

**ИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ И ТЕХНОЛОГИИ  
INFORMATION SYSTEM AND TECHNOLOGIES**

УДК 004.942

DOI: 10.18413/2518-1092-2025-10-2-0-1

**Бердюгин П.С.<sup>1</sup>  
Жилияков Е.Г.<sup>2</sup>  
Прохоренко Е.И.<sup>2</sup>  
Медведева А.А.<sup>2</sup>  
Сидоренко И.А.<sup>2</sup>****ОПТИМАЛЬНАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ  
И ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ СУБПОЛОСНЫХ  
ПРЕДСТАВЛЕНИЙ. ОСНОВЫ МАТЕМАТИЧЕСКОГО  
АППАРАТА**<sup>1</sup>) АО "Корпорация «Фазотрон-НИИР»  
бульвар Кавказский, 59, г. Москва, 115516, Россия<sup>2</sup>) Белгородский государственный национальный исследовательский университет  
ул. Победы, 85, г. Белгород, 308015, Россия*e-mail: 1503425@bsuedu.ru, zhilyakov@bsuedu.ru, prokhorenko@bsuedu.ru, medvedeva\_aa@bsuedu.ru***Аннотация**

В статье рассматривается метод оптимальной обработки сигналов и изображений на основе субполосных представлений, основанный на разбиении определенного диапазона частот на смежные субполосы. Показано, что многие содержательные задачи обработки сигналов, в частности цифровая фильтрация, могут быть эффективно решены на основе субполосных представлений. Для решения задач обработки сигналов предлагается применять математический аппарат, в основе которого используются ортонормальные базисы собственных векторов субполосных матриц. Представлен математический аппарат, позволяющий вычислять часть энергии сигнала или изображения, приходящуюся на заданную субполосу, без необходимости прямого вычисления трансформант Фурье. Разработаны критерии оптимальной полосовой фильтрации для одномерных сигналов и двумерных изображений, обеспечивающие эффективное выделение полезной информации и подавление помех. Метод иллюстрируется численными экспериментами, демонстрирующими преимущества субполосного подхода в цифровой фильтрации и аппроксимации данных.

**Ключевые слова:** обработка сигналов; обработка изображений; субполосные представления; цифровая фильтрация**Для цитирования:** Бердюгин П.С., Жилияков Е.Г., Прохоренко Е.И., Медведева А.А., Сидоренко И.А. Оптимальная обработка сигналов и изображений на основе субполосных представлений. Основы математического аппарата // Научный результат. Информационные технологии. – Т. 10, №2, 2025. – С. 3-12. DOI: 10.18413/2518-1092-2025-10-2-0-1

**Berdyugin P.S.<sup>1</sup>**  
**Zhilyakov E.G.<sup>2</sup>**  
**Prokhorenko E.I.<sup>2</sup>**  
**Medvedeva A.A.<sup>2</sup>**  
**Sidorenko I.A.<sup>2</sup>**

**OPTIMAL SIGNAL AND IMAGE PROCESSING BASED  
ON SUBBAND REPRESENTATIONS. FUNDAMENTALS  
OF THE MATHEMATICAL FRAMEWORK**

1) JSC "Corporation Phazotron-NIIR"  
59 Kavkazsky Boulevard, Moscow, 115516, Russia  
2) Belgorod State National Research University  
85 Pobedy St, Belgorod, 308015, Russia

*e-mail: 1503425@bsuedu.ru, zhilyakov@bsuedu.ru, prokhorenko@bsuedu.ru, medvedeva\_aa@bsuedu.ru*

**Abstract**

The article discusses a method for optimal signal and image processing based on subband representations, which involves partitioning a certain frequency range into adjacent subbands. It is shown that many significant signal processing tasks, particularly digital filtering, can be efficiently addressed using subband representations. For solving signal processing problems, it is proposed to employ a mathematical framework based on orthonormal bases of eigenvectors of subband matrices. A mathematical apparatus is presented that allows calculating the portion of signal or image energy corresponding to a given subband without the need for direct computation of Fourier transforms. Criteria for optimal bandpass filtering of one-dimensional signals and two-dimensional images have been developed, enabling effective extraction of useful information and suppression of noise. The method is illustrated by numerical experiments demonstrating the advantages of the subband approach in digital filtering and data approximation.

