

Л.Г. Ахметшина, С.К. Митрофанов, А.В. Кныш

УЛУЧШЕНИЕ ПОЛУТОНОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ В БАЗИСЕ ХАРАКТЕРИСТИК СИНГУЛЯРНОГО РАЗЛОЖЕНИЯ

Аннотация. Представлены информационные возможности метода обработки полутонновых изображений, направленного на повышение чувствительности и достоверности их визуального анализа. Предлагаемый алгоритм основан на процессе многоэтапной обработки, включающей расширение пространства входных признаков – формирование многомерного ансамбля на основе исходных данных с использованием оконного преобразования, сингулярного разложения, синтез и визуализацию новых информативных признаков. Показано, что применение оконной обработки для полутонновых изображений позволяет перейти в многомерное пространство и применять методы многомерной обработки, а именно, сингулярное преобразование, на базе которого можно обеспечить повышение контрастности, чувствительности и разрешающей способности визуального анализа. Приведены экспериментальные результаты на примере реальных снимков.

Ключевые слова: полутонновые изображения, рентген, контраст, разрешающая способность, синтез характеристик, ортогональные преобразования, сингулярное разложение, визуальный анализ.

Введение. Слабый контраст - распространенный дефект многих изображений, используемых в специализированных компьютерных системах, в частности, медицинских (рентген, МРТ, биоматериалы). Недостаточное качество изображений обусловлено как физическими особенностями используемой аппаратуры (неоднородность фона, нелинейность характеристик передачи уровней серого, шумы различного происхождения), так и процессом их формирования (анатомические особенности пациента, динамические искажения пр.) [1]. В частности, при формировании рентгеновских снимков в результате прохождения лучей через образования разной плотности и состава, пучок излучения рассеивается и тормозится, в связи с чем на плёнке формируется изображение разной степени интенсивности. Улучшение медицинских изображений является важным этапом для получения достоверной диагностики при

анализе как невооруженным взглядом (врачом), так и при применении автоматических систем [2].

Обычно медицинские изображения (МРТ, рентген) являются полутоновыми, имеющими в качестве исходных данных только один параметр – яркость, значение которой обладает двузначностью серого (в силу дискретизации и квантования) и геометрической нечеткостью – неопределенностью границ между сегментами, областями изменчивости или однородности, краями объектов.

Один из путей решения задачи повышения чувствительности и достоверности выявления диагностических параметров - формирование нового пространства признаков, которые позволяют определить внутреннюю структуру наблюдаемого процесса, в частности, на основе ортогонального преобразования исходных данных. Нетривиальность этого этапа обусловлена как спецификой различных типов изображений, так и разнообразием решаемых задач.

Постановка задачи. Статья посвящена описанию алгоритма формирования и рассмотрению информационных возможностей характеристик, синтезируемых на основе собственных векторов сингулярного разложения, которые обеспечивают повышение чувствительности и разрешающей способности полутоновых изображений.

Анализ публикаций. Один из классов методов, обеспечивающих лучшие характеристики разрешения, основан на анализе собственных значений, получаемых в процессе ортогонализации экспериментальных данных, и, как инструмент математической обработки, был представлен в работе [3]. Причины заключаются в разделении сигнала на две составляющие – целевую и шум.

Идея создания метода сингулярного разложения (Singular Value Decomposition - SVD) и, основанного на его применении спектрального анализа (Singular spectrum analysis – SSA), возникла в 60-е 70-е годы и в 2001 году SSA был представлен как универсальный метод для решения задач общего назначения, таких как выделение тренда, обнаружение периодичностей, корректировка на сезонность, сглаживание, подавление шума, а также для спектрального анализа стационарных временных рядов [7- 4]. SSA может быть использован без предварительного задания модели ряда для анализа произвольных, в том числе, нестационарных, рядов. Основная цель SSA - разложить ряд в сумму интерпретируемых компонент, при этом знание параметрической формы этих компонент не требуется.

В задачах обработки изображений, представляющих собой двумерные структуры, такой подход с использованием метода главных компонент (Principal Component Analysis – PCA) получил практическое применение в 2000-х годах [5]. Метод двумерного анализа главных компонент (2D PCA), основан либо на основе преобразования исходного изображения в новое изображение меньшего размера [6], либо на представлении изображений в виде набора строк и столбцов, к которым применяется базовая процедура PCA [7].

