

Л.Г. Ахметшина, А.А. Егоров, К.А. Ахметшин

## ПОВЫШЕНИЕ РАЗРЕШАЮЩЕЙ СПОСОБНОСТИ СЛАБОКОНТРАСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ В ПРОСТРАНСТВЕ ФАЗОВЫХ ХАРАКТЕРИСТИК СИНГУЛЯРНОГО РАЗЛОЖЕНИЯ

*Аннотация.* Рассмотрены информационные возможности фазовых характеристик, синтезируемых на основе метода сингулярного разложения применительно к решению задач сегментации при визуальном анализе слабоконтрастных изображений. Показано, что переход в новое пространство признаков, полученных на основе параметров ортогонального преобразования, обеспечивает повышение чувствительности и разрешающей способности при выявлении объектов интереса (аномальных областей). Приведены экспериментальные результаты на примере реальных изображений.

*Ключевые слова:* слабоконтрастные изображения, сегментация, ортогональные преобразования, сингулярное разложение, визуальный анализ изображений

**Введение.** Одной из практических задач, решаемых на основе анализа изображений является, есть выявление аномалий (объектов интереса), под которыми понимается наблюдения, рассогласованные с остальными данными или нарушения однородности контролируемых структур [1]. Возможность повышения чувствительности и достоверности анализа изображений во многом определяется качеством исходных данных, и особую сложность составляет класс, которые относятся к "слабоконтрастным изображениям" [2]. Один из путей решения задачи – переход в новое пространство признаков, причем нетривиальность этого этапа обусловлена как спецификой различных типов изображений, так и разнообразием решаемых задач.

**Анализ публикаций.** Идеи методов проекций в собственные подпространства, как одного из инструментов математической обработки экспериментальных данных были представлены в работах [3, 4]. Алгоритм поиска главных компонент (Principal Component Analysis – PCA) в

задачах обработки изображений, представляющих собой двумерные структуры, получил практическое применение в только 2000-х годах [5]. В настоящее время PCA и другие методы ортогонализации используются для решения таких важных задач, как сжатие визуальной информации, выделение признаков при распознавании объектов и поиске видеообразов, сокращение вычислений при обработке изображений и т. д.

В [6] рассмотрены информационные возможности использования методов на основе ортогональной декомпозиции применительно к решению задач анализа медицинских изображений. Показано, что повышение достоверности и чувствительности их анализа возможно при переходе в пространство новых информационных характеристик, синтезируемых на основе ортогонального базиса.

**Постановка задачи.** Статья посвящена рассмотрению информационных возможностей фазовых характеристик, синтезируемых на основе собственных векторов ортогональных преобразований, для повышения чувствительности сегментации и разрешающей способности слабоконтрастных полутоновых изображений.

**Основная часть.** В задачах обработки ансамбля из  $K$  изображений, представленных матрицей значений яркостей  $X$  размерностью  $M \times N$  с использованием методов ортогонализации, целью является преобразование исходных данных в новую систему координат, для которой выполняется условие: выборочная дисперсия данных вдоль значений  $k$ -ой координаты максимальна, при условии ортогональности к первым  $k-1$  координатам. На рис. 1 а приведено графическое представление новой системы координат для переменных  $x_1, x_2$ , где PC1, PC2 – первая и вторая главные компоненты.

С математической точки зрения матрица  $X$  разлагается в произведение двух матриц (рис. 1 б):

$$X = TP^t + E = \sum_{a=1}^A t_a \cdot P_a^t + E$$

где  $T$  – матрица счетов (scores),  $P$  – матрица нагрузок (loadings), а  $E$  – матрица остатков.  $T$  представляет проекции исходных образцов ( $M$ -мерных векторов  $(x_1, \dots, x_M)$ ) на  $A$ -мерное подпространство главных ком-

понент. Строки матрицы  $T$   $t_1, \dots, t_M$  – это координаты образцов в новой системе координат, столбцы  $t_1, \dots, t_A$  – ортогональны и представляют проекции всех образцов на одну новую координатную ось.

