

Л.Г. Ахметшина, А.А. Егоров, К.А. Ахметшин  
**НЕЗАВИСИМЫЙ КОМПОНЕНТНЫЙ АНАЛИЗ  
ОДНОМЕРНЫХ ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

*Аннотация. В работе рассмотрены информационные возможности алгоритма усиления контраста при выполнении сегментации полутонового медицинского изображения с использованием анализа независимых компонент. Представлены результаты вычислительных экспериментов на примере реальных данных.*

*Ключевые слова: цифровое изображение, визуальный анализ, анализ независимых компонент, нечеткая кластеризация, сегментация.*

**Введение.** Для повышения достоверности визуального анализа изображений, применяются методы обработки на основе пространственного подхода, целью которых является усиление контраста и выделение границ объектов интереса (сегментация). Ансамбль из  $L$  изображений рассматривается как одно многопараметровое изображение, где каждая составляющая представляет собой смесь оригинальных исходных сигналов с разными весами, формируемых некоторыми физическими объектами или источниками (например, различные области головного мозга).

В работе [1] рассмотрена технология анализа независимых компонент (ICA) для усиления контраста MRT-изображений. ICA – это метод нахождения скрытых факторов или компонент в многомерных статистических данных, который отличается от остальных методов тем, что он ищет составляющие, которые одновременно статистически независимы и негауссовы без использования какой-либо априорной информации.

Однако, ICA не эффективен в случае, когда  $p$  – количество неизвестных источников сигнала (в частности, для медицинских изображений, количество типов тканей), больше, чем количество изображений  $L$ , используемых при разделении. Например, при анализе MRT головного мозга, количество интересующих тканей, таких как мозговая спинальная жидкость, серое вещество, белое вещество, че-

реп, кожа и мышцы, всегда больше, чем количество последовательностей импульсов MRT (времена релаксации и спин-спиновой релаксации, плотность протонов). В таких обстоятельствах три независимых компонента, являющиеся результатом ИСА, должны располагать  $p > 3$  источниками сигнала, и поэтому в одной компоненте должно быть предусмотрено несколько источников сигнала. В этом случае полный набор источников сигналов не может быть выделен при анализе ансамбля из трех изображений.

**Постановка задачи.** Цель данной работы – демонстрация информационных возможностей алгоритма анализа одного полутонового изображения с использованием метода независимых компонент, что обеспечивается за счет формирования многопараметрового ансамбля заданной размерности на основе нечеткой кластеризации исходных данных.

**Основная часть.** Предположим, что набор наблюдений случайных величин  $x_1, \dots, x_n$  генерируется как линейная смесь независимых компонент:  $y = W \cdot x$ , где  $W$  – некоторая неизвестная разделяющая матрица [2, 3]. Анализ независимых компонент состоит в оценке матрицы  $W$  и  $y$  только по наблюдаемым значениям  $x_j, j \in [1, n]$ . С этой целью выполняется переход к системе «скрытых» случайных переменных  $s_k$  (независимых компонент), которые рассматриваются вместо сигнала  $x_j$ :  $x = A \cdot s$ , где  $A$  – смешивающая матрица. Задача состоит в оценке неизвестных матриц  $A$  и  $s$ . После оценки  $A$  можно вычислить  $W = A^{-1}$  и, следовательно,  $s = W \cdot x = A^{-1} \cdot x$ .

Быстрый алгоритм FastICA нахождения скрытых переменных состоит из следующих шагов [3].

Центрирование данных:  $x = x - E\{x\}$ , где  $E\{x\}$  – среднее значение.

Отбеливание:  $z = V \cdot x$ . Максимизация негауссовских характеристик и получение нового вектора  $\tilde{x}$ , компоненты которого некоррелированы, а их дисперсии равны единице, ковариационная матрица для  $\tilde{x}$  равна единичной матрице:  $E\{\tilde{x} \cdot \tilde{x}^T\} = I$ .

