

## СЕГМЕНТАЦИЯ СЛАБОКОНТРАСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОСТИ ВТОРОГО ПОРЯДКА

*Аннотация.* Исследованы информационные возможности метода сегментации полутоновых слабоконтрастных изображений на основе нечетких множеств 2-го типа, которые отображают понятие «нечеткая степень принадлежности» и дают возможность описания нечеткости в нечетком множестве. Результаты кластеризации демонстрируют, что предложенный подход позволяет повысить чувствительность и достоверность сегментации изображений. Представлены экспериментальные результаты на примере обработки полутоновых медицинских снимков.  
*Ключевые слова:* цифровое слабоконтрастное изображение, функция принадлежности, сегментация, нечеткая кластеризация.

**Введение.** Сегментация является ключевым шагом к анализу изображений в различных приложениях обработки, таких как распознавание объектов, выявление шаблонов, медицинская визуализация. При этом, во множестве практических задач, например, в медицине, геологии, экологии и пр., отсутствует информация о принципиальном наличии или отсутствии объектов интереса и их расположении (например, определение наличия опухоли в медицине или полезных ископаемых в геологии). Это не позволяет использовать методы, направленные на преобразование отдельных диапазонов – задание гистограммы, вырезание диапазона яркостей и т.д.

Сегментация предполагает разделение изображения на области, каждая из которых имеет однородные особенности такие, например, как цвет, текстура и т. д. и может быть интерпретирована как задача визуализации результата кластеризации.

**Анализ последних исследований и публикаций.** Изображения считаются нечеткими из-за неопределенности, присутствующей в неточности при определении классов, регионов/границ объектов, уровней серого яркостных характеристик и поэтому в настоящее время для их кластеризации широко используются нечеткие методы, которые позволяют описать частичные оценки

членства в нескольких кластерах [1]. Концептуальная взаимосвязь между кластеризацией и теорией нечетких множеств основана на том факте, что существует множество объектов (классов объектов) размытых по своей природе, что необходимо учитывать при их структуризации. Требование однозначности кластеризации в таком случае является неадекватным, особенно при необходимости учета незначительных различий или для кластеров сложной формы, перекрывающихся между собой (например, раковая опухоль с метастазами, пласты полезных ископаемых).

В работе [2] рассмотрены методы нечеткой кластеризации слабоконтрастных изображений, которые обеспечивают повышение достоверности и точности сегментации с целью улучшения возможностей их восприятия зрительной системой человека.

Нечеткая или мягкая кластеризация вводит понятие нечетких кластеров и функцию принадлежности первого порядка/типа\_1 (ФП) объектов к ним, изменяющуюся на отрезке  $[0,1]$ , что позволяет оценить степень принадлежности объекта к тому либо иному классу.

Однако, в реальности существует еще один тип неопределенности, связанный с отсутствием точных знаний в определении нечеткой функции принадлежности. Для ее учета используется концепция нечетких множеств второго порядка (типа\_2), которая была представлена Заде [3].

**Цель данной работы** – демонстрация влияния учета неопределенности с использованием нечетких множеств второго порядка при вычислении значений функций принадлежности в методе динамической нечеткой кластеризации dFCM, используемого при сегментации полутоновых изображений.

**Основная часть.** В базовой реализации алгоритм основан на использовании процедуры итеративной минимизации целевой функции вида [3]:

$$J(U, V) = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n u_{k,i}^m |X_i - v_k|^2, \quad (1)$$

где  $c$  – количество нечетких кластеров,  $n$  – количество экземпляров исходных данных,  $v$  – матрица центров нечетких кластеров,  $u$  – матрица размером  $[c \times n]$ , где каждая строка представляет собой ФП к  $k$ -му центру всех векторов исходных данных, описанных матрицей  $X$ .  $m \in [1, \infty)$  – параметр фаззификации или экспоненциальный вес.