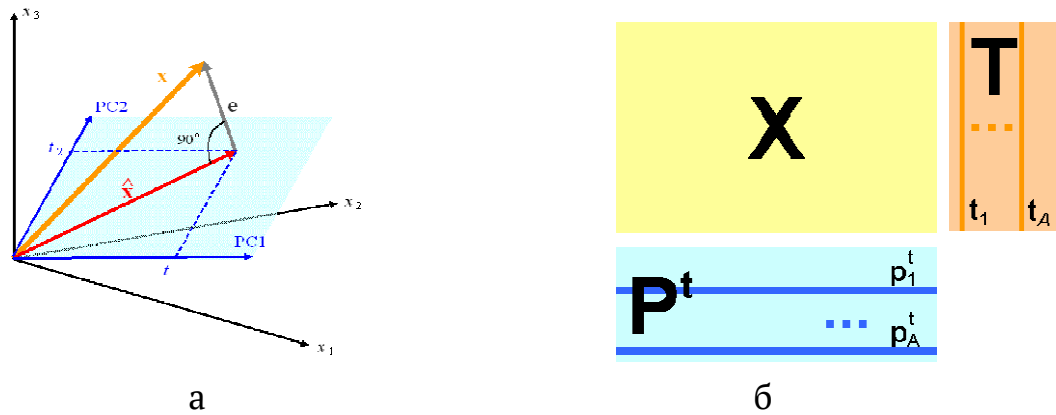


Рисунок 1 - Метод главных компонент: а – новая система координат; б – разложение матрицы исходных данных

Метод главных компонент тесно связан с другим ортогональным разложением – по сингулярным значениям (SVD). В последнем случае исходная матрица  $X$  разлагается в произведение трех матриц:

$$X = USV^t.$$

Здесь  $U$  – матрица, образованная ортонормированными собственными векторами  $u_r$  матрицы  $XX^t$ , соответствующим значениям  $\lambda_r$ :

$$XX^t u_r = \lambda_r u_r;$$

$V$  – матрица, образованная ортонормированными собственными векторами  $v_r$  матрицы  $X^t X$ :

$$X^t X v_r = \lambda_r v_r;$$

$S$  – положительно определенная диагональная матрица, элементами которой являются сингулярные значения  $\sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_r \geq 0$  равные квадратным корням из собственных значений  $\lambda_r$ .

Связь между PCA и SVD определяется соотношениями

$$T = US ; P = V.$$

Индекс  $r$  элемента  $\lambda_r$  есть фактическая размерность собственного пространства матрицы  $A$ .

Для применения ортогональных преобразований к ансамблю изображений принципиально важным является то, что появляется возможность его анализа как единого целого и, в то же время, интерпрети-

ровать каждую новую составляющую как результат анизотропной фильтрации в двумерной плоскости пространственных частот (их Фурье-спектры являются ортонормированными). Результат представляет исходные данные как спектр в собственном базисе, поэтому для сохранения основной информации об исходных данных достаточно использовать только несколько главных спектральных компонент [6].

Если выполнить сингулярное разложение ансамбля изображений  $X$ , то из столбцов матрицы  $U$  ортонормированных собственных векторов можно синтезировать «собственные изображения» (СИ)  $G_i(x,y)$ ,  $i=1,\dots,n$ . Каждое СИ содержит  $D_i\%$  всей информации, заложенной в исходных данных, определяемой величиной собственных значений.

Благодаря свойству ортонормированности СИ появляется возможность синтеза дополнительных информативных характеристик на основе выражений

$$\Phi_k^{\pm}(x, y) = \angle[G_k(x, y) \pm jG_l(x, y)], \quad k=1,2,3; l=1, 2,3.$$

где  $G_i(x,y)$  – ортонормированные составляющие;  $k, l$  – количество составляющих с наибольшими собственными значениями в ансамбле и ряд дополнительных параметров:

$$a_i = \text{abs}(\Phi_i);$$

$$\phi = \text{angle}(\Phi_i) - \text{angle}(\Phi_j), i \neq j;$$

$$q_i = a_i a_j \cos(\Omega).$$

Переход в комплексную область обеспечивает качественно иные информативные возможности параметров, по сравнению с оперированием в плоскости действительных значений и позволяет решать ряд дополнительных задач по повышению чувствительности и разрешающей способности при визуальном анализе слабоконтрастных изображений.

Для возможности применения ортогональных преобразований при анализе одномерных изображений необходимо выполнить дополнительно этап получения  $K$ -мерного ансамбля на основе исходных данных.

**Экспериментальные результаты.** На рис. 2 а представлено изображение листа бумаги. Для возможности применения ортогонального преобразования с целью формирования многомерного ансамбля данных

был использован метод автоморфного отображения [2], который позволяет формировать ансамбль из  $K=L \times L$  изображений на основе скользящего оконного преобразования. В приведенных экспериментах  $L=3$ .

Нелинейность характеристик  $q_i$  приводит перераспределению яркостей, позволяющему дополнительно повысить чувствительность при детектировании небольших яркостных вариаций (по сравнению со случаем использования действительных яркостей).

На рис. 2 а представлено изображение листа белой бумаги, характеризуемого вариациями значений яркости в пределах 2%, что не позволяет визуально идентифицировать ее дефекты. Характеристика  $q_1$  обеспечивает возможность выполнения чувствительной сегментации (дефектор), а  $q_2$  – повышает разрешающую способность, что, в частности, позволяет контролировать структуру бумаги.

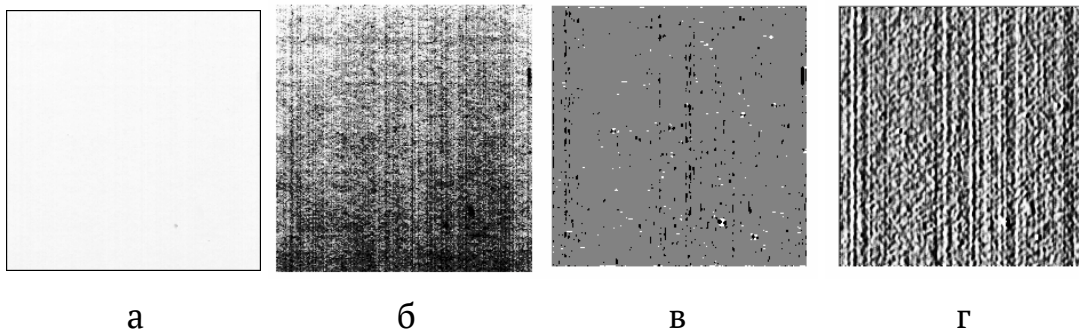


Рисунок 2 - Анализ изображения листа белой бумаги: а – оригинал; б – эквализация гистограммы, в, г – фазово-пространственные характеристики  $q_1$ , и  $q_2$ , соответственно

Анализ пространственных срезов произвольной строки (рис. 3 а) позволяет перейти к количественной оценке повышения чувствительности, которая составляет для  $q_2$  в среднем три раза (с 0.01 норм. ед. до 0.03 норм. ед.), и порядка двух раз для  $q_1$ .

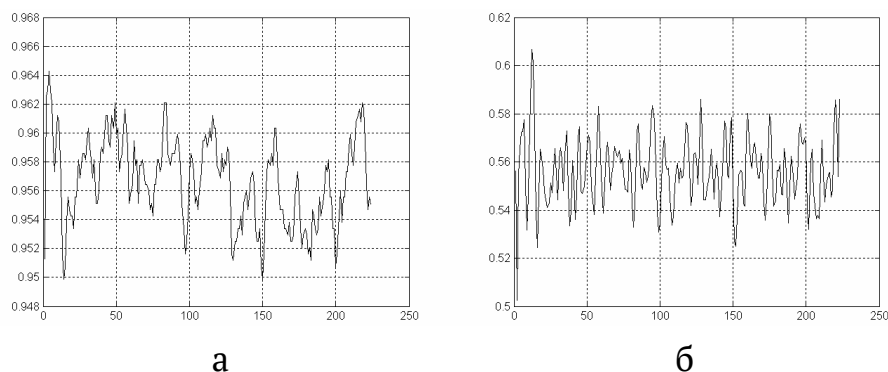


Рисунок 3 - Яркостные срезы 100-ой строки: а – рис. 2 а, б – рис 2.б

На рис. 4 а представлено изображение излучения волоконно-оптического кабеля и различные методы визуализации характеристики  $q_1$ , демонстрирующие ее высокую чувствительность при выделении слабоконтрастных аномалий (повышении разрешающей способности примерно в 10 раз).

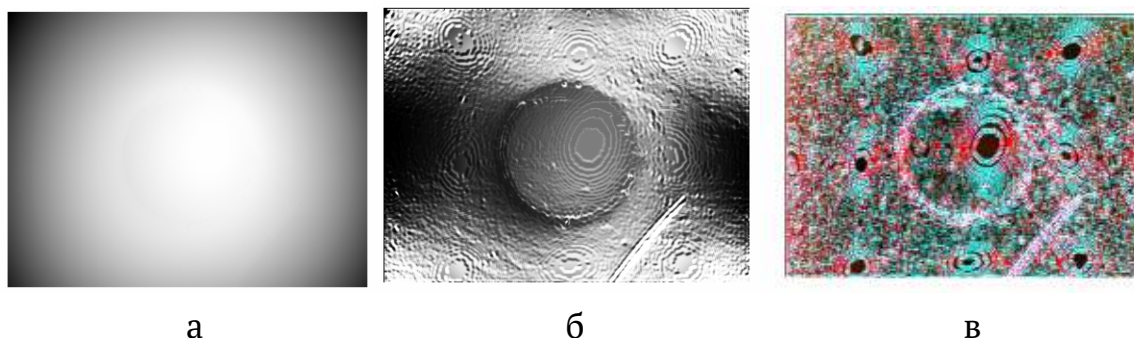


Рисунок 4 - Излучение волоконно-оптического кабеля:

а – исходное изображение; б - характеристика  $q_1$ ;

в - псевдоцветовое кодирование в базисе сингулярного разложения

### Выводы

- для анализа одномерных изображений с применением метода ортогонального преобразования необходим этап формирования на основе исходных данных многомерного ансамбля;

- фазовые характеристики ортогональных преобразований обеспечивают повышение разрешающей способности для обнаружения и идентификации неразличимых объектов интереса слабоконтрастных изображений;

- диагностическая значимость синтезируемых характеристик определяется особенностями исходных данных и целью анализа.

**ЛИТЕРАТУРА / ЛІТЕРАТУРА**

1. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс; [пер. с англ. под ред. П.А.Чочиа]. – М.: Техносфера, 2006. – 1070 с.
2. А. Егоров, Л. Ахметшина. Оптимизация яркости изображений на основе нейро-фаззи технологий / А. Егоров, Л. Ахметшина. Монография. Изд. Lambert. –2015. –139 с.
3. Pearson, K. On lines and planes of closest fit to systems of points in space / K. Pearson // The London, Edinburgh and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Sciences. – 1901. – Vol. 6, Issue 2. – P. 559-572.
4. Hotelling, H. Analysis of complex variables into principal components / H. Hotelling // Journal of Educational Psychology. – 1933. – Vol. 24, Issue 6. – P. 417-441.
5. Yang, J. Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition / J. Yang, D. Zhang, A.F. Frangi, J.-Y. Yang // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2004. – Vol. 26, Issue 1. – P. 131-137.
6. Ахметшина Л.Г. Повышение чувствительности анализа рентгеновских снимков методом автоморфного отображения в базисе собственных изображений / Ахметшин А.М., Ахметшина Л.Г. // Клиническая информатика и телемедицина. – 2008. – Т. 4, – No 5. – С. 30-36.

**REFERENCES**

1. Gonzalez R., Woods R. Digital image processing [transl. from English edited by Chochia P.A.]. – М.: Technosphaera, 2006. – 1070 p.
2. A. Yehorov, L. Akhmetshyna. Optymizatsiya yaskravosti zobrazhen' na osnovi neyro-fazzi tekhnolohiy / A. Yehorov, L. Akhmetshyna. Monohrafiya. Vyd. Lambert. -2015. -139 с.
3. Pearson, K. On lines and planes of closest fit to systems of points in space / K. Pearson // The London, Edinburgh and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Sciences. – 1901. – Vol. 6, Issue 2. – P. 559-572.
4. Hotelling, H. Analysis of complex variables into principal components / H. Hotelling // Journal of Educational Psychology. – 1933. – Vol. 24, Issue 6. – P. 417-441.
5. Yang, J. Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition / J. Yang, D. Zhang, A.F. Frangi, J.-Y. Yang // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2004. – Vol. 26, Issue 1. – P. 131-137.

6. Akhmetshina L.G. Increasing the sensitivity of the analysis of x-ray images by the method of automorphic display in the basis of proper images / Akhmetshin AM, Akhmetshina LG // Clinical computer science and telemedicine. - 2008. - Т. 4, - No 5. - S. 30-36.

Received 09.01.2020.

Accepted 13.01.2020.

