

Теоретичні основи розробки та експлуатації систем озброєння

УДК 621.391

DOI: 10.30748/soivt.2018.53.09

О.М. Барсуков, В.В. Кав'юк, В.В. Потапенко

Харківський національний університет Повітряних Сил імені Івана Кожедуба, Харків

ВИДІЛЕННЯ АУДІОСИГНАЛУ НА ФОНІ ШУМУ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДУ СИНГУЛЯРНОГО СПЕКТРАЛЬНОГО АНАЛІЗУ

В даній статті використовується метод сингулярного спектрального аналізу (ССА) в основі якого є розкладання первинного часового ряду на адитивні головні компоненти. Розглядається алгоритм математичної моделі виділення аудіосигналу на фоні шуму з використанням методу ССА. Досліджуються графіки результатів моделювання, які характеризують якість виділення аудіосигналу спотвореного шумом з різною інтенсивністю. Даний метод дозволяє підвищити завадостійкість бортового радіоелектронного обладнання повітряних суден та якість розбірливості мови при розслідуванні авіаційних подій.

Ключові слова: сингулярний спектральний аналіз, виділення аудіосигналу, шум спостереження, завадостійкість, бортове радіоелектронне обладнання.

Вступ

Постановка проблеми. В умовах застосування активних завод комплексами радіоелектронної боротьби (РЕБ), в першу чергу, суттєво зменшується якість обробки сигналів при використанні бортового радіоелектронного обладнання. Очевидно це впливає на безпеку польотів при забезпеченні радіозв'язком екіпажів повітряних суден з наземними пунктами управління, а також при прослуховуванні навігаційних і спеціального призначення [2] сигналів. Відомо, що підвищення протидії засобам (системам) РЕБ є складний комплекс заходів, до якого належить один із головних складових – це заводозахисність [1]. Заводозахисність [3] радіоелектронного обладнання визначається її скритністю і заводостійкістю, під якою розуміють здатність виконувати задачу при дії завод, що створені при організації радіоелектронного подавлення. В даний час відомо достатнє число підходів підвищення заводостійкості радіоелектронних (радіотехнічних) систем [3]. Ці підходи зручно розбити на дві групи. До першої групи належать передача захищених повідомлень, а до другої – обробка прийнятих сигналів, що спотворені заводами.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проведений аналіз останніх досліджень звернуло увагу на задачі, що пов'язані з обробкою аудіосигналів [4–12] на фоні шуму, наприклад, при розслідуванні авіаційних подій [9]. На даний час існує достатня кількість публікацій [4–12], в яких пропонуються методи для вирішення подібних задач, найбільш поширені – це фільтрація на основі алгоритмів

Фур'є або Вейвлет перетворення та їх модифікації. Ці алгоритми досить ефективні з точки зору виділення шуму, не вимагають його апріорної інформації, яка часто відсутня на практиці.

Використання властивостей вейвлет-перетворення [4; 6–7; 10], що складаються з ефектвної локалізації за часом і частотою, дозволяють здійснювати фільтрацію, наприклад виділення нестационарного вузькосмугового шуму. При цьому вейвлет-фільтрація вільна від недоліків частотної фільтрації. Вона не дає згладжування особливостей тонкої структури сигналу і не вносить додаткових збурень.

Однак, недоліками вище вказаних підходів на основі Фур'є або Вейвлет перетворення є визначення критеріїв розрахунку порога [6] між сигналом і шумом при обробці (виділення) сигналу, тобто можливість повної втрати корисного сигналу при високому або малому рівні шуму. Крім цього, припущення про розподіл шуму не виконується для коефіцієнтів вейвлет-розкладання шуму і сигналу, не завжди адекватно задачам фільтрації нестационарних сигналів, в тому числі й мовних сигналів [7]. В такому випадку пропонується розглянути метод сингулярного спектрального аналізу (ССА) (Singular Spectrum Analysis (SSA)) [13].

Таким чином, **метою статті** є виділення аудіосигналу на фоні шуму за допомогою методу сингулярного спектрального аналізу.

Виклад основного матеріалу

Основою методу ССА [13] є етапи розкладання, на якому побудована з часового ряду ганкелева

матриця розкладається в суму матриць за допомогою сингулярного розкладання (Singular Value Decomposition (SVD)). Групам доданків сингулярного розкладання зіставляються відновлені ряди і результатом методу є розкладання первинного ряду на адитивні компоненти.