Выбор нелинейности:  $g(y) = \tanh(a_1 \cdot y), 1 \leq a_1 \leq 2$  или  $g(y) = y \cdot e^{-y^2/2}$ , или кубической/квадратичной.

Случайная инициализация  $w$ ,  $\|w\| = 1$ .

Обновление  $w$  (максимально негауссовское направление)

$$w = E \{x \cdot g(w^t \cdot x)\} - E \{x \cdot g'(w^t \cdot x)\} \cdot w, w = w / \|w\|.$$

Переход к шагу 5 до достижения сходимости.

Получение независимых компонент  $s: s = [w_1, \dots, w_n] \cdot x$ .

Для обеспечения возможности использования ИСА при анализе одного изображения мы предлагаем использовать следующий алгоритм.

Выполнение нечеткой кластеризации исходного изображения на  $c$  кластеров, причем  $c > p$ , где  $p$  – количество оцениваемых скрытых переменных, что обеспечивает переход в многомерное пространство признаков.

Полученная нечеткая функция принадлежности  $U$  размерности  $c \times n$  ( $n$  – количество пикселей исходного изображения, предполагается, что  $n > c$ ), подвергается разложению на основе анализа независимых компонент, который производится с использованием алгоритма FastICA. В результате такого разложения формируются матрицы  $A$  и  $U_{ica}$ , удовлетворяющие выражению:

$$U = AU_{ica} \quad (1)$$

В результате работы алгоритма FastICA также формируется разделяющая матрица  $W$  (вычисляется на основе «выбеленной» исходной матрицы  $U$  и внутренней матрицы  $B$ , значения которой итеративно изменяются в процессе работы алгоритма). Размерность матрицы  $U_{ica} - c_{ica} \times n$ , где  $c_{ica}$  – количество полученных независимых компонент. Размерности матриц  $A - c \times c_{ica}$ , а  $W - c_{ica} \times c$ , соответственно.

Вычисляется вектор коэффициентов  $C_{ica}$  по формуле:

$$(C_{ica})_i = \left| \sum_{j=1}^c W_{i,j} \right| \cdot \sum_{j=1}^c A_{j,i}, i \in [1, c_{ica}]. \quad (2)$$

Формируется вектор  $C_{ica}^{\max}$ , который содержит упорядоченные по убыванию неотрицательные элементы вектора  $C_{ica}$ . Также формируется вектор  $V$ , содержащий индексы полученных элементов в векторе  $C_{ica}$ .

Значения вектора  $C_{ica}^{\max}$  масштабируются на отрезок  $[0,1]$  по формуле:

$$\left(C_{ica}^{\max}\right)_j = \left(C_{ica}^{\max}\right)_j / \max\left(C_{ica}^{\max}\right), j \in [1, n_v], \quad (3)$$

где  $n_v$  – количество элементов векторов  $C_{ica}^{\max}$  и  $V$ .

Матрица  $U_{ica}$  преобразуется к размерности  $dy \times dx \times c_{ica}$ ,  $dy$  и  $dx$  – количества пикселей по вертикали и горизонтали, соответственно, и интерпретируется, как совокупность полутоновых изображений. Изображения с индексами, входящими в вектор  $V$ , масштабируются на отрезок  $[0,1]$ .

Выходное изображение  $I^{out}$  формируется следующим образом:

$$I_{y,x}^{out} = \sum_{j=1}^{n_v} (U_{ica})_{y,x,V_j} \cdot \left(C_{ica}^{\max}\right)_j, y \in [1, dy], x \in [1, dx]. \quad (4)$$

После этого к изображению  $I^{out}$  применяется эквализация гистограммы.

Экспериментальные результаты. Представленный алгоритм был применен при сегментации различных слабоконтрастных полутоновых медицинских изображений, примерами которых являются снимки, представленные на рис. 1 – 2. На рис. 1 а представлено полутоновое медицинское изображение – томограмма головного мозга, которая выполнена с целью диагностики наличия гематомы, а также определения области ее влияния в случае выявления. На основе анализа гистограммы исходного изображения (рис. 1 б) изображение нельзя отнести к классу низкоконтрастных. Однако диагностирование гематомы по исходному снимку затруднено из-за ее расположения на низкоконтрастном участке изображения (фрагмент, обведенный прямоугольником), а область ее влияния вообще визуально неразличима. Таким образом, это изображение является слабоконтрастным. Введение рентгеноконтрастного вещества (рис. 1 в) хоть и позволяет более четко выделить гематому, однако не выявляет области ее влияния.