**Підвищення роздільної здатності слабкоконтрастних зображень  
в просторі фазових характеристик сингулярного розкладання**

*Розглянуто інформаційні можливості фазових характеристик, синтезованих на основі методу сингулярного розкладання стосовно до вирішення завдань сегментації при візуальному аналізі слабкоконтрастних зображень. Показано, що перехід в новий простір ознак, отриманих на основі параметрів ортогонального перетворення, забезпечує підвищення чутливості і роздільної здатності при виявленні об'єктів інтересу (аномальних областей). Наведено експериментальні результати на прикладі обробки модельного і реального зображень.*

**Increasing the resolution of low contrast images  
in the space of phase characteristics of singular decomposition**

*Increasing the sensitivity and veracity of images analyzing (in the sense of increasing probability of detecting of objects of interest) is one of the main goals during images processing. It depends a lot on source data quality especially in the case of low-contrast images processing which make analyzing much harder. One of approaches for solving this problem is transition to new characteristics space. But way of performing this procedure depends on images type and solving task.*

*One of the ways of transition to new characteristics space is applying one of orthogonalization methods which are often used for solving various tasks during images processing like compressing visual information, determining characteristics for objects recognition decreasing calculations during image processing and so on.*

*This article describes PCA (Principal Component Analysis) usage for transition to new characteristics space with farther calculation phase characteristics (their obtaining based on eigenvectors matrix) for segmentation sensitivity and resolution increasing in the case of gray-scale low-contrast images processing.*

*In this article transition to new characters space performing was based on scores matrix (T) of PCA transformation usage. In our experiments PCA transformation was based on SVD (singular value decomposition), so scores matrix T was obtained as multiplication of matrices of left singular vectors and eigenvalues. After getting scores matrix T we interpreted it as multidimensional image and used first K most important spectral components (components with maximal eigenvalues) for transition to complex area that gave us new characteristics space. This transformation gives another level of quality of informative abilities of parameters in compare to operating in the field of real numbers and allows to solve some additional tasks of sensitivity and resolution increasing during visual analysis of low-contrast images.*

*After obtaining this new characteristics space (we interpreted our data in this space as multidimensional image again) we performed calculation of phase characters based on angles between spectral components and absolute value of spectral components.*

*The main problem of SVD usage was selected type of images. SVD can't be used for gray-*



*scale images processing because it needs multidimensional data. For solving this problem we used automorphic mapping method based on sliding window for getting  $L \times L$  grayscale images where  $L$  is window size (in our experiments  $L = 3$ ).*

*We made experimental researches of proposed in this article approach on example of processing various images. In our article we showed the results of processing image of white sheet of paper and image of radiation of fiber optic cable. In the first case our approach allowed to distinguish the structure of paper sheet and in the second case we could obtain the structure of image and highlight low-contrast abnormal areas.*

*In common our experiments show that applying proposed in this article approach leads to sensitivity of segmentation of low-contrast images increasing and allows to distinguish faint objects of interest.*

**Ахметшина Людмила Георгиевна** - профессор, д.т.н., профессор кафедры електронних вичислительних машин Дніпровського національного університету імені Олеса Гончара.

**Егоров Артем Александрович** - к.т.н., старший преподаватель кафедры компьютерных наук и информационных технологий Дніпровського національного університету імені Олеса Гончара.

**Ахметшин Константин Александрович** - магистр кафедры ЭВМ Дніпровського національного університету імені Олеса Гончара.

**Ахметшина Людмила Георгіївна** - професор, д.т.н., професор кафедри електронних обчислювальних машин Дніпровського національного університету імені Олеса Гончара.

**Егоров Артем Олександрович** - к.т.н., старший викладач кафедри комп'ютерних наук та інформаційних технологій Дніпровського національного університету імені Олеса Гончара.

**Ахметшин Костянтин Олександрович** - магистр кафедри ЕОМ Дніпровського національного університету імені Олеса Гончара.

**Akhmetshina Lyudmila** - doctor of technical sciences, professor, professor of the Department of Electronic Computing Machinery of the Oles Honchar Dnipro National University.

**Yegorov Artyom** - senior vkladach of Department of Computer Science and Information Technologies of the Oles Honchar Dnipro National University.

**Akhmetshin Kostyantyn** - the master of the Department of Electronic Computing Machinery Department of Department of Electronic Computers of the Oles Honchar Dnipro National University.