Метод сингулярного спектрального аналізу дозволяє вирішувати завдання [13] виділення компонент часового ряду різної структури і, крім того, вирішувати для виділених компонент завдання опису їх структури, прогнозування, оцінки параметрів, згладжування даних на основі відібраних компонент.

На відміну від Фур'є перетворення, в якому розглядається фіксований базис із синусів і косинусів, в ССА використовується адаптований базис отриманий з первинного ряду. Метод спектрального сингулярного аналізу більш спільний, можливо виділяти амплітудно-модульовані синуси та косинуси та їх частоти, тобто можливо оцінювати частоти з більш високим розрізненням, ніж у аналогічного спектрального Фур'є аналізу. Отже, метод ССА корисний в задачах фільтрації аудіосигналу.

Розглянемо алгоритм методу сингулярного спектрального аналізу [13; 14], який починається з побудови множини векторів затримок:

$$\mathbf{X}_t = (x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-i+1})^T, \quad t = i, i+1, \dots, N.$$

Процедура затримок установлює [14] перехід від первинного одномірного (скалярного) часового ряду к багатомірному (векторному) представленню.

Кожний багатомірний вектор створюється з деякого числа i , які слідує один за одним первинного часового ряду:

$$\mathbf{X}_{i(N-i+1)} = \begin{pmatrix} \begin{bmatrix} x_{i+1} \\ x_i \\ \vdots \\ x_1 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} x_{i+2} \\ x_{i+1} \\ \vdots \\ x_2 \\ x_1 \end{bmatrix} & \dots & \begin{bmatrix} x_N \\ \vdots \\ x_{N-i+2} \\ x_{N-i+1} \end{bmatrix} \end{pmatrix},$$

де кожна квадратна скобка – вектор в i -мірному просторі затримок; послідовність таких векторів задає матрицю затримок $\mathbf{X}_{i(N-i+1)}$, де N – число елементів початкового ряду. Особливістю ССА є обробка матриці X за алгоритмом, схожому на метод головних компонент, який складається у зниженні розмірності первинного простору факторів (затримок) за допомогою ортогонального лінійного перетворення. Отриманні таким чином нові змінні називають також головними компонентами.

Нижче представлені основні кроки використання ССА [13] до конкретного ряду $(x_n)_{n=1}^N$.

У першому кроці процедура вкладення перетворює одномірний часовий ряд $(x_n)_{n=1}^N$ в послідо-

вність багатомірних векторів. Для такого перетворення необхідно взяти деяке ціле число затримок $\tau \leq [(N+1)/2]$:

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & \dots & x_{n-1} \\ x_2 & x_3 & x_4 & \dots & x_{n+1} \\ x_3 & x_4 & x_5 & \dots & x_{n+2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{\tau-1} & x_{\tau} & x_{\tau+1} & \dots & x_N \end{pmatrix}.$$

Побудована матриця \mathbf{X} є прямокутною, але у граничному випадку, тобто при $\tau = [(N+1)/2]$ і непарному N , вона вироджується у квадратну.

У другому кроці [14] створюється на основі матриці \mathbf{X} відповідна коваріаційна матриця:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{n} \mathbf{X} \mathbf{X}^T.$$

У третьому кроці [14] виконується визначення власних значень і власних векторів матриці \mathbf{C} . Результатом цього кроку є сингулярне розкладання матриці \mathbf{X} . Позначимо $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{\tau}$ власні значення матриці \mathbf{C} , взяті в не спадному порядку ($\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_{\tau} \geq 0$) і $\mathbf{U}_1, \mathbf{U}_2, \dots, \mathbf{U}_{\tau}$ ортонормовану систему власних векторів матриці \mathbf{C} , відповідно власним числам. Для цього необхідно розкласти за власними векторами: $\mathbf{C} = \mathbf{V} \mathbf{\Lambda} \mathbf{V}^T$, де введеним символом $\mathbf{\Lambda}$ – діагональна матриця власних чисел:

$$\mathbf{\Lambda} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_{\tau} \end{pmatrix}$$