На рис. 2 представлена спин-решетчатая T1 релаксация ЯМР (ядерного магнитного резонанса) участка головного мозга, из гистограммы которой (рис. 2 б) следует, что данное изображение является темным. На снимке присутствует низкоконтрастная область (нижняя левая часть).

При проведении экспериментов для перехода в многомерное пространство был использован алгоритм гибридной нечеткой кластеризации sFCM [4] со следующими значениями управляющих параметров:  $c = 6$ ,  $m = 2$ ,  $\varepsilon = 10^{-5}$ . При этом динамическое сжатие и преобразование функции принадлежности не выполнялось. Перед обучением карты Кохонена число нечетких кластеров увеличивалось в 4 раза (упорядочивание исходных центроидов осуществлялось на основе матрицы Евклидовых расстояний), а после обучения SOM исходное число нейронов выбиралось на основе максимального соответствия.

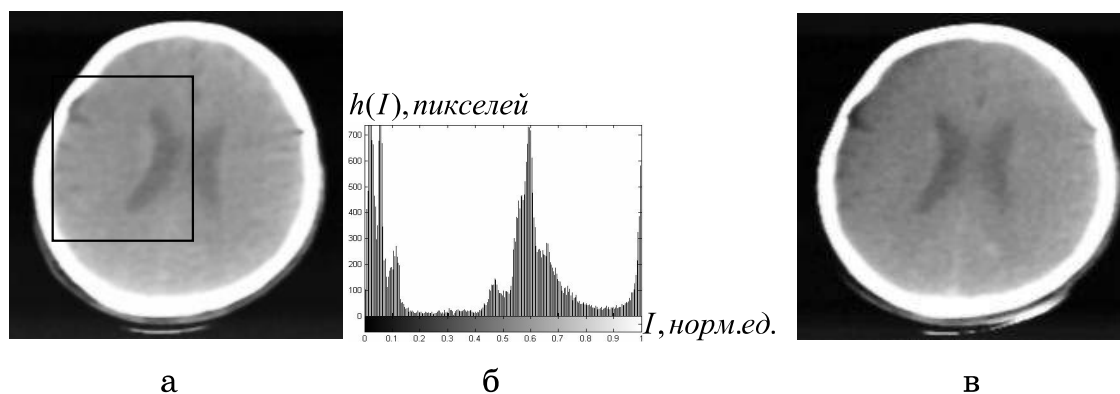


Рисунок 1 - Рентгеновская томограмма головного мозга: а, в – исходный полутоновой снимок (204x201); б – гистограмма; в – результаты введения рентгеноконтрастного вещества

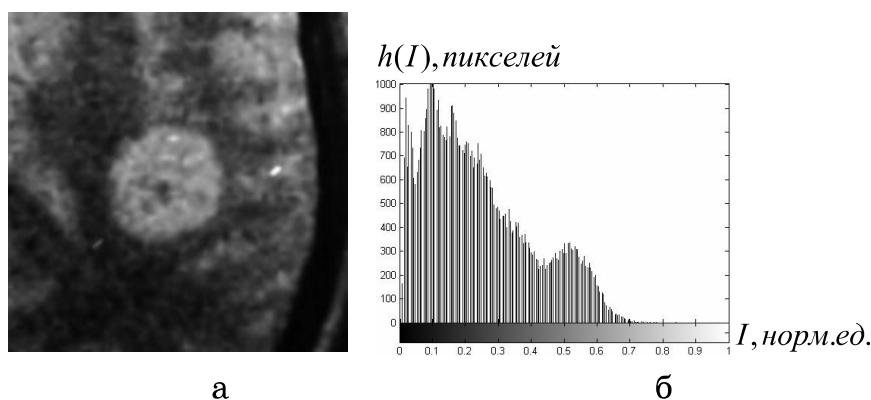


Рисунок 2 - Спин-решетчатая T1 релаксация ЯМР участка головного мозга: а – исходный снимок (256x256); б – его гистограмма