В настоящее время PCA, SVD и другие методы ортогонализации используются для решения таких важных задач, как сжатие визуальной информации, выделение признаков при распознавании объектов и поиске видеобразов, сокращение вычислений при обработке изображений и т. д. В задачах обработки ансамбля изображений их использование позволяет уменьшить размерность данных, разделить вклад информативных и шумовых компонент.

В [8, 9] рассмотрены информационные возможности использования метода сингулярного автоморфного отображения (МСАО) применительно к решению задач анализа слабоконтрастных изображений. Данный подход позволяет установить связь между матричным и векторным представлениями двумерного массива, а также обеспечить преобразование двумерного массива (полутонного изображения) в многомерное представление. Показано, что метод повышает достоверность и чувствительность визуального анализа слабоконтрастных изображений.

Основная часть. Суть сингулярного разложения заключается в возможности представления любой матрицы (вещественной или комплексной) в виде произведения трех матриц:

$$A = U \Lambda V^* \tag{1}$$

где столбцы матрицы U порядка m являются собственными векторами матрицы AA^T ; $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_r)$ – матрица размера $m \times n$, на главной диагонали которой лежат неотрицательные числа, называемые сингулярными значениями (элементы вне главной диагонали равны нулю); V^T – в общем случае эрмитово-сопряжённая к V матрица порядка n . столбцы матрицы V являются собственными векторами матрицы ATA . m столбцов матрицы U и n столбцов матрицы V называются соответственно левыми и правыми сингулярными векторами матрицы A . Матрицы U и V являются ортогональными.

Квадрат элементов матрицы Λ можно интерпретировать как дисперсию каждой компоненты, причем в убывающем порядке: $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \lambda_r \geq \lambda_{r+1} = \dots = \lambda_n = 0$, где r – ранг матрицы A .

Число ненулевых элементов на диагонали матрицы Λ есть фактическая размерность матрицы A . Первые r самых значимых сингулярных чисел называются главными компонентами. Сингулярное разложение позволяет найти ортогональные базисы различных векторных пространств разлагаемой квадратной матрицы.

Для прямоугольных матриц существует так называемое экономное представление сингулярного разложения матрицы

$$A_{(m \times n)} = U_{(m \times m)} \Lambda_{(m \times n)} V^T_{(n \times n)} \quad (2)$$

Согласно этому представлению при $m > n$, диагональная матрица Λ имеет пустые строки, а при $m < n$ – пустые столбцы. Поэтому существует еще одно экономное представление

$$A_{(m \times n)} = U_{(m \times r)} \Lambda_{(r \times r)} V^T_{(r \times n)} \quad (3)$$

в котором $r = \min(m, n)$.

Следовательно, можно сконструировать базисы для различных векторных подпространств, определенных матрицей A . Набор векторов v_1, \dots, v_k в векторном пространстве V формирует базис для V , если любой вектор x из V можно представить в виде линейной комбинации векторов v_1, \dots, v_k единственным способом. Пусть V_0 будет набором тех столбцов v_k , для которых $\lambda_k \neq 0$, а V_1 – все остальные столбцы v_k . Также, пусть U_0 будет набором столбцов u_k , для которых $\lambda_k \neq 0$, а U_1 – все остальные столбцы U , включая и те, для которых $k > n$. Каждый из этих наборов формирует базис векторного пространства матрицы A :

V_0 – ортонормальный базис для ортогонального комплементарного нуль-пространства A ;

V_1 – ортонормальный базис для нуль-пространства A ;

U_0 – ортонормальный базис для собственного пространства A ;

U_1 – ортонормальный базис для ортогонального комплементарного нуль-пространства A .

В работе [8, 9] описан метод МСАО, идея которого заключается в преобразовании полутонного изображения в многомерный ансамбль с последующим применением сингулярного разложения. Автоморфное отображение реализу-

ется путем развертывания пикселей сканирующего окна размером $L \times L$ в вектор. Это позволяет из исходного полутонового двумерного изображения размером $N \times N$ сформировать многомерный ансамбль размером $((N-L+1) \times (N-L+1) \times L^2)$ (рис. 1). Применение процедуры сингулярного разложения к сформированному трехмерному ансамблю позволяет синтезировать ансамбль «собственных изображений» на базе собственных значений матрицы U .

Применение SVD к ансамблю изображений обеспечивает его анализ как единого целого и, в то же время, позволяет интерпретировать 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 с учетом пространственной составляющей, которая учитывается за счет интегральной обработки ближайших соседей в окне преобразования. Каждое из «собственных изображений» содержит $D_i\%$ всей информации, заложенной в исходных данных, определяемой величиной собственных значений матрицы Λ . МСАО позволяет осуществлять адаптивную фильтрацию низкоконтрастных изображений на базе селективного анализа «собственных изображений».