та ортогональна матриця власних векторів матриці \mathbf{C} :

$$\mathbf{V} = (\mathbf{V}^1, \mathbf{V}^2, \dots, \mathbf{V}^{\tau}) = \begin{pmatrix} v_1^1 & v_1^2 & \dots & v_1^{\tau} \\ v_2^1 & v_2^2 & \dots & v_2^{\tau} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{\tau}^1 & v_{\tau}^2 & \dots & v_{\tau}^{\tau} \end{pmatrix}.$$

$$\text{Зрозуміло, що } \mathbf{\Lambda} = \mathbf{V} \mathbf{C} \mathbf{V}^T, \quad \det \mathbf{C} = \prod_{n=1}^{\tau} \lambda_n.$$

Четвертий крок [14] – це перехід до головних компонентів. Матрицю власних векторів \mathbf{V} звичайно представляють як матрицю переходу до головних компонентів $\mathbf{Y} = \mathbf{X} \mathbf{V}^T = (\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_{\tau})$ первинного ряду, де величина $\mathbf{Y}_n, n = 1, 2, \dots, \tau$ – суть строки довжини n . При цьому власні значення $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{\tau}$ можливо розглядати як вклад головних компонент $\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_{\tau}$ у загальний інформаційний зміст часового ряду $(x_n)_{n=1}^N$.

Тоді за отриманими головними компонентами можливо повністю відновити первинну матрицю:

$$\mathbf{X} = (\mathbf{V}^1, \mathbf{V}^2, \dots, \mathbf{V}^\tau) \begin{pmatrix} \mathbf{Y}_1 \\ \mathbf{Y}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{Y}_\tau \end{pmatrix} = \sum_{n=1}^{\tau} \mathbf{V}^n \mathbf{Y}_n,$$

а по неї відновити часовий ряд $(x_n)_{n=1}^N$.

$$\text{Перетворення } \mathbf{Y}_n = (\mathbf{V}^n)^T \mathbf{X}, \quad n = 1, 2, \dots, \tau,$$

$$\mathbf{Y}_n[l] = \sum_{q=1}^{\tau} v_q^n x_q^l, \quad l = 1, 2, \dots, i, \text{ є лінійними фільтрами.}$$

До кожного n -го власного вектора належать τ компонентів, тобто $\mathbf{V}^n = (v_1^n, v_2^n, \dots, v_\tau^n)^T$. Якщо побудувати залежність значень компонент v_k^n , $k = 1, 2, \dots, \tau$ від їх номеру $v^n = v^n(k)$, то її графічний аналіз надає можливість представлення про частоти компонентів первинного часового ряду $(x_n)_{n=1}^N$.

П'ятий крок [14] – відновлення. Допустимо, що від τ компонентів для подальшого аналізу залишили перші γ . Тоді для відновлення первинної матриці \mathbf{X} використовуються перші γ власних векторів \mathbf{V}^n . У такому випадку:

$$\hat{\mathbf{X}} = (\mathbf{V}^1, \mathbf{V}^2, \dots, \mathbf{V}^\tau) \begin{pmatrix} \mathbf{Y}_1 \\ \mathbf{Y}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{Y}_\tau \end{pmatrix} = \sum_{n=1}^{\tau} \mathbf{V}^n \mathbf{Y}_n,$$

де $\hat{\mathbf{X}}$ – відновлена матриця, яка має n стовпчиків та τ строк. Первинний часовий ряд, відновлений від цієї матриці, визначається так:

$$\hat{x}_n = \begin{cases} \frac{1}{s} \sum_{n=1}^s \hat{x}_{n, s-n+1}, & 1 \leq s \leq \tau, \\ \frac{1}{\tau} \sum_{n=1}^{\tau} \hat{x}_{n, s-n+1}, & \tau \leq s \leq k, \\ \frac{1}{N-s+1} \sum_{n=1}^{N-s+1} \hat{x}_{n+s-k, k-n+1}, & k \leq s \leq N. \end{cases}$$

Даний спосіб отримання послідовності $(\hat{x}_n)_{n=1}^N$ зветься ССА-згладжування первинного часового ряду $(x_n)_{n=1}^N$ за першими γ компонентами від τ .