При использовании алгоритма FastICA применялась квадратичная нелинейность. Выбор этого параметра зависит от исходного изображения и параметров кластеризации. На рис. 3 представлены результаты визуализации строк матрицы  $U_{ica}$  (получена после выполнения анализа независимых компонент матрицы  $U$ , являющейся ре-

зультатом кластеризации изображения, приведенного на рис. 2 а), которые интерпретированы как изображения (после выполнения эквализации гистограмм). Наиболее информативными для диагностики наличия гематомы и области ее влияния являются 2-ой и 4-ый и отчасти 5-ый столбцы матрицы  $U_{ica}$  (рис. 3 б, г, д соответственно).

Вычисленный на 2-ом шаге предложенного алгоритма вектор коэффициентов  $C_{ica}$  в данном случае будет содержать следующие элементы:  $C_{ica} = [-0.1506; 0.0401; -0.0171; 0.03; 0.0069] \cdot 10^{-25}$ . Таким образом, наиболее информативными будут выбраны 2, 4 и 5 столбцы матрицы  $U_{ica}$  (вектор  $C_{ica}^{\max} = [0.5214; 0.3894; 0.0892]$ , а вектор  $V = [2; 4; 5]$ ). В целом, это соответствует информативности изображений на рис. 3. (2-ое изображение (рис. 3 б) наилучшим образом отделяет саму гематому и отчасти область ее влияния).