В данной работе рассмотрены информационные возможности новых информационных характеристик, полученных на основе U_0 (ортонормального базиса для собственного пространства A) метода МСАО, использование которых позволяет повысить качество и разрешающую способность рентгеновских изображений.

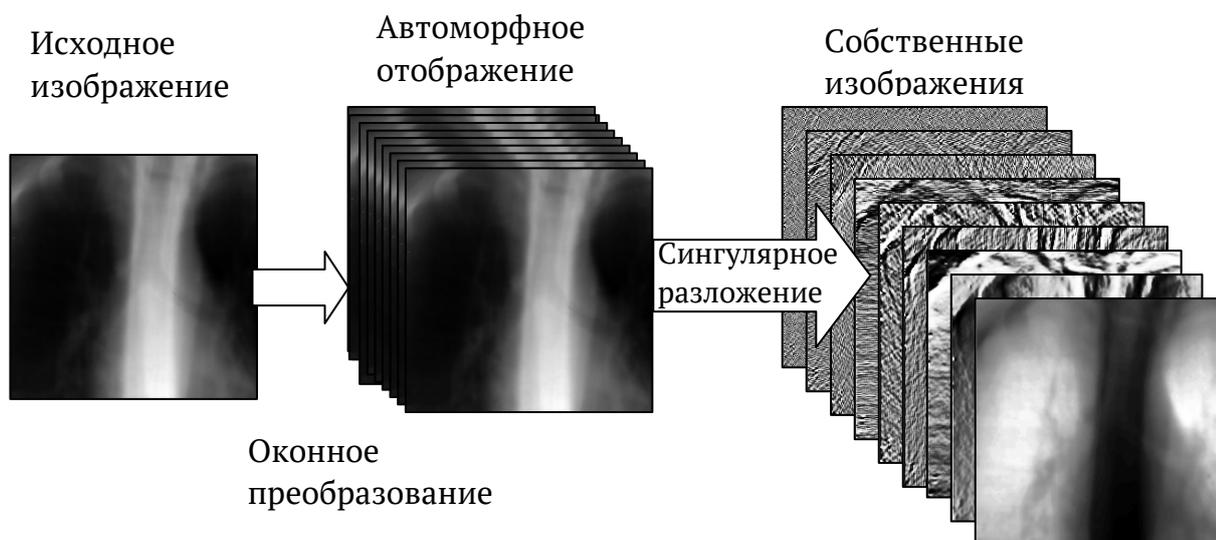


Рисунок 1 - Синтез ансамбля «собственных изображений»

Предложенный алгоритм содержит следующие шаги.

Масштабирование диапазона яркостей исходного полутонового изображения I размером $(N \times M)$ на отрезок $[0,1]$.

Формирование многомерного массива значений яркости $I'(N \times M \times 9)$ - размерность третьей координаты определяется величиной окна преобразования $L \times L$ (в эксперименте $L = 3$).

Формирование прямоугольной матрицы $A(N \times M, 9)$ путем векторизации каждого из 9-ти изображений многомерного ансамбля.

Применение экономного представления метода SVD к массиву A .

Формирование многомерного массива $IS(N \times M \times 9)$ на основе матрицы левых сингулярных векторов U , который интерпретируется как многомерное изображение, с масштабированием на отрезок $[0,1]$.

Итоговое изображение синтезируется с использованием адаптивного контрастирования на основе комбинации первых трех "собственных изображений" IS_1, IS_2, IS_3 с использованием выражений:

$$r_1 = \sqrt{|IS_1^2 - IS_3^2|} \quad (4)$$

$$r_2 = \sqrt{|IS_1^2 + IS_2^2 - IS_3^2|} \quad (5)$$

Экспериментальные результаты. На рис. 2 а представлено исходное изображение и гистограмма рентгеновского снимка, на котором наблюдаются размытые границы объектов интереса, отсутствует детализация их структуры. Результат применения метода эквализации гистограммы, (рис. 2 б) фактически ничего не дает с точки зрения повышения визуальной чувствительности и разрешающей способности при анализе зоны интереса.

В таблице 1 приведены значения нормированного спектра собственных чисел автоморфного отображения анализируемого изображения. Ранг матрицы равен девяти, все «собственные» изображения имеют ненулевое значение, что свидетельствует о том, что оно является достаточно высококачественным с незначительной шумовой компонентой.