Алгоритм является итеративным и основан на последовательном вычислении следующих выражений:

$$v_{k,j}^t = \frac{\sum_{i=1}^n (u_{k,i}^t)^m \cdot X_{i,j}}{\sum_{i=1}^n (u_{k,i}^t)^m}, (\forall k \in \{1, \dots, c\}, \forall j \in \{1, \dots, q\}), \quad (2)$$

$$u_{k,i}^t = \sum_{L=1}^c \left[ \frac{D_{i,k}}{D_{i,L}} \right]^{\frac{-2}{m-1}} (\forall k \in \{1, \dots, c\}, \forall i \in \{1, \dots, n\}), \quad (3)$$

где  $t$  – текущий шаг,  $q$  – количество информативных признаков каждого вектора исходных данных, а матрица  $D$  вычисляется по формуле:

$$D_{i,k} = \sqrt{(X_i - v_k^t)^T A (X_i - v_k^t)}, (\forall i \in \{1, \dots, n\}, \forall k \in \{1, \dots, c\}), \quad (4)$$

где  $A = I$ .

Значение  $m$  влияет на матрицу степеней принадлежности. Чем  $m$  больше, тем конечная матрица  $c$ -разбиения становится более «размытой», и при  $m \rightarrow \infty$  она примет вид  $1/c$ , т. е. все степень принадлежности объектов ко всем кластерам одинакова (что является очень плохим решением). Теоретическое обоснование выбора значения  $m$  отсутствует.

Обычные нечеткие множества типа\_1 (НМ) не позволяют учитывать неопределенности в ФП, т.к. они характеризуются четкими значениями. Нечеткие множества второго порядка (типа\_2 – НМТ2) и соответствующие им функции принадлежности (ФПТ2) отображают понятие «нечеткая степень принадлежности» и дает возможность описания нечеткости в нечетком множестве. Они генерируются на основе нечетких функций принадлежности типа\_1 (ФПТ1) и способны моделировать также неопределенность в решении, за счет чего исходные данные могут быть сгруппированы более правильно и точно. Использование НМТ2 в нечетких методах кластеризации позволяют повысить достоверность группировки данных.

На рис. 1 представлен графический образ НМТ2, которое характеризуется верхней  $\overline{h(x)}$  и нижней  $\underline{h(x)}$  границами, каждую из которых определяет нижняя (НФП) и верхняя (ВФП) функции принадлежности типа\_1 (отображены жирной сплошной и пунктирной линиями на рис. 1 а, соответственно).

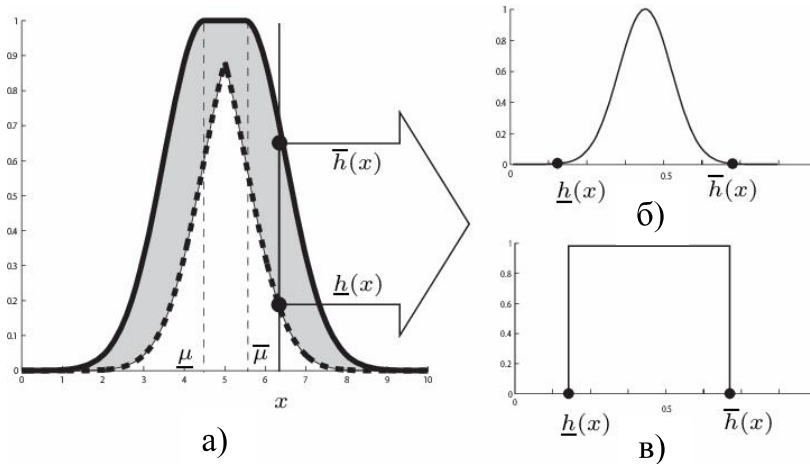


Рисунок 1 - Нечеткая функция принадлежности типа\_2: а – нижняя  $\underline{h}(x)$  и верхняя  $\overline{h}(x)$  функции принадлежности; б, в – гауссова и интервальная функции принадлежности типа\_2, соответственно

Затененная область рис. 1 а называется следом неопределенности FOU (the footprint of uncertainty) и отображает размытие ФП. По сути, FOU – это объединение всех ФП в диапазоне от верхней  $\overline{h}(x)$  до нижней  $\underline{h}(x)$  границ. Нечеткое множество типа\_2 образует новое третье измерение, которое находится поверх FOU. Форма распределения является прямым следствием характера присутствующей неопределенности.

Оценка членства для каждого элемента набора НМТ2 является НМ со значением ФП на отрезке  $[0,1]$ .