**Keywords:** signal processing; image processing; subband representations; digital filtering

**For citation:** Berdyugin P.S., Zhilyakov E.G., Prokhorenko E.I., Medvedeva A.A., Sidorenko I.A. Optimal signal and image processing based on subband representations. Fundamentals of the mathematical framework // Research result. Information technologies. – Т. 10, №2, 2025. – P. 3-12. DOI: 10.18413/2518-1092-2025-10-2-0-1

**ВВЕДЕНИЕ**

Обработка сигналов и изображений с использованием частотного анализа является одной из ключевых задач современной цифровой обработки информации. Традиционные методы, основанные на вычислении трансформант Фурье, зачастую требуют значительных вычислительных ресурсов и не всегда обеспечивают оптимальное разделение полезного сигнала и помех [2, 3, 7, 9]. В данной работе предлагается использовать субполосные представления, при которых полоса частот разбивается на смежные равновеликие субполосы, что позволяет анализировать и обрабатывать сигналы и изображения более эффективно.

Основная идея метода заключается в представлении энергии сигнала как суммы энергий, приходящихся на отдельные субполосы, и использовании собственных векторов субполосных матриц для построения оптимальных фильтров. Такой подход позволяет избежать прямого вычисления частотного спектра Фурье и существенно снизить вычислительные затраты, сохраняя при этом высокую точность обработки.

В работе также рассматриваются критерии качества фильтрации, а также приводятся результаты численных экспериментов, подтверждающих эффективность предложенного метода для одномерных сигналов и двумерных изображений.

**ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ**

Словосочетание «на основе субполосных представлений» означает, что свойства вектора отсчетов некоторого сигнала (штрих означает транспонирование)

$$\vec{x} = (x_1, \dots, x_N)'$$

анализируются с позиций разбиения всей частотной полосы на смежные субполосы. Целесообразность такого подхода обусловлена тем, что в соответствии с равенством Парсеваля

$$\|\bar{x}\|^2 = \sum_{k=1}^N x_k^2 = \int_{-\pi}^{\pi} |X(z)|^2 dz / 2\pi = \sum_{r=1}^R P_r(\bar{x})$$

всю энергию сигнала можно представить в виде суммы

$$\|\bar{x}\|^2 = \sum_{r=1}^R P_r(\bar{x}),$$

слагаемые которой

$$P_r(\bar{x}) = \int_{z \in Z_r} |X(z)|^2 dz / 2\pi \quad (1)$$

соответствуют субполосам вида

$$Z_r = [-Z_{2r}, -Z_{1r}) \cup [Z_{1r}, Z_{2r}), r = 1, \dots, R; Z_{1r} = 1; Z_{1r+1} = Z_{2r}; Z_{2R} = \pi, \quad (2)$$

где

$$X(z) = \sum_{k=1}^N x_k \exp(-jz(k-1)). \quad (3)$$

В основе развиваемого подхода обработки сигналов предлагается использовать понятие части энергии, попадающей в заданную субполосу, которая определяется представлением вида (1). Существенное значение для построения математического аппарата такого подхода является то, что при этом нет необходимости вычислять трансформанту Фурье (спектр) вида (3). В самом деле, подстановка определения (3) в представление (1) после несложных преобразований позволит получить квадратичную форму следующего вида

$$P_r(\bar{x}) = \bar{x}' A_r \bar{x}, \quad (4)$$

где  $A_r = \{a_{ik}^r\}, i, k = 1, \dots, N$  - субполосная матрица с элементами

$$a_{ik}^r = \int_{z \in Z} \exp(-jz(i-k)) dz / 2\pi = 2 \sin((Z_{2r} - Z_{1r})(i-k) / 2) \cos((Z_{2r} + Z_{1r})(i-k) / 2) / \pi(i-k) \quad (5)$$

Важной особенностью субполосной матрицы является её неотрицательная определенность и симметричность. Поэтому для неё справедливо представление

$$A_r = Q_r L_r Q_r',$$

где имеются в виду ортогональная матрица собственных векторов

$$Q_r = (\vec{q}_1^r \dots \vec{q}_N^r), Q_r Q_r' = Q_r' Q_r = \text{diag}(1, \dots, 1)$$

и диагональная матрица упорядоченных по убыванию неотрицательных собственных чисел

$$L_r = \text{diag}(\lambda_1^r, \dots, \lambda_N^r), \lambda_1^r \geq \lambda_2^r \geq \dots \geq \lambda_N^r \geq 0.$$