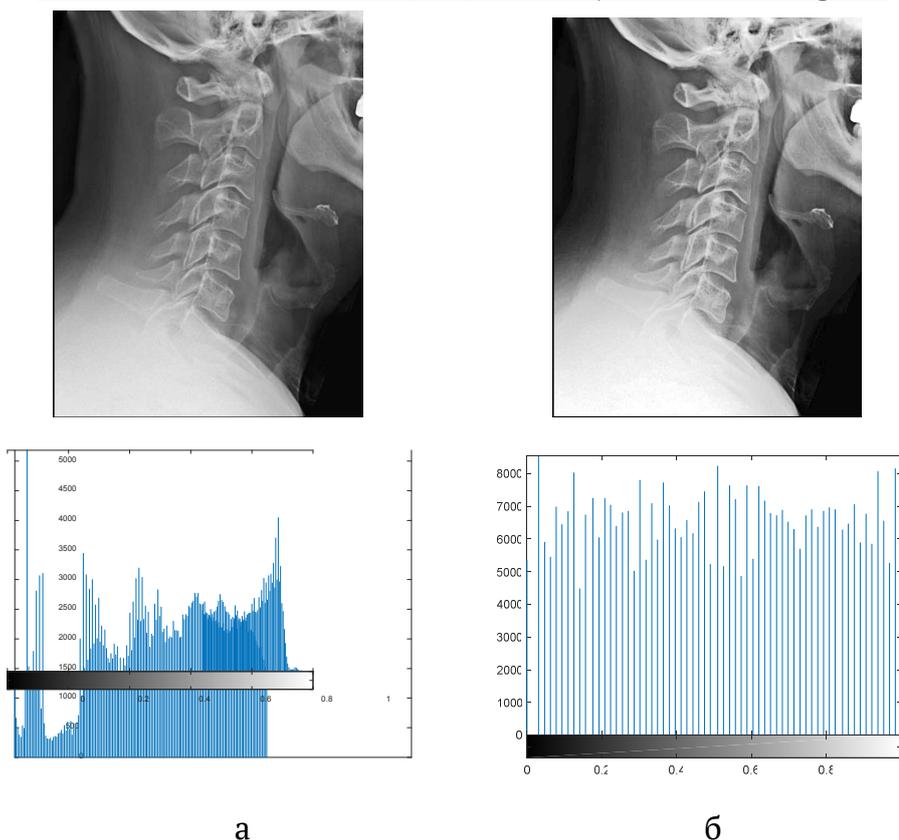


Рисунок 2 - Исходное изображение (а) и результат применения метода эквализации гистограммы (б) с гистограммами

Таблица 1

Спектр нормированных сингулярных чисел автоморфного отображения

n	λ_1	λ_2	λ_3	λ_4	λ_5	λ_6	λ_7	λ_8	λ_9
L=3	91.3800	2.8783	2.1095	1.2921	0.7743	0.6100	0.3638	0.3453	0.2467

Синтезированные характеристики r_1 и r_2 , полученные в результате применения предложенного алгоритма и их гистограммы приведены на рис. 3 а и 3 б, соответственно. Их визуализация позволила повысить качество и разрешающую способность снимков, например, наблюдается усиление контрастности и четкости границ, выделение ранее неразличимых деталей.

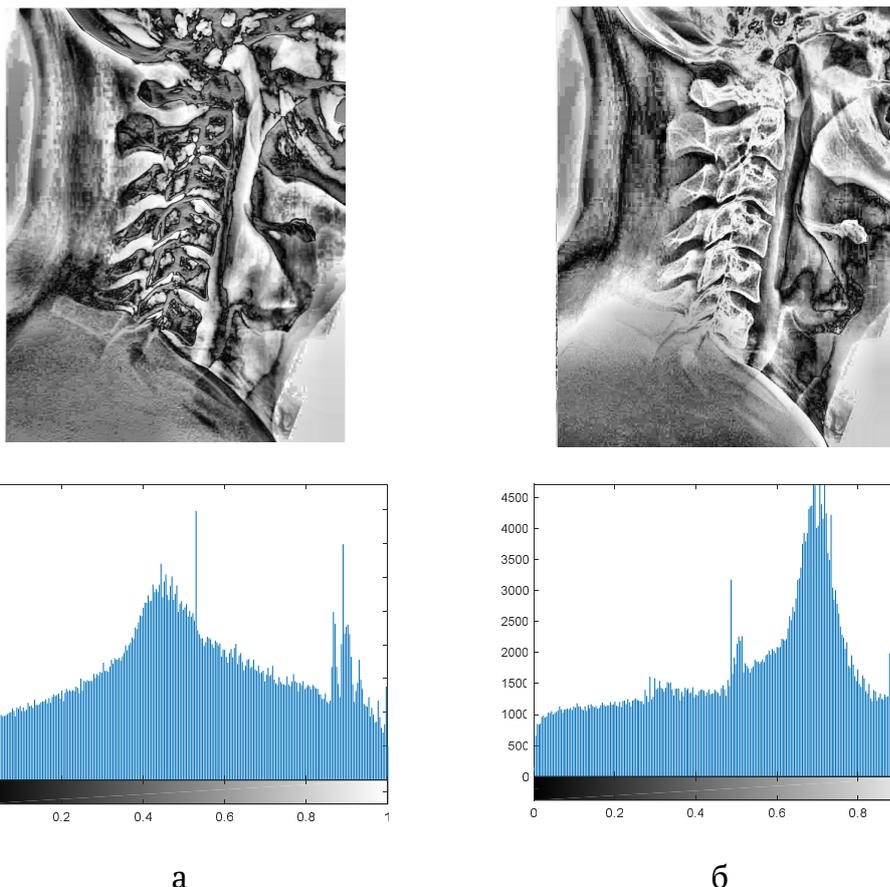


Рисунок 3 - Визуализация синтезированных параметров r_1 (а), r_2 (б) и их гистограммы

Выводы.

- для анализа полутоновых изображений с применением сингулярного преобразования необходим этап формирования на основе исходных данных многомерного ансамбля для чего может быть применен метод автоматического отображения;

- предложенные параметры, синтезируемые на базе собственных изображений, позволяют обеспечить повышение контрастности и разрешающей способности рентгеновских изображений для повышения достоверности визуального и автоматизированного анализа;

- возможен синтез иных параметров на базе комбинации собственных значений сингулярного разложения, диагностическая значимость получаемых характеристик определяется особенностями исходных данных и целью анализа.

ЛИТЕРАТУРА / ЛІТЕРАТУРА

1. An analysis of x-ray image enhancement methods for vertebral bone segmentation IEEE 10th International Colloquium on Signal Processing & its

Applications (CSPA2014) (7 - 9 Mac. 2014, Kuala Lumpur, Malaysia). 2014. P. 208-211.

2. M. S. V Sokashe, "Computer assisted method for cervical vertebrae segmentation from x-ray images," Int. J. Adv. Res. Comput. Commun. Eng., vol. 2, no. 11, 2013, pp. 4387-4389.

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. Elsner J.B. Singular Spectrum Analysis. A New Tool in Time Series Analysis / J.B. Elsner, A.A. Tsonis. – N.Y.: Plenum Press, 1996. – 164 P.

5. Hotelling, H. Analysis of complex variables into principal components / H. Hotelling // Journal of Educational Psychology. – 1933. – Vol. 24, Issue 6. – P. 417-441.

6. Turk. M. Eigenfaces for Face Detection/Recognition / M. Turk and A. Pentland // J. Cogn. Neurosci. – 1991. – Vol. 3, No. 1. – P. 71-86.

7. 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.

8. 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.

9. Ахметшина Л.Г. Адаптивная фильтрация шумов в сигналах и изображениях: метод селективного сингулярного разложения автоморфного отображения. «Искусственный интеллект» ІПШО МОН і НАН України "Наука і освіта. –2005. №3, –С. 328-325.

REFERENCES

1. An analysis of x-ray image enhancement methods for vertebral bone segmentation IEEE 10th International Colloquium on Signal Processing & its Applications (CSPA2014) (7 - 9 Mac. 2014, Kuala Lumpur, Malaysia). 2014. P. 208-211.

2. M. S. V Sokashe, "Computer assisted method for cervical vertebrae segmentation from x-ray images," Int. J. Adv. Res. Comput. Commun. Eng., vol. 2, no. 11, 2013, pp. 4387-4389.

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. Elsner J.B. Singular Spectrum Analysis. A New Tool in Time Series Analysis / J.B. Elsner, A.A. Tsonis. – N.Y.: Plenum Press, 1996. – 164 P.
5. Hotelling, H. Analysis of complex variables into principal components / H. Hotelling // Journal of Educational Psychology. – 1933. – Vol. 24, Issue 6. – P. 417-441.
6. Turk. M. Eigenfaces for Face Detection/Recognition / M. Turk and A. Pentland // J. Cogn. Neurosci. – 1991. – Vol. 3, No. 1. – P. 71–86.
7. 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.
8. Akhmetshina L.G. Povysheniye chuvstvitel'nosti analiza rentgenovskikh snimkov metodom avtomorfnoy otobrazheniya v bazise sobstvennykh izobrazheniy / Akhmetshin A.M., Akhmetshina L.G. // Klinicheskaya informatika i telemeditsina. – 2008. – T. 4, – № 5. – S. 30-36.
9. Akhmetshina L.G. Adaptivnaya fil'tratsiya shumov v signalakh i izobrazheniya: metod selektivnogo singulyarnogo razlozheniya avtomorfnoy otobrazheniya. «Iskusstvennyy intellekt» ÍPSHO MON i NAN Ukraїni «Nauka í osvıta. 2005. №3, S. 328-325.

Received 22.04.2021.

Accepted 29.04.2021.

Улучшение полутоновых изображений в базе характеристик сингулярного разложения

Представлены информационные возможности метода обработки полутоновых изображений, направленного на повышение чувствительности и достоверности их визуального анализа. Предлагаемый алгоритм основан на процессе многоэтапной обработки, включающей расширение пространства входных признаков – формирование многомерного ансамбля на основе исходных данных с использованием оконного преобразования, сингулярного разложения, синтез и визуализацию новых информативных признаков. Показано, что применение оконной обработки для полутоновых изображений позволяет перейти в многомерное пространство и применять методы многомерной обработки, а именно, сингулярное преобразование, на базе которого можно обеспечить повышение контрастности, чувствительности и разрешающей способности визуального анализа. Приведены экспериментальные результаты на примере реальных снимков.

Improvement of grayscale images of the basis of singular decomposition characteristics

The informational capabilities of the method for processing grayscale images aimed at increasing the sensitivity and reliability of their visual analysis are presented. Insufficient image quality is due to both the physical characteristics of the equipment used (background

heterogeneity, nonlinearity of transmission characteristics of gray levels, noises of various origins), and the process of their formation (anatomical features of the patient, dynamic distortions, etc.). Improving medical images is an important step in obtaining reliable diagnostics when analyzing both with the naked eye (by a doctor) and when using automatic systems. One of the ways to solve the problem of increasing the sensitivity and reliability of identifying diagnostic parameters is the formation of a new space of features that allow us to determine the internal structure of the observed process, in particular, on the basis of orthogonal transformation of the initial data. The nontriviality of this stage is due to both the specificity of various types of images and the variety of tasks to be solved. The proposed algorithm is based on the process of multi-stage processing, including the expansion of the space of input features - the formation of a multidimensional ensemble based on the initial data using a window transformation, singular value decomposition, synthesis and visualization of new informative features. It is shown that the use of window processing for grayscale images allows to go to a multidimensional space and apply multidimensional processing methods, namely, a singular transformation, on the basis of which it is possible to increase the contrast, sensitivity and resolution of visual analysis. The information capabilities of new information characteristics obtained on the basis of the method of singular automorphic mapping (MSAO), which provides the formation of a multidimensional ensemble of images based on the initial data, its analysis as a whole, and anisotropic filtering in the two-dimensional plane of spatial frequencies, are considered. Experimental results are presented using real medical images as an example.

Ахметшина Людмила Георгиевна – доктор технических наук, профессор, профессор кафедры электронных вычислительных машин, Днепропетровский национальный университет им. О. Гончара.

Кныш Александр Владимирович – PhD по специальности компьютерная инженерия, Днепропетровский национальный университет им. О. Гончара.

Митрофанов Станислав Константинович - PhD по специальности компьютерная инженерия, Днепропетровский национальный университет им. О. Гончара.

Ахметшина Людмила Георгіївна – доктор технічних наук, професор, професор кафедри електронних обчислювальних машин, Дніпровський національний університет ім. О. Гончара.

Книш Олександр Володимирович - PhD за спеціальністю комп'ютерна інженерія, Дніпровський національний університет ім. О. Гончара.

Митрофанов Станіслав Костянтинович – PhD за спеціальністю комп'ютерна інженерія, Дніпровський національний університет ім. О. Гончара.

Akhmetshina Ludmila - Doctor of Technical Sciences, professor, professor of the department of electronic computers, Oles Honchar Dnipro National University.

Knysh Alexandr - Master of Science in Computer Engineering, Oles Honchar Dnipro National University.

Mitrofanov Stanislav - Master of Science in Computer Engineering, Oles Honchar Dnipro National University.