На підставі вищевикладеного, нижче пропонується розглянути графіки, які отримані в результаті математичного моделювання алгоритму на основі методу сингулярного спектрального аналізу у вирішенні задачі виділення аудіосигналу, реальних переговорів пілота і керівника польотів $[x(t_n)]_{n=1}^N$, де

$N = 40 \cdot 10^3$, на фоні шуму. Моделювання здійснювалось за допомогою програми Mathcad. На рис. 1 приведені приклади дискретного аудіосигналу $x(t_n)$ та на рис. 2 його амплітудно-частотний спектр $G(\omega_n)$.

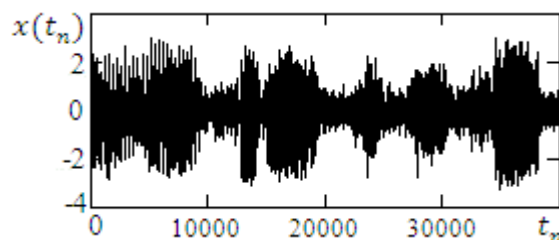


Рис. 1. Аудіосигнал $x(t_n)$

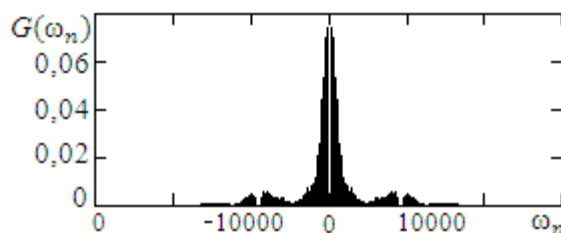


Рис. 2. Амплітудно-частотний спектр аудіосигналу $G(\omega_n)$

Дискретний сигнал спостереження $\xi(t_n) = x(t_n) + z_n$ формувався з різними рівнями інтенсивності шуму при значеннях відношень сигнал/шуму $\delta = \sigma_x / \sigma_z = 1; 0,9; \dots; 0,1$, де σ_n – середньоквадратичні відхилення аудіосигналу $x(t_n)$ та σ_z – білого гаусова шуму z_n відповідно.

На рис. 3 представлені графік сигналу спостереження $\xi(t_n)$ при відношенні сигнал/шум $\delta = 0,5$ та на рис. 4 його амплітудно-частотний спектр $G(\omega_n)$.

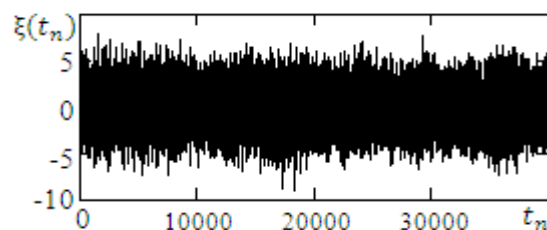


Рис. 3. Сигнал спостереження $\xi(t_n)$

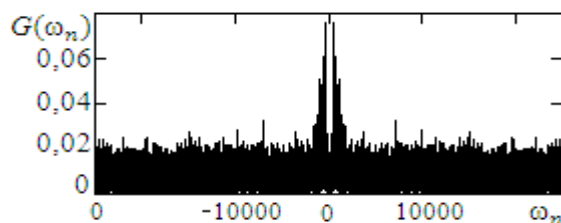


Рис. 4. Амплітудно-частотний спектр $G(\omega_n)$ сигналу спостереження $\xi(t_n)$

Як видно з рис. 3, інтенсивність шуму z_n перевищує рівень амплітуди аудіосигналу $x(t_n)$ (рис. 1) у 2 рази, слід зазначити, що при прослуховуванні сигналу пілотом можливо почути тільки шум. Нижче на рис. 5 пропонується розглянути амплітудно-частотний спектр $\hat{G}(\omega_n)$ виділеного аудіосигналу $\hat{x}(t_n)$ з сигналу спостереження $\xi(t_n)$ при відношенні сигнал/шум $\delta = 0,5$.

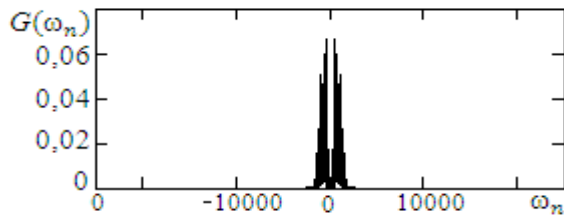


Рис. 5. Амплітудно-частотний спектр $\hat{G}(\omega_n)$ виділеного аудіосигналу $\hat{x}(t_n)$

Легко помітити, що амплітудно-частотний спектр виділеного аудіосигналу $\hat{x}(t_n)$ (див. рис. 5) відрізняється від первинного спектру $G(\omega_n)$ (див. рис. 2), а саме відсутністю бічних складових, з точки зору практичного прослуховування мовного повідомлення пілотом розуміння його відбувається з достатньої якістю.