Различают два вида нечеткости типа\_2: обобщенный и интервальный. Обобщенный тип\_2 (ФПТ2) определяется как разброс значений между верхней  $\overline{h}(x)$  и нижней  $\underline{h}(x)$  границами, каждая из которых описывается либо вероятностно, либо нечетко с применением ФП типа\_1 (рис. 1 б). Интервальный тип\_2 (рис. 1 в) часто используется в приложениях и может рассматриваться как упрощенная форма полных НМТ2. В этом случае верхняя  $\overline{h}(x)$  и нижняя  $\underline{h}(x)$  границы принадлежности четкие, а значение функции принадлежности равномерно распределены на оси  $Ox$  со значением ФП для любой точки на интервале равном 1.

В данной работе исследуется влияние учета неопределенности нечетких множеств второго порядка ФПТ2 на информационные возможности метода динамической нечеткой кластеризации dFCM [2]. Алгоритм включает следующие шаги:

1. Инициализация начального числа кластеров  $c$  и значений матрицы центров нечетких кластеров  $v^0$ ; экспоненциального веса нечеткой кластеризации  $m$ .

2. Вычисление текущих значений функции принадлежности  $u^t$  по формулам (3, 4).

3. Формирование новой матрицы  $a^t$  (ФПТ2). Для этого могут быть использованы различные подходы, при этом способ формирования матрицы  $a^t$  оказывает существенно влияние на конечный результат кластеризации.

4. Формируется матрица  $v^t$  по формуле (2). Эта матрица  $v^t$  будет использована в начале следующей итерации.

5. Вычисляются значения  $\Delta_v^t$  как среднее по матрице расстояний между центрами  $v^t$  и  $v^{t-1}$ , а также критерии  $V_{xb}^t$  (показатель Ксие-Биени) и  $V_{fz}^t$  (показатель нечеткости) по формулам:

$$V_{xb}^t = \frac{\sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n (a_{k,i}^t)^m \cdot \sum_{j=1}^q (X_{i,j} - v_{k,j}^t)^2}{n \cdot (d_{\min}^e)^2}, \quad (5)$$

$$V_{fz}^t = \frac{\sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n (a_{k,i}^t)^2}{n}, \quad (6)$$

где  $d_{\min}^e$  – минимальное Евклидово расстояние между центрами нечетких кластеров. Уменьшение показателями Ксие-Биени и увеличение показателя нечеткости характеризуют улучшение качества нечеткого разбиения на группы.

6. Если выполняется условие:

$$C_{fz}^t \geq C_{fz}^{\max}, \quad (7)$$

причем значение  $C_{fz}^t$  при поиске конечного результата вычисляется по формуле:

$$C_{fz}^t = V_{fz}^t / V_{xb}^t, \quad (8)$$

где  $C_{fz}^{\max}$  – максимальный из коэффициентов  $C_{fz}^t$ , полученных в процессе обучения, то запоминаются следующие значения:  $\Delta_v^{\max} = \Delta_v^t$ ,  $C_{fz}^{\max} = C_{fz}^t$ ,  $u^{\max} = a^t$  и  $v^{\max} = v^t$ .

7. Если не выполняется условия:

$$\Delta_v^t < \varepsilon \text{ или } (|V_{xb}^t - V_{xb}^{t-1}| < \varepsilon \text{ и } |V_{fz}^t - V_{fz}^{t-1}| < \varepsilon), \quad (9)$$

где  $V_{xb}^{t-1}$  и  $V_{fz}^{t-1}$  – показатели Ксие-Биени и нечеткости предыдущей итераций, соответственно, то переход к пункту 2.