Таким образом, набор собственных векторов любой субполосной матрицы может служить базисом для пространства векторов соответствующей размерности, так что справедливо представление

$$\bar{x} = \sum_{i=1}^N \alpha_{ir} \vec{q}_i^r = Q_r \vec{\alpha}_r, \vec{\alpha}_r = Q_r' \bar{x}.$$

Поэтому соотношение (4) можно преобразовать к виду

$$P_r(\bar{x}) = \sum_{i=1}^N \lambda_i^r \alpha_{ir}^2. \quad (6)$$

Для собственных чисел субполосной матрицы выполняются следующие соотношения

$$\lambda_i^r = \int_{z \in Z_r} |G_i^r(z)|^2 dz / 2\pi, i = 1, \dots, N, G_i^r(z) = \sum_{k=1}^N q_{ki}^r \exp(-jz(k-1));$$

$$0 \leq \lambda_i^r \leq 1, i = 1, \dots, N.$$

Положим

$$J_r = 2[N\Delta_r / 2\pi] + 6, \Delta_r = (Z_{2r} - Z_{1r}) \quad (7)$$

где квадратные скобки означают целую часть. Тогда при выполнении неравенства

$$N \geq J_r$$

достаточно точно будут выполняться равенства

$$\lambda_k^r \approx 0, k = J_r + 1, \dots, N. \quad (8)$$

При этом (6) преобразуется к следующему виду

$$P_r(\vec{x}) = \sum_{i=1}^{J_r} \lambda_i^r \alpha_{ir}^2,$$

использование которого может существенно сократить вычислительные затраты.

Отметим еще одно свойство полного набора субполосных матриц, определяемых для разбиения вида (2)

$$\sum_{r=1}^R A_r = \text{diag}(1, \dots, 1). \quad (9)$$

### СУБПОЛОСНАЯ (ПОЛОСОВАЯ) ФИЛЬТРАЦИЯ СИГНАЛОВ

Имеется в виду выделение из аддитивной смеси

$$\vec{x} = \vec{y}_r + \vec{u}_r,$$

компоненты  $\vec{y}_r = (y_{1r}, \dots, y_{Nr})'$ , для спектра которой

$$Y_r(z) = \sum_{k=1}^N y_{kr} \exp(-jz(k-1))$$

в идеальном случае должны выполняться условия

$$Y_r(z) = X(z), z \in Z_r, \quad (10)$$

$$Y_r(z) = 0, z \notin Z_r. \quad (11)$$

Известно, что для конечной размерности исходных векторов эти условия одновременно не могут быть выполнены и возможно воспользоваться только некоторыми аппроксимациями, для построения которых следует использовать некоторые критерии качества приближений к идеалу.

Представляют интерес два критерия.

1. Квадратичный функционал вида

$$F(\vec{x}, \vec{y}_r) = P_r(\vec{x} - \vec{y}_r) + (\|\vec{y}_r\|^2 - P_r(\vec{y}_r)),$$

компоненты которого, очевидно, могут служить мерами погрешностей выполнения условий (10) и (11).

Минимизация этого функционала дает представление для оптимального в смысле этого критерия вектора

$$\vec{y}_r = A_r \vec{x}.$$

На основе определения (5) элементов субполосной матрицы нетрудно получить представление для компонент этого вектора

$$y_{kr} = \int_{z \in Z_r} X(z) \exp(jz(k-1)) dz / 2\pi, k = 1, \dots, N,$$

из которого следует, что они полностью определяются только отрезком спектра из рассматриваемой субполосы и не реагируют на энергию сигнала из смежных субполос. Это свойство иллюстрируют рисунки 1 и 2, отражающие результаты вычислительного эксперимента

В качестве исходного сигнала моделировался вектор с компонентами

$$x(k) = 0.8 \sin(\omega_1 k) + \sin(\omega_2 k) + 0.5 \sin(\omega_3 k), k = 1, \dots, 512,$$

где  $\omega_1 = 0.3461$ ;  $\omega_2 = 0.3682$ ;  $\omega_3 = 0.4418$ , длина импульсной характеристики КИХ- фильтра [4, 8, 10] выбрана равной удвоенной длительности сигнала (1024).

Легко заметить существенное отличие результатов фильтрации.

Отметим также, что в виду соотношения (9) будет выполняться свойство полной аддитивности результатов оптимальной фильтрации

$$\sum_{r=1}^T \bar{y}_r = \bar{x},$$

что также выгодно отличает рассматриваемый вариант цифровой фильтрации с помощью КИХ-фильтров по тому же набору субполос.