Не змінюючи умови дослідження нижче на рисунку 6 наведений графік власних значень від його номеру λ_k матриці C при значенні параметра вікна $\tau = 100$.

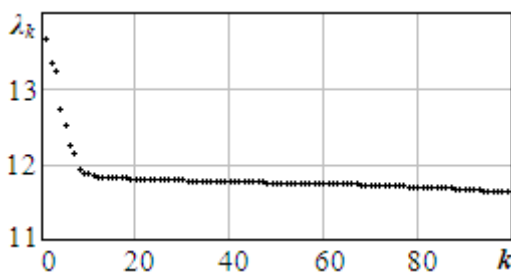


Рис. 6. Графік власних значень λ_k

Бачимо, що на графіку (рис. 6) відокремлюються перших сім компонентів λ_k , які мають низькочастотний інформаційний зміст первинного часового ряду.

Інша частка справа належить до інтенсивних високочастотних компонентів, які відносяться до шуму.

Крім цього, в рамках подальшого дослідження якості відновленого аудіосигналу $\hat{x}(t_n)$ моделювання проводилось при різних компонентах $(\lambda_k)_{k=1}^{\tau}$ та варіантах параметрів вікна при таких значеннях: $\tau = 5, 10, \dots, 50, 100, \dots, 500$. Критерій оцінки якості аудіосигналу складався з двох умов: розумію і не розумію зміст повідомлення. Експерте оцінювання здійснювалась десятима людьми-операторами, обумовлено це тим, що кінцевим споживачем аудіосигналу (мовного повідомлення) є пілот або експерт, який проводить розслідування авіаційних подій.

Аналіз отриманих результатів показав, що недоцільно вибирати значення параметрів вікна менше ніж $\tau \leq 50$, а також не рекомендується брати велике число значень більш ніж приблизно $\tau \geq 200$, тому що вибір власних значень λ_k з низькочастотним інформаційним змістом ускладнюється, тобто чим більше число τ , тим більше паралельних фільтрів, смуга пропускання стає гладкою.

Разом з цим можливо визначити групу із спільних чисел власних значень $2 < \lambda < 7$ в межах якої здійснюється розуміння інформації виділеного аудіосигналу. Також слід зазначити, з практичного боку, розуміння оператором інформації можливо при відношенні сигнал/шуму не менш $\delta \geq 0,5$, що відповідає коефіцієнтам кореляції не менш $St(x, \hat{x}) \geq 0,82$ відповідно.

Висновки

Таким чином, використання методу сингулярного спектрального аналізу у вирішенні задачі виділення аудіосигналу на фоні шуму дозволяє підвищити завадостійкість бортового радіоелектронного обладнання повітряних суден: якість розбірливості мовного повідомлення пілотом або експертом при розслідуванні авіаційних подій.

Отримані результати свідчать про можливість здійснення відновлення аудіосигналу спотвореного шумом спостереження при відношенні сигнал/шуму не нижче 0,5, відповідно в рамках розуміння інформації пілотом. А також визначені головні компоненти в межах $2 < \lambda < 7$ при яких прийнятно виділення аудіосигналу при значеннях «вікна» в межах $50 < \tau < 200$.

За рамками статті залишилися дослідження, що пов'язані зі статистичними характеристиками.

Список літератури

1. Помехозащищенность радиосистем со сложными сигналами / Г.И. Тузов, В.А. Сивов, В.И. Прытков и др. – М.: Радио и связь, 1985. – 264 с.
2. Барсуков А.Н. Применение Q-статистики в задаче обнаружения хаотической последовательности искаженной гауссовым шумом / А.Н. Барсуков // Системи обробки інформації. – 2016. – № 2 (139) – С. 6-10.