8. Если выполняется условие

$$C_{fz}^t < C_{fz}^{\max} \text{ и } (\Delta_v^t > \Delta_v^{\max} \text{ или } (\Delta_v^t < \Delta_v^{\max} \text{ и } p_{\Delta_v} > p_c)), \quad (10)$$

причем коэффициенты  $p_{\Delta_v}$  и  $p_c$  определяются выражениями:

$$p_c = \frac{|C_{fz}^t - C_{fz}^{\max}|}{\max(C_{fz}^t, C_{fz}^{\max})} \cdot \frac{1}{C_{fz}^{\max} - C_{fz}^{\min}}, \quad (11)$$

$$p_{\Delta_v} = \frac{|\Delta_v^t - \Delta_v^{\max}|}{\max(\Delta_v^t, \Delta_v^{\max})} \cdot \frac{1}{(\Delta_v^{\max})^i - \Delta_v^{\min}}, \quad (12)$$

где  $C_{fz}^{\min}$  и  $\Delta_v^{\min}$  – минимальные значения параметров  $C_{fz}^t$  и  $\Delta_v^t$ , соответственно, а  $(\Delta_v^{\max})^i$  – максимальное значение критерия  $\Delta_v^t$ , то происходит возврат к сохраненным значениям матриц нечеткой функции принадлежности  $u^{\max}$  и центров нечетких кластеров  $v^{\max}$ , которые и являются результатом обучения.

В методах кластеризации изображений для генерации матрицы  $a^t$  (ФПТ2) используется обычно несколько функциональных форм [4, 5].

1. На основе значений функции принадлежности типа\_1:

$$a_{k,i}^t = u_{k,i}^t - (1 - u_{k,i}^t) / 2. \quad (13)$$

2. Использование в формуле (3) интервального фаззификатора  $[m_l, m_r]$

и ФП  $[u_h^t, u_l^t]$  (верхняя  $\overline{h(x)}$  и нижняя  $\underline{h(x)}$  границы нечеткого множества типа\_2). Для определения ФПТ2 из этого множества выбирается максимум для элементов матрицы  $u_h^t$  и минимум – для  $u_l^t$ , соответственно.

3. Использование степенных функций:

$$a_{k,i}^t = (u_{k,i}^t)^{1/\alpha} - (u_{k,i}^t)^\alpha. \quad (14)$$

В этой статье при проведении экспериментальных исследований формирование матрицы  $a^t$  на 3-ем шаге приведенного выше алгоритма производилось на основании формул (13) и (14). При этом следует отметить, что при использовании формулы (13) значения матрицы  $a^t$  лежат на отрезке  $[-0.5, 1]$ . Для отображения матрицы  $a^t$  на отрезок  $[0, 1]$  в данной работе было использовано соотношение:

$$a_{k,i}^t = \overline{u_k^t} + (u_{k,i}^t - (1 - u_{k,i}^t) / 2) \cdot (1 - \overline{u_k^t}), \quad (15)$$

где  $\overline{u_k^t}$  – среднее по каждой строке матрицы  $u^t$ .

При формировании матрицы  $a^t$  на основании разности «верхней»  $u_h^t$  и «нижней»  $u_l^t$  матриц функций принадлежности для учета статистических характеристик матрицы  $u^t$  была использована формула:

$$a_{k,i}^t = (u_{k,i}^t)^{\overline{u}_k^{t+1/\alpha}} - (u_{k,i}^t)^{\overline{u}_k^{t+\alpha}}, \quad (16)$$

причем на основании экспериментальных исследований рекомендуется использовать  $\alpha \approx 2$ .

**Экспериментальные результаты.** Представленный алгоритм был применен для сегментации медицинских полутоновых изображений.

На рис. 2 а приведена томограмма головного мозга, выполненная с целью диагностики наличия гематомы, а также определения области ее влияния, диагностирование которой затруднено из-за ее расположения на низкоконтрастном участке снимка (фрагмент, обведенный прямоугольником), а область ее влияния визуально неразличима. Введение рентгеноконтрастного вещества (рис. 2 в) позволяет более четко выделить гематому, однако не выявляет области ее влияния.

На рис. 3 представлена спин-решетчатая T1 релаксация ЯМР (ядерного магнитного резонанса) участка головного мозга, из гистограммы которой (рис. 3 б) следует, что данное изображение является темным. На снимке присутствует низкоконтрастная область (нижняя левая часть).

Кластеризация производилась со следующими управляющими параметрами:  $c = 6$ ,  $m = 2$ ,  $\alpha = 2$ . Визуализация результатов нечеткой кластеризации осуществлялась на основе метода сравнения с исходными данными [2].

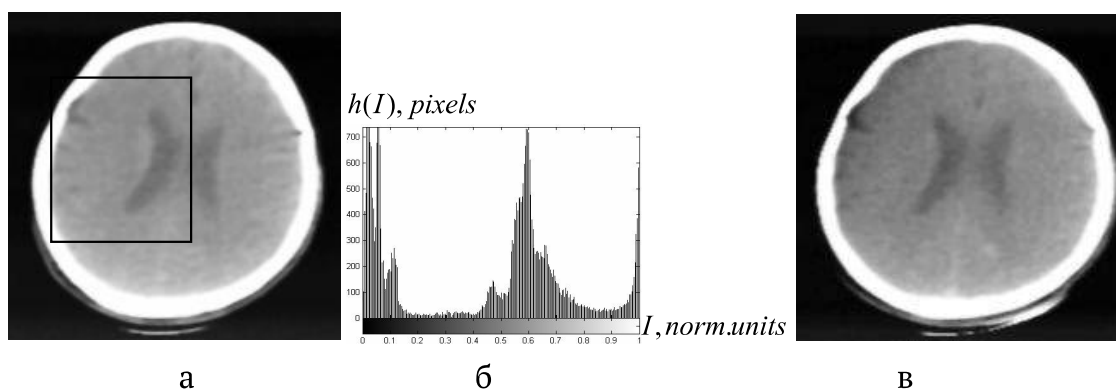


Рисунок 2 - Рентгеновская томограмма головного мозга:  
а – исходный полутоновой снимок (204x201); б – гистограмма;  
в – результат введения рентгеноконтрастного вещества

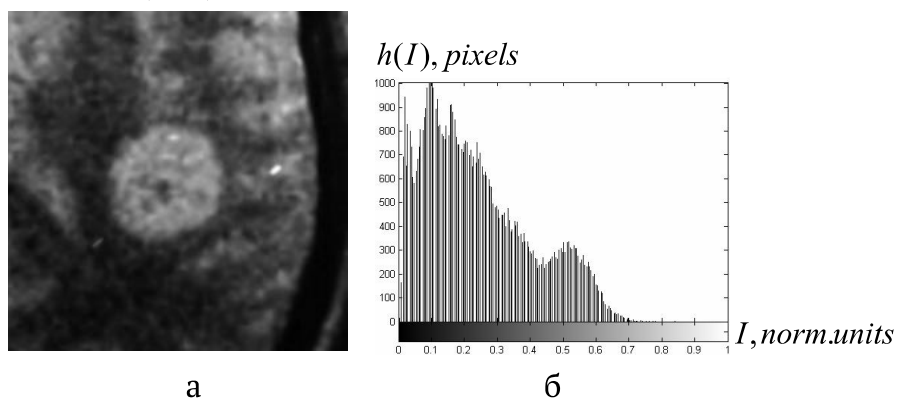


Рисунок 3 - Спин-решетчатая T1 релаксация ЯМР участка головного мозга:  
а – исходный снимок (256x256); б – гистограмма

На рис. 4 приведены результаты сегментации изображения на рис. 2 а. Сегментация на основе метода нечеткой кластеризации dFCM (рис. 4 а) хотя и обеспечивает выделение гематомы в определенной мере, но не позволяет выделить область ее влияния. Применение ФПТ2 улучшает выделение обоих объектов интереса. При этом, использование формул (15) и (16) для расчета матрицы  $a'$  (ФПТ2), учитывающих статистические характеристики матрицы функций принадлежности  $u'$  (рис. 4 в, д), позволяют улучшить выделение как гематомы, так и структуру области ее влияния по сравнению с традиционными подходами на основе формул (13) и (15) – рис. 4 б, г.

На рис. 5 приведены результаты сегментации изображения на рис. 3 а. Использование базового алгоритма dFCM (рис. 5 а) с одной стороны, приводит к излишней детализации результата, а с другой стороны – не позволяет выделить структуру изображения. Использование ФПТ2 улучшает качественное выделение структуры изображения, не допуская при этом получения излишней детализации. При этом, расчет ФПТ2 по формулам (15) и (16), учитывающим статистические характеристики матрицы функций принадлежности  $u'$  (рис. 5 в, д, соответственно), как и для предыдущего изображения, обеспечивает лучший уровень детализации, чем расчет ФПТ2 на основе базовых отношений (13) и (15) – рис. 5 б, г.



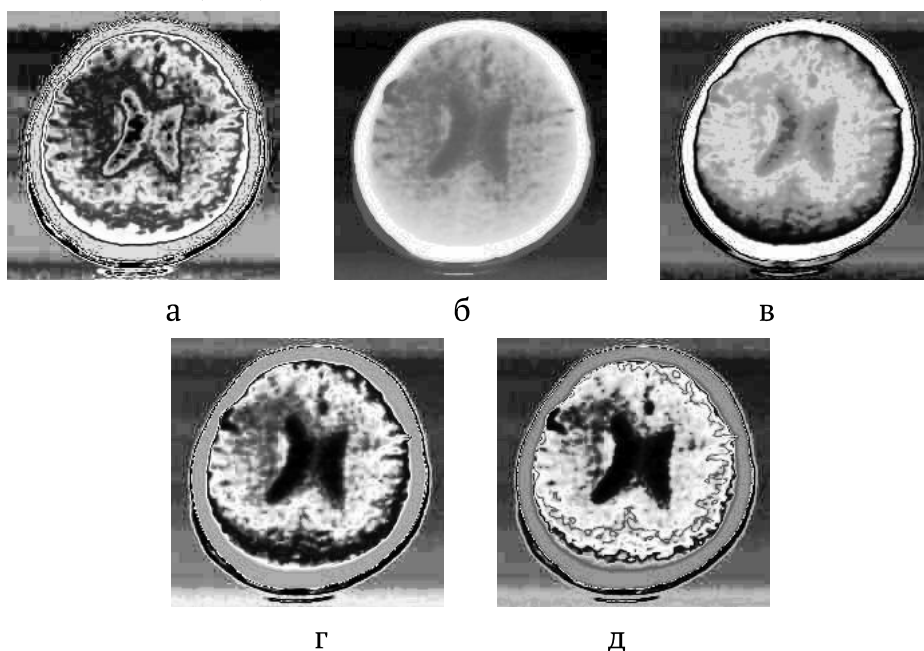


Рисунок 4 - Сегментация изображения на рис. 1 а предложенным методом: а – без выполнения шага 3; при расчете матрицы  $a'$  по формулам: б – (13), в – (15), г – (14), д – (16)

При применении ФПТ2 было отмечено уменьшение количества итераций обучения. Следует также отметить, что при расчете ФПТ2 на основе степенных функций, несмотря на обеспечение приемлемого уровня детализации, отмечалась некоторая нестабильность в процессе обучения (в частности, наблюдался резкий рост значений показателя Ксие-Биени), что вызывало необходимость возвращения к промежуточным результатам обучения (реализуется 8-ым шагом представленного алгоритма).

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

- сегментация слабоконтрастных изображений на основании алгоритма динамической нечеткой кластеризации с использованием функций принадлежности типа\_2 позволяет добиться более высокой степени детализации по сравнению с базовым алгоритмом;

- способ перехода к ФПТ2 оказывает существенное влияние на чувствительность сегментации. Поиск новых подходов к решению этой задачи является перспективным направлением дальнейших исследований.