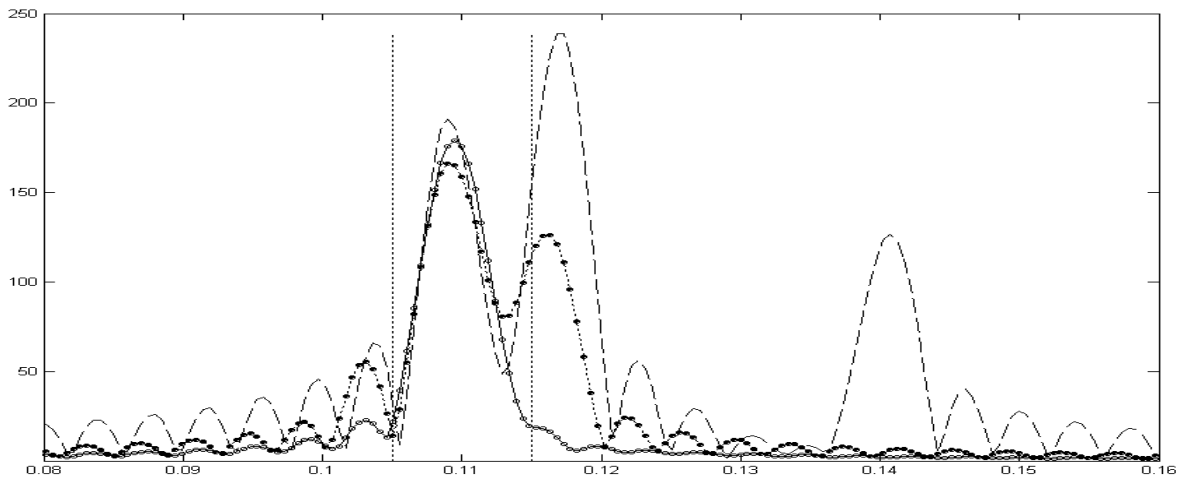


Рис. 1. Модули трансформант Фурье: исходного сигнала (пунктир); выходных последовательностей КИХ-фильтра (линия с маркером «точка») и оптимального фильтра (линия с маркером «кружок») в частотном диапазоне ( $\nu_1=0,105\pi$ ;  $\nu_2=0,115\pi$ ) (вертикальные пунктирные линии)

Fig. 1. Modules of the Fourier transform: of the original signal (dashed line); output sequences of the FIR filter (line with "dot" marker) and the optimal filter (line with "circle" marker) in the frequency range ( $\nu_1 = 0.105\pi$ ;  $\nu_2 = 0.115\pi$ ) (vertical dashed lines)

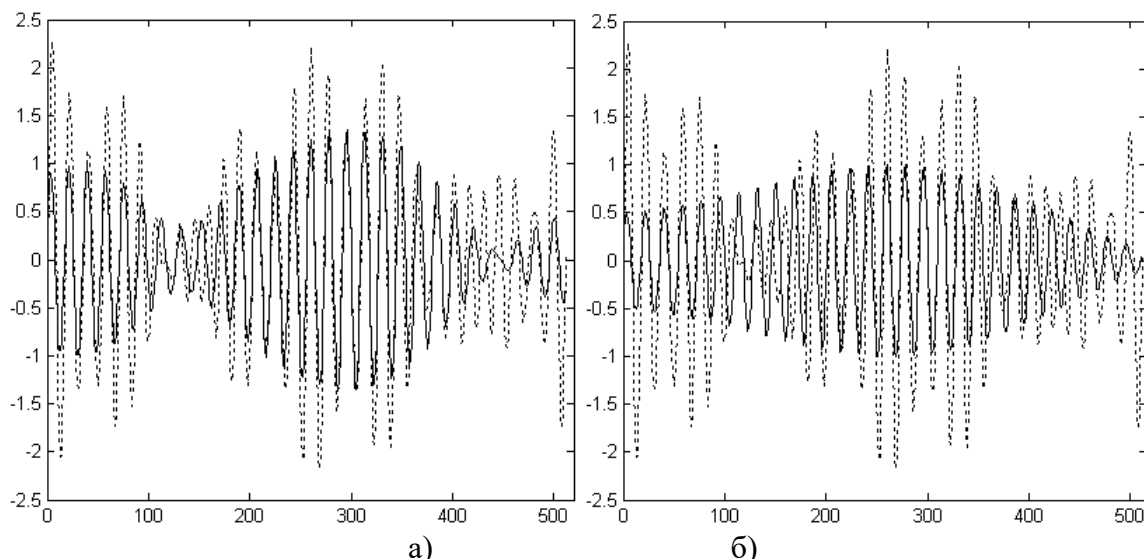


Рис. 2. а) Исходный сигнал (пунктирная линия) и б) выходные последовательности фильтров (сплошная линия) КИХ-фильтра оптимального фильтра (границы частотного интервала  $\nu_1=0,105\pi$ ;  $\nu_2=0,115\pi$ )

Fig. 2. a) Input signal (dashed line) and b) output sequences of the filters (solid line) of the FIR filter of the optimal filter (frequency band edges  $\nu_1=0.105\pi$ ;  $\nu_2=0.115\pi$ ).

2. Очевидно, что в качестве меры субполосной близости двух векторов естественно использовать квадратичный функционал следующего вида

$$P_r(\vec{x} - \vec{w}) = \sum_{k=1}^N \lambda_k^r (\alpha_{kr} - \beta_{kr})^2, \vec{\beta}_r = Q_r \vec{w}. \quad (12)$$

Если часть собственных чисел близка к нулю (см. (7)-(8)), на векторе

$$\vec{w}_r = Q1_r \vec{\alpha}_{J_r}, Q1_r = (\vec{q}_1^r \dots \vec{q}_{J_r}^r), \vec{\alpha}_{J_r} = Q1_r' \vec{x} \quad (13)$$

достигается условие

$$P_r(\vec{x} - \vec{w}_r) = \min \sum_{k=1}^{J_r} \lambda_k^r (\alpha_{kr} - \beta_{kr})^2, \forall \vec{w} \in R^N; \vec{\beta}_r = Q_r \vec{w},$$

причем справедливо приближенное равенство

$$P_r(\vec{x} - \vec{w}_r) \approx 0.$$

Таким образом, с высокой точностью выполняется равенство отрезков спектров исходного сигнала и вектора (13). Иными словами, вектор (13) является оптимальным в смысле критерия (12). Отметим, что этот вектор является проекцией исходного вектора на подпространство, которое натянуто на собственные векторы субполосной матрицы, соответствующие значимо отличным от нуля собственным числам.

На представленном ниже Рисунке 3 представлены графики модуля спектра исходного сигнала (сравни с рисунком 1) и разностей модулей спектров исходного сигнала и его аппроксимации вида (13). График разности располагается графика модуля спектра исходного сигнала. Отметим, что в пределах используемой субполосы эта разность близка к нулю, но вне этой субполосы сохраняют достаточно большие значения. При построении аппроксимации отбирались собственные векторы, которое соответствуют собственным числам превосходящих 0.0001.

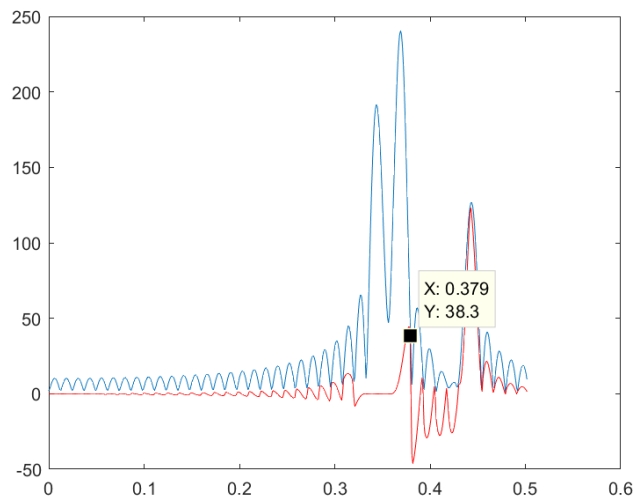


Рис. 3. Графики модуля спектра исходного сигнала и разностей модулей спектров исходного сигнала и его аппроксимации вида (13)

Fig. 3. Graphs of the magnitude of the spectrum of the original signal and the differences between the magnitudes of the spectra of the original signal and its approximation of the form (13)

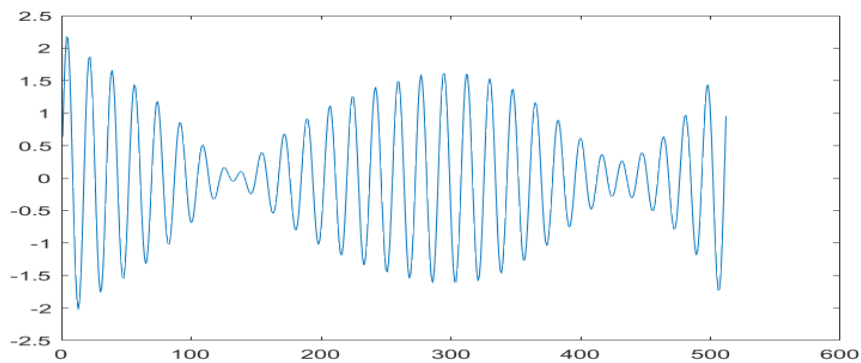


Рис. 4. График аппроксимации  
Fig. 4. Approximation graph

Отметим, что графики на рисунках 4 и 2а похожи.

На рисунках 5 и 6 приведены графики реального дендроряда и его аппроксимации согласно (13). Они показывают, что предлагаемый способ аппроксимации на основе субполосных представлений позволяет построить тренды, минуя априорное постулирование соответствующих математических зависимостей.

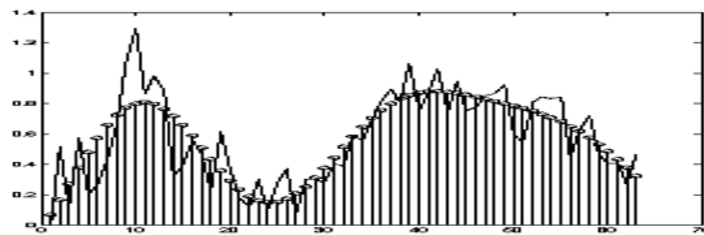


Рис. 5. Дендроряд и его аппроксимация на основе (13) (гладкая кривая)  
с адаптивным определением информационной субполосы

Fig. 5. Dendrogram and its approximation based on (13) (smooth curve) with adaptive determination of the information subband

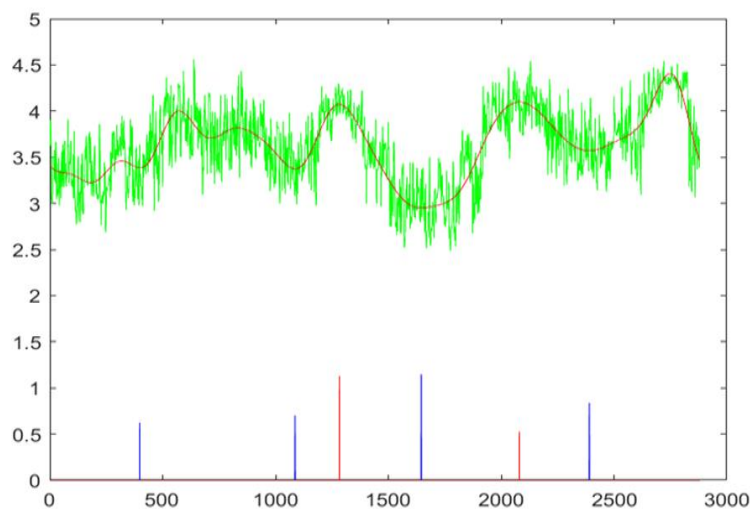


Рис. 6. Графики данных энергопотребления и его аппроксимация (13)  
Fig. 6. Graphs of energy consumption data and its approximation (13)

## ФИЛЬТРАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ СУБПОЛОСНЫХ ПРЕДСТАВЛЕНИЙ

Для двумерной размерности изображений

$$F = \{f_{ik}\}, i = 1, \dots, N; k = 1, \dots, M$$

область определения спектра

$$\Phi(v, u) = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^M f_{ik} \exp(-jv(i-1)) \exp(-ju(k-1))$$

тоже является двумерной

$$(v, u) \in (-\pi, \pi) \cap (-\pi, \pi)$$

Поэтому естественным обобщением субполосных представлений является анализ свойств изображений в соответствии с разбиением этой двумерной плоскости на двумерные субполосы [1, 6], которые представлены ниже на рисунке 7.

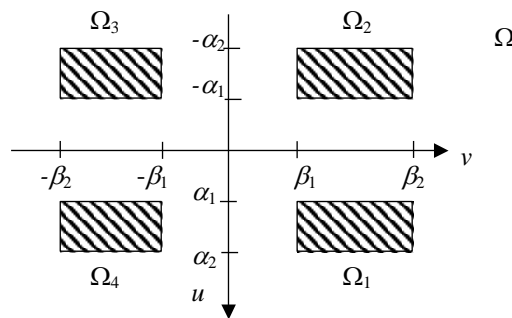


Рис. 7. Конфигурация двумерной частотной субполосы  
Fig. 7. Configuration of the two-dimensional frequency subband

Определение части энергии изображения, попадающей в такую центрально симметричную субполоску, имеет следующий вид

$$P_{\Omega}(F) = \frac{1}{4\pi^2} \iint_{(u,v) \in \Omega} |\Phi(u, v)|^2 dudv. \quad (14)$$

Нетрудно получить соотношение

$$P_{\Omega}(F) = \text{tr}(AFBF'), \quad (15)$$

которое определяет часть энергии изображения  $F$  попадающей в двумерную субполоску  $\Omega$

В выражении (15) символ  $\text{tr}$  означает след матрицы, а  $A = \{a_{ik}\}, i, k = 1 \dots N$  и  $B = \{b_{nm}\}, n, m = 1, \dots, M$  – субполосные матрицы с элементами

$$a_{i_1 i_2} = \begin{cases} \frac{\text{Sin}(\alpha_2(i_1 - i_2)) - \text{Sin}(\alpha_1(i_1 - i_2))}{\pi(i_1 - i_2)}, & i_1 \neq i_2, \\ \frac{\alpha_2 - \alpha_1}{\pi}, & i_1 = i_2, \end{cases}$$

$$b_{k_1 k_2} = \begin{cases} \frac{\text{Sin}(\beta_2(k_1 - k_2)) - \text{Sin}(\beta_1(k_1 - k_2))}{\pi(k_1 - k_2)}, & k_1 \neq k_2, \\ \frac{\beta_2 - \beta_1}{\pi}, & k_1 = k_2. \end{cases}$$

Ясно, что и в этом случае характеристику (14) можно вычислить без перехода в область пространственных частот.

В качестве критерия оптимальной полосовой двумерной фильтрации естественно использовать квадратичный функционал следующего вида

$$T(F, F_{\Omega}) = P_{\Omega}(F - F_{\Omega}) + (\|F_{\Omega}\|^2 - P_{\Omega}(F_{\Omega})).$$

Минимизация этого функционала дает представление для искомого результата фильтрации



$$F_{\Omega} = AFB. \quad (16)$$

Используя определения входящих сюда субполосных матриц, нетрудно доказать справедливость следующих соотношений для элементов результата фильтрации

$$f_{ik}^{\Omega} = \int_{(u,v) \in \Omega} \Phi(u, v) \exp(ju(i-1)) \exp(jv(k-1)) dudv / 4\pi^2.$$

Таким образом, результата оптимальной фильтрации полностью определяется двумерным отрезком спектра Фурье исходного изображения из рассматриваемой двумерной субполосы.

На основе фильтрации вида (16) можно управлять диаграммой направленности антенных систем с позиций минимизации реакций на энергии электромагнитных воздействий из смежных частотных областей.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Представленный в статье подход к оптимальной обработке сигналов и изображений на основе субполосных представлений демонстрирует высокую эффективность и вычислительную целесообразность. Использование разбиения частотной полосы на субполосы и собственных векторов соответствующих субполосных матриц позволяет строить оптимальные фильтры, которые выделяют полезный сигнал и подавляют помехи без необходимости полного частотного анализа.

Численные эксперименты подтвердили, что субполосная фильтрация обеспечивает точную аппроксимацию исходных данных и обладает свойством полной аддитивности, что выгодно отличает её от традиционных методов [5]. Кроме того, метод успешно обобщается на двумерные изображения, что открывает перспективы для его применения в различных областях, включая обработку изображений и управление диаграммами направленности антенных систем.

Дальнейшие исследования могут быть направлены на развитие адаптивных алгоритмов выбора субполос и расширение спектра применений предложенного математического аппарата.

### Список литературы

1. Заливин А.Н., Черноморец А.А., Жилияков Е.Г., Белов С.П. Анализ изображений на основе субполосных представлений в области пространственных частот. Инфокоммуникационные технологии. 2020. 18(1): 7-12.
2. Колмогоров А.Н. Основы теории вероятностей и математической статистики. М.: Наука, 1978. 264 с.
3. Никольский С.М. Методы спектрального анализа в обработке сигналов. Москва, 2010.
4. Цифровая обработка сигналов / Матвеев Ю.Н., Симончик К.К., Тропченко А.Ю., Хитров М.В. СПб.: НИУ ИТМО, 2013. 166 с.
5. Donoho D.L. De-noising by soft-thresholding. IEEE Transactions on Information Theory, 1995. 41(3): 613–627.
6. Gonzalez R. C., Woods R.E., Digital Image Processing. Pearson, 2017.
7. Oppenheim A.V., Schaffer R.W., Discrete-Time Signal Processing. Prentice Hall, 2010.
8. Proakis J.G., Manolakis D.G. Digital Signal Processing: Principles, Algorithms, and Applications. Prentice Hall, 2006. 1024 p.
9. Yakimov V., Lange P., Yaroslavkina E. Formant frequencies estimation based on correlogram method of spectral analysis and binary-sign stochastic quantization. Cyber-Physical Systems: Modelling and Industrial Application. Cham. 2022. P. 137-146.
10. Yenuchenko M.S. Basics of digital signal processing: work-book. St. Petersburg: POLYTECH-PRESS. 2024. 101 p.

### References

1. Zalivin A.N., Chernomorets A.A., Zhilyakov E.G., Belov S.P. Image analysis based on subband representations in the spatial frequency domain. Infocommunication Technologies. 2020. 18(1): 7-12.
2. Kolmogorov A.N. Foundations of the Theory of Probability and Mathematical Statistics, Moscow: Nauka, 1978. 264 p.
3. Nikolsky S. M. Methods of spectral analysis in signal processing. Moscow, 2010.

4. Digital Signal Processing / Matveev Yu.N., Simonchik K.K., Tropchenko A.Yu., Khitrov M.V. Saint Petersburg: ITMO University, 2013. 166 pages.
5. Donoho D.L. De-noising by soft-thresholding. IEEE Transactions on Information Theory, 1995. 41(3): 613–627.
6. Gonzalez R. C., Woods R.E., Digital Image Processing. Pearson, 2017.
7. Oppenheim A.V., Schaffer R.W., Discrete-Time Signal Processing. Prentice Hall, 2010.
8. Proakis J.G., Manolakis D.G. Digital Signal Processing: Principles, Algorithms, and Applications. Prentice Hall, 2006. 1024 p.
9. Yakimov V., Lange P., Yaroslavkina E. Formant frequencies estimation based on correlogram method of spectral analysis and binary-sign stochastic quantization. Cyber-Physical Systems: Modelling and Industrial Application. Cham. 2022. P. 137-146.
10. Yenuchenko M.S. Basics of digital signal processing: work-book. St. Petersburg: POLYTECH-PRESS. 2024. 101 p.

**Бердюгин Павел Сергеевич**, начальник отдела, АО "Корпорация «Фазотрон-НИИР», г. Москва, Россия

**Жилияков Евгений Георгиевич**, доктор технических наук, профессор, профессор кафедры информационно-телекоммуникационных систем и технологий, Белгородский государственный национальный исследовательский университет, г. Белгород, Россия

**Прохоренко Екатерина Ивановна**, кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры информационно-телекоммуникационных систем и технологий, Белгородский государственный национальный исследовательский университет, г. Белгород, Россия

**Медведева Александра Александровна**, кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры информационно-телекоммуникационных систем и технологий, Белгородский государственный национальный исследовательский университет, г. Белгород, Россия

**Сидоренко Игорь Александрович**, кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры информационно-телекоммуникационных систем и технологий, Белгородский государственный национальный исследовательский университет, г. Белгород, Россия

**Berdyugin Pavel Sergeevich**, Head of Department, JSC "Corporation Fazotron-NIIR", Moscow, Russia

**Zhylyakov Evgeny Georgievich**, Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of the Department of Information and Telecommunication Systems and Technologies, Belgorod State National Research University, Belgorod, Russia

**Prokhorenko Ekaterina Ivanovna**, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Information and Telecommunication Systems and Technologies, Belgorod State National Research University, Belgorod, Russia

**Medvedeva Alexandra Alexandrovna**, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Information and Telecommunication Systems and Technologies, Belgorod State National Research University, Belgorod, Russia

**Sidorenko Igor Alexandrovich**, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Information and Telecommunication Systems and Technologies, Belgorod State National Research University, Belgorod, Russia