3. Kostenko P.Yu. Stealthiness of Analytical Chaotic Signals / P.Yu. Kostenko, V.V. Slobodyanuk, A.N. Barsukov // *Radioelectronics and Communications Systems*. – 2017. – Vol. 60, No. 3. – P. 132-140. <https://doi.org/10.3103/S0735272717030050>.
4. Пиуновский Е.В. Анализ аудиоданных с помощью вейвлет-функций / Е.В. Пиуновский, А.А. Тропченко // *Изв. вузов. приборостроение*. – 2012. – Т. 55, № 3. – С. 1-5.
5. Соловьев В.И. Метод анализа главных компонент в задачах обработки аудио информации / В.И. Соловьев // *Сучасна спеціальна техніка*. – 2013. – № 1(32). – С. 64-69.
6. Гапочкин А.В. Применение вейвлет-анализа для очистки речевого сигнала от шума / А.В. Гапочкин // *Технические науки: проблемы и перспективы: мат-лы II Междунар. науч. конф. 2014 р.– Санкт-Петербург, Заневская площадь, 2014*. – С. 23-25.
7. Меркушева А.В. Фильтрация нестационарного сигнала (речи) в вейвлет-области с адаптацией к виду и динамике шума [Электронный ресурс] / А.В. Меркушева // *Научное приборостроение*. – 2003. – Т. 13, № 2. – С. 73-87. – Режим доступа к статье: www.iairas.ru/mag/2003/full2/Art11.pdf.
8. Воскобойников Ю.Е. Исследование потенциальной точности пороговых алгоритмов вейвлет-фильтрации шумов различной статистической природы / Ю.Е. Воскобойников, Д.А. Крысов // *Автоматика и программная инженерия*. – 2016. – № 4(18). – С. 67-76.
9. Greenberg Craig S. National institute of standards and technology, information technology laboratory, information access division [Электронный ресурс] / Craig S. Greenberg, Alvin F. Martin and Mark A. Przybocki // *Human Assisted Speaker Recognition*. – 11/30/2012. – P.1–18. – Режим доступа к статье: www.nist.gov/sites/default/files/documents/oles/8-Greenberg_Craig-Human-Assisted-Speaker-Recognition.pdf.
10. Воскобойников Ю.Е. Фильтрации сигналов и изображений: Фурье и Вейвлет алгоритмы (с примерами в Mathcad): монография / Ю.Е. Воскобойников, А.В. Гочаков, А.Б. Колкер // *Новосиб. гос. архитектур.-строит. ун-т (Сибстрин)*. – Новосибирск: НГАСУ (Сибстрин), 2010. – 188 с.
11. Василишин В.И. Эффективность спектрального анализа собственными методами при предварительной обработке сигналов модифицированным методом SSA / В.И. Василишин // *Системы обработки информации*. – 2016. – № 8(145). – С. 21-24.
12. Sound event detection in multichannel audio using spatial and harmonic features [Электронный ресурс] / Sharath Adavanne, Giambattista Parascandolo and Pasi Pertila // *Department of Signal Processing, Tampere University of Technology, Detection and Classification of Acoustic Scenes and Events, Budapest, Hungary*. 3 September 2016 – Budapest, Hungary, 2016. – P. 1-5. – Режим доступа к статье: www.arxiv.org/pdf/1706.02293.pdf.
13. Голяндина Н.Э. Метод “Гусеница”-SSA: анализ временных рядов / Н.Э. Голяндина. – СПб.: СПб ун-т, 2004. – 74 с.
14. Лоскутов А.Ю. Энтропия и прогноз временных рядов в теории динамических систем / А.Ю. Лоскутов, А.А. Козлов, Ю.М. Хаханов // *Изв. вузов «ПНД»*. – Т. 17, № 4. – 2009. – С. 98-113.