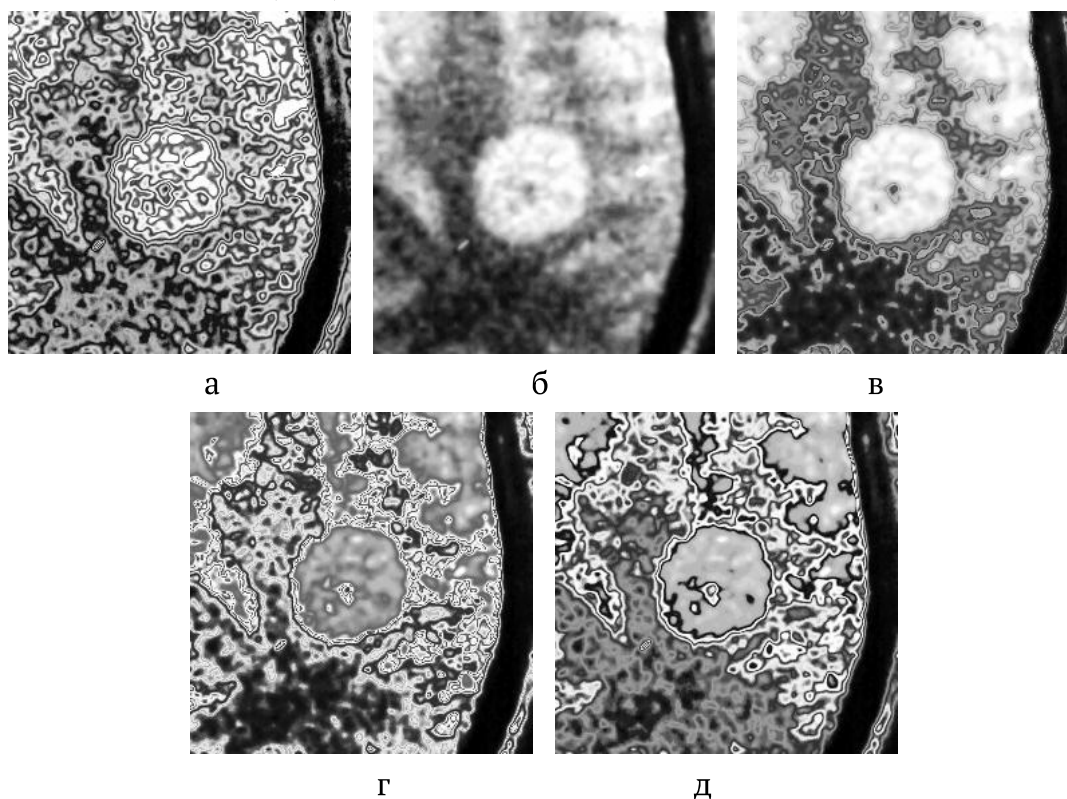


Рисунок – 5 Сегментация изображения ЯМР: а – без выполнения шага 3; расчет матрицы  $a'$  по формулам: б – (13), в – (15), г – (14), д – (16)

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Horst Haußecker Handbook of Computer Vision and Applications. -V. 2. Signal Processing and Pattern Recognition / Horst Haußecker, Hamid R. Tizhoosh.- Academic Press. –1999. –722 p.
2. Егоров А. Оптимизация яркости изображений на основе нейро-фаззи технологий / А. Егоров Л. Ахметшина. Монография. – Изд. Lambert. – 2015. – 139 с.
3. J. C. Bezdek, L. O. Hall, L. P. Clarke. Review of MR image segmentation techniques using pattern recognition. Medical Physical, 1993, 20(4): 1033– 1048.
4. F.C.H. Rhee, C. Hwang, A Type-2 fuzzy c means clustering algorithm, in: Proc. in Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference 4, 2001, pp. 1926–1929
5. Deepali Aneja. Fuzzy Clustering Algorithms for Effective Medical Image Segmentation I.J.\ Deepali Aneja, Tarun Kumar Rawat \ Intelligent Systems and Applications, 2013, 11, 55-61

**REFERENCES**

1. Horst Haußecker Handbook of Computer Vision and Applications. -V. 2. Signal Processing and Pattern Recognition / Horst Haußecker, Hamid R. Tizhoosh.- Academic Press. -1999. -722 p.
2. Yegorov A. Optimizatsiya yarkosti izobrazheniy na osnove neyro-fazzi tekhnologiy / A. Yegorov L. Akhmetshina. Monografiya. – Izd. Lambert.-2015.-139 c.
3. J. C. Bezdek, L. O. Hall, L. P. Clarke. Review of MR image segmentation techniques using pattern recognition. Medical Physical, 1993, 20(4): 1033– 1048.
4. F.C.H. Rhee, C. Hwang, A Type-2 fuzzy c means clustering algorithm, in: Proc. in Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference 4, 2001, pp. 1926–1929.
5. Deepali Aneja. Fuzzy Clustering Algorithms for Effective Medical Image Segmentation.I.J.\ Deepali Aneja, Tarun Kumar Rawat \ Intelligent Systems and Applications, 2013, 11, 55-61