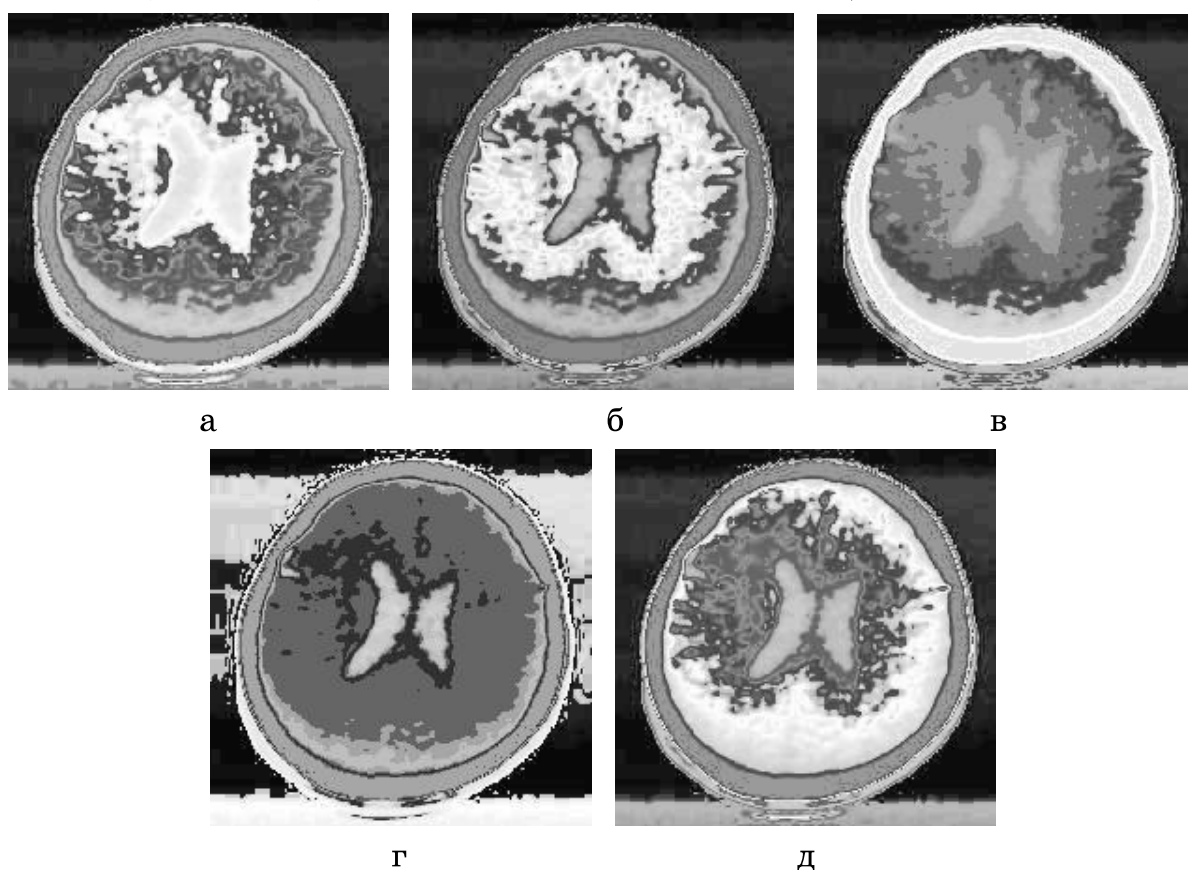


Рисунок 3 - Визуализация столбцов матрицы  $U_{ica}$ , полученной на шаге 1 предложенного алгоритма, для снимка на рис. 1. а

На рис. 4 представлены результаты визуализации кластеризации изображения, приведенного на рис. 1 а, различными способами.

При этом как использование метода сравнения с исходными данными [4] (рис. 4 а), так и применение сингулярного разложения [5] (рис. 4 б) позволяют, в целом, выделить гематому и область ее влияния. Однако применения предложенного метода (рис. 4 в) несколько упрощает визуальное определение границ области распространения, что достигается отчасти благодаря более равномерному фону в этой области изображения.

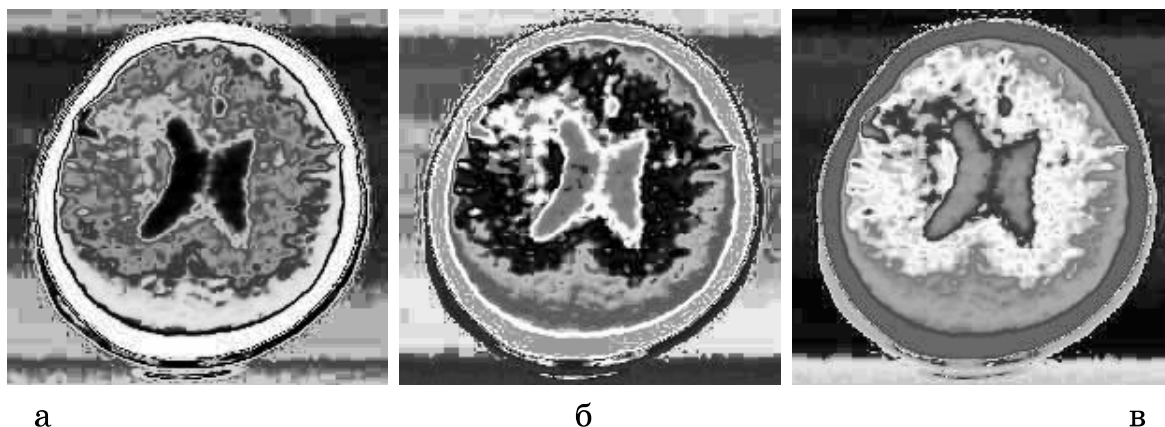


Рисунок 4 - Визуализация результатов кластеризации изображения на рис. 1. а: а – на основе сравнения с исходными данными; б – на основе применения сингулярного разложения; в – предложенным методом

На рис. 5 представлены результаты визуализации кластеризации изображения, представленного на рис. 2 а, различными способами. Следует отметить, что только использование метода сравнения с исходными данными (рис. 5 а) и предложенного алгоритма (5 в) позволяют выделить структуру нижнего левого фрагмента исходного снимка. Но применение сравнения с исходными данными приводит к излишней детализации полученного изображения, что затрудняет его визуальный анализ. В то же время визуализация на основе сингулярного разложения (рис. 5 б) дает результат, схожий по структуре с изображением на рис 5 в, но с недостаточным уровнем детализации, в том числе в нижней левой части снимка.

**Выводы.** На основе анализа полученных экспериментальных результатов можно сделать следующие выводы:

-предложенный алгоритм обработки полутоновых изображений позволяет повысить чувствительность сегментации в ряде случаев по сравнению с традиционными подходами;

- метод применим для сегментации изображений различных по физическим методам формирования;

- требуется ручная настройка параметра нелинейности в зависимости от исходных данных и используемых параметров кластеризации.

Перспективным направлением исследований является использование оконных преобразований в предложенном методе, а также автоматизация выбора параметра нелинейности.

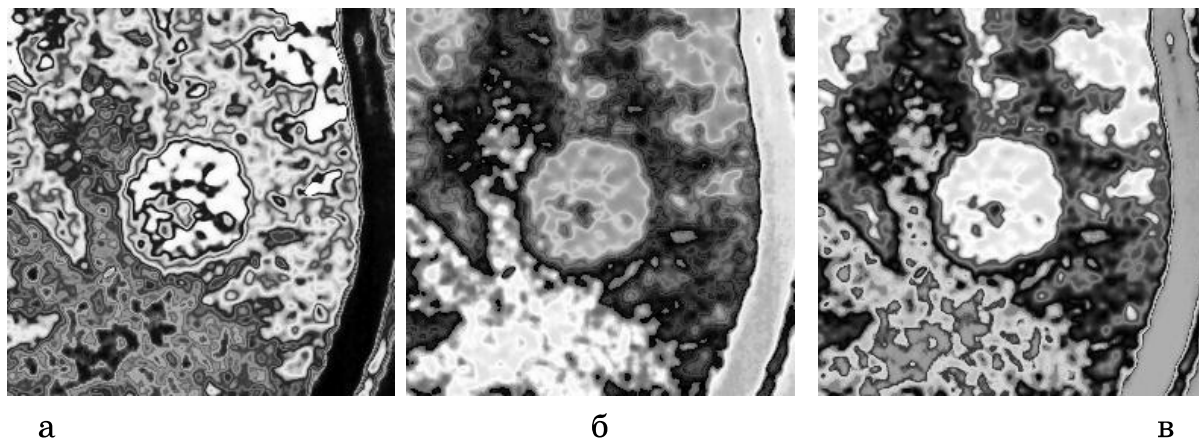


Рисунок – 5. Визуализация результатов кластеризации изображения на рис. 2. а: а – на основе сравнения с исходными данными; б – на основе применения сингулярного разложения; в – предложенным методом

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Jyh-Wen Chai. Independent component analysis in magnetic resonance imaging / Jyh-Wen Chai, San-Kan Lee, Clayton Chi-Chang Chen, Hsian-Min Chen, and Yen-Chieh Ouyang / / Biomedical Optics & Medical Imaging. 12 May 2009, SPIE Newsroom. DOI: 10.1117/2.1200904.1498.

2. Нувдринен. Independent Component Analysis / А. Нувдринен, J. Karhunen, E. Oja. John Wiley & Sons, 2001.-479 p.

3. Castells F. Principal Component Analysis in ECG Signal Processing / Castells F., Laguna P., Bollmann A. // EURASIP Journal on Advances in Signal Processing. – 2007. – Article ID 74580. – 21p.

4. Егоров А. Оптимизация яркости изображений на основе нейро-фаззи технологий /А.Егоров, Л.Ахметшина. Монография. – Изд. Lambert.– 2015. – 139 с.

5. Ахметшина Л.Г. Визуализация результатов нечеткой кластеризации изображений на основе сингулярного разложения / Л.Г. Ахметшина, А.А. Егоров // Вестник Херсонского национального технического университета. – 2015. – № 3(54). – С. 198 – 202.