References

1. Tuzov, G.I., Sivov, V.A. and Prytrov, V.I. (1985), “*Pereshkodozaxyshhenist radiosystem zi skladnymy sygnalamy*” [Noise immunity of radio system of complex signals], Radio and Communication, Moscow, 264 p.
2. Barsukov, A.N. (2016), “Prymenenye Q-statystyky v zadache obnaruzheniya khaotycheskoj posledovatel'nosti iskazhennoj ghaussovym shumom” [Application of Q-statistics in the problem of detection chaotic with gaussian noise of distortion], *Information Processing Systems*, No2(139), pp. 6–10.
3. Kostenko, P.Yu., Slobodyanuk, V.V. and Barsukov, A.N. (2017), “Stealthiness of Analytical Chaotic Signals” *Radioelectronics and Communications Systems*, Vol. 60, No. 3, pp. 132–140. <https://doi.org/10.3103/S0735272717030050>.
4. Piunovskiy, E.V. and Tropchenkoye, A.A. (2012), “Analiz audyodannykh s pomoshhju vejvlet-funkcyj” [Analysis of audio data using wavelet functions], *Yzv. vuzov. pryborostroenye*, T. 55, No. 3, pp. 1–5.
5. Solovjov, V.I. (2013), “Metod analiza ghlavnykh komponent v zadachakh obrabotky audyo ynformacyj” [Method of analysis of the main components in the tasks of processing audio information], *Modern special technique*, No. 1(32), p. 64–69.
6. Gapochkyn, A.V. (2014), “Prymenenye vejvlet-analyza dlja ochystky rechovogho syghnala ot shuma” [Application of wavelet analysis to clear speech signal from noise], *Technical sciences: problems and perspectives: materials of the II International scientific conference, Zanevskaya square*, St. Petersburg, pp. 23–25.
7. Merkusheva, A.V. (2003), “Fyljtracyja nestacyonarnogho syghnala (rechy) v vejvlet-oblasty s adaptacyej k vydu y dynamyke shuma” [Filtration of the nonstationary signal (language) in the wavelet area with adaptation to the type and dynamics of noise], *Scientific instrument making*, T. 13, No. 2, pp. 73–87. www.iairas.ru/mag/2003/full2/Art11.pdf.
8. Voskobojnykov, Yu.E. and Krysov, D.A. (2016), “Yssledovanye potencyalnoj tochnosti poroghovykh alghorytmov vejvlet-fyljtracyy шумов razlychnoj statystycheskoj pryrody” [Investigation of potential accuracy of threshold algorithms of wavelet filtration of noise of different statistical nature], *Automation and software engineering*, No. 4(18), pp. 67–76.
9. Greenberg, Craig S., Martin, Alvin F. and Przybocki, Mark A. (2012), “National institute of standards and technology, information technology laboratory, information access division” *Human Assisted Speaker Recognition*, pp.1–18. www.nist.gov/sites/default/files/documents/oles/8-Greenberg_Craig-Human-Assisted-Speaker-Recognition.pdf.
10. Voskobojnykov, Yu.Ye., Gochakov, A.V. and Kolker, A.B. (2010), “Fyljtracyy syghnalov y yzobrazhenyj: Fur'je y Vejvlet alghorytmy (s prymeramy v Mathcad): monoghrafyja” [Filtering of signals and images: Fourier and Wavelet algorithms (with examples in Mathcad): monograph], *Novosib. state. architects.-Builds. un-t (Sibstrin)*, Novosibirsk, 188 p.
11. Vasylyshyn, V.I. (2016), “Effektivnost spektralnogo analiza sobstvenno-strukturnymy metodamy pry predvartelnoj obrabotke sygnalov modyfycirovannym metodom SSA” [Effectiveness of spectral analysis by eigenstructure methods with signal preprocessing SSA method], *Information Processing Systems*, No. 8(145), pp. 21–24.
12. Adavanne, Sharath, Parascandolo, Giambattista and Pasi, Pertila (2016), “Sound event detection in multichannel audio using spatial and harmonic features”, *Department of Signal Processing, Tampere University of Technology, Detection and Classification of Acoustic Scenes and Events, Budapest, Hungary*, 3 September, 2016 Budapest, pp. 1-5. www.arxiv.org/pdf/1706.02293.pdf.

13. Golyandina, N.Ye. (2004), "Metod "Ghusenycja"-SSA: analiz vremennykh rjadov" [Method "Gnenenitsya"-SSA: analysis of time series], St. Petersburg univ-t, St. Petersburg, 74 p.

14. Loskutov, A.Yu., Kozlov, A.A. and Xaxanov, Yu.M. (2009), "Entropyja y proghnoz vremennykh rjadov v teoryu dynamycheskyykh system" [Entropy and the forecast of time series in the theory of dynamical systems], *Izv. high schools "PND"*, T. 17, No. 4, pp. 98-113.

Надійшла до редколегії 11.01.2018

Схвалена до друку 20.02.2018

Відомості про авторів:

Барсуков Олександр Миколайович

кандидат технічних наук старший викладач кафедри Харківського національного університету Повітряних Сил ім. І. Кожедуба, Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0002-9129-2285>
 e-mail: bars07@meta.ua

Кав'юк Владислав Вадимович

курсант Харківського національного університету Повітряних Сил ім. І. Кожедуба, Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0001-6581-5110>
 e-mail: hunterpro95@ukr.net

Потапенко Валентин Володимирович

курсант Харківського національного університету Повітряних Сил ім. І. Кожедуба, Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0003-2771-1403>

Information about the authors:

Aleksandr Barsukov

Candidate of Technical Sciences Senior Instructor of Ivan Kozhedub Kharkiv National Air Force University, Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0002-9129-2285>
 e-mail: bars07@meta.ua

Vladyslav Kaviuk

Postgraduate student of Ivan Kozhedub Kharkiv National Air Force University, Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0001-6581-5110>
 e-mail: hunterpro95@ukr.net

Valentyn Potapenko

Postgraduate student of Ivan Kozhedub Kharkiv National Air Force University, Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0003-2771-1403>

ВЫДЕЛЕНИЕ АУДИОСИГНАЛА НА ФОНЕ ШУМА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДА СИНГУЛЯРНОГО СПЕКТРАЛЬНОГО АНАЛИЗА

А.Н. Барсуков, В.В. Кавьюк, В.В. Потапенко

В данной статье обоснуется актуальность научной задачи, связанной с обработкой аудиосигнала на фоне шума, с использованием метода сингулярного спектрального анализа (ССА). В основе метода ССА лежит преобразование исходного одномерного временного ряда в многомерное векторное представление с последующей обработкой по алгоритму метода аддитивных главных компонент, которые позволяют исследовать свойства, без априорной информации стационарных и нестационарных, временных рядов. Применение этого метода позволяет выделить низкочастотные главные компоненты содержащие информацию в аудиосигнале на фоне шума наблюдения. Рассматривается алгоритм математической модели выделения аудиосигнала на фоне аддитивного шума, с использованием метода сингулярного спектрального анализа. Исследуются количественные графики, полученные в результате моделирования математической модели метода сингулярного спектрального анализа, характеризующие свойства выделения аудиосигнала искаженного шумом с разной интенсивностью. Полученные результаты свидетельствуют возможность выделения аудиосигнала при отношении среднеквадратических отклонений сигнал/шум не ниже 0,5, а также при коэффициенте корреляции между исходным и выделенным сигналами не ниже 0,82. Данный метод позволяет повысить помехоустойчивость бортового радиоэлектронного оборудования воздушных судов и качество разборчивости речи при расследовании авиационных происшествий.

Ключевые слова: сингулярный спектральный анализ, выделение аудиосигнала, шум, помехоустойчивость, бортовое радиоэлектронное оборудование.

AUDIOSIGNAL EXTRACTION FROM THE BACKGROUND NOISE WITH USING THE METHOD OF SINGULAR SPECTRAL ANALYSIS

A. Barsukov, V. Kaviuk, V. Potapenko

The relevance of a scientific task, audio signal extraction from the background of noise, with using the method of the singular spectral analysis (SSA) will be proved in this paper. The SSA method is based on the transformation of the original one-dimensional time series into a multidimensional vector representation, followed by processing by the algorithm of the additive principal components method, which makes it possible to study stationary and non-stationary time series without a priori information. Application of this method allows to extraction low-frequency main components containing information in the audio signal, which is distorted by additive noise. The algorithm of the mathematical model of audio signal extraction from the background of noise using the singular spectral analysis method is proposed. Quantitative graphs obtained as a result of modeling a mathematical model of the method of singular spectral analysis, which characterize the properties of the extraction of an audio signal distorted by noise with different intensities, are studied. The obtained results testify to the possibility of an audio signal extraction with a ratio of the root-mean-square deviations of the signal-to-noise ratio of not less than 0.5, and also with a correlation coefficient between the original and the selected signals of not less than 0.82. This method is applicable to increase the noise immunity of avionics and the quality of speech intelligibility in the investigation of aviation accidents.

Keywords: singular spectral analysis, audiosignal extraction, noise, noise immunity, avionics.