин Ю.Н., Кобенко В.Ю. Основы идентификационных измерений. *Журнал радиоэлектроники*. 2006. №. 5. С. 6. URL: <http://jre.cplire.ru/iso/nov06/index.html>.
16. Taranenko Y., Rizun N. Wavelet filtering of signals without using model functions. *Radioelectronics and Communications Systems*. 2022. Vol. 65, N 2. P. 96–109.
17. Бурнаев Е.В. Применение вейвлет-преобразования для анализа экономических временных рядов. Математическое моделирование развивающихся экономических систем. *Сб. научн. трудов летней школы по экономико-математическому моделированию ЭКОМОД*. 2006. Т. 2006. С. 95.

D. Onufriienko, Yu. Taranenko

FILTERING AND COMPRESSION OF SIGNALS BY THE METHOD OF DISCRETE WAVELET TRANSFORMATION INTO ONE-DIMENSIONAL SERIES

Abstract. Solving the problem of identifying special signals under a priori uncertainty of their sources is extremely important, for example, when detecting locators working on moving objects. The method is used for filtering signals from powerful noises (up to 12dB) and determining the shape of the signal. The identification, filtering, and compression of signals based on the comparison of the proximity of one-dimensional series of wavelet coefficients are considered. The article proposes a direct transformation of nested arrays of the approximation and detail coefficients into a one-dimensional series with a preliminary determination of the structure of the nested arrays for further reconstruction of the one-dimensional series into an identifiable measurement signal. The robustness of the proposed algorithm to local changes in the shape of the test signal in accordance with the identification requirements is verified.

Keywords: identification measurements, row proximity measures, one-dimensional series, discrete wavelet analysis, linear and non-linear modulation, database.

Надійшла до редакції 18.08.2022