

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

СЕГМЕНТАЦИЯ СЛАБОКОНТРАСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ НЕЧЕТКОЙ ФУНКЦИИ ПРИНАДЛЕЖНОСТИ

Аннотация. Исследованы информационные возможности метода сегментации слабоконтрастных изображений, который обеспечивает повышение ее чувствительности и точности. Суть его заключается в том, что к функциям принадлежности, получаемым в процессе нечеткой кластеризации на каждом шаге итерации применяется процедура преобразования на базе нечеткой логики. Представлены экспериментальные результаты на примере обработки рентгеновских снимков.

Ключевые слова: цифровое слабоконтрастное изображение, функция принадлежности, сегментация, нечеткая логика.

Введение. В связи со сложностью и неоднозначностью возможного решения задач при анализе слабоконтрастных изображений за счет наличия таких видов неопределенности как двусмысленность серого, геометрическая нечеткость, отсутствия знаний о наличии и характеристиках объектов интереса, а также о системе их формирования, широко используют методы вычислительного интеллекта, в частности, аппарат нечеткой логики [1]. При этом, во множестве практических задач, например, в медицине, геологии, экологии и пр. требуется выявление исходно визуально неразличимых областей (объектов интереса) и их границ. Такие аномалии часто представляют собой небольшую область, которую можно принять за шум или дефект снимка, а параметры объектов интереса могут несущественно отличаться друг от друга и от общего фона, иметь неизвестную форму и нечеткие границы.

Ключевой проблемой для осуществления их выявления является формирование нового пространства признаков на основе анализа исходного контраста его элементов. Выбор различных типов преобразований исходного изображения и методов обработки, приводит к различным результатам. Для зашумленных изображений с низкой

контрастностью дополнительно необходимо осуществить его предварительное усиление.

Современный подход, основанный на нейро-фаззи технологиях, обладает преимуществом перед детерминистическими моделями [1, 2]. В работе [3] рассмотрены информационные возможности метода анализа слабоконтрастных изображений, основанного на использовании метода нечеткой кластеризации, который направлен на повышение достоверности и точности сегментации с целью улучшения возможностей их восприятия зрительной системой человека.

Цель данной работы – демонстрация информационных возможностей метода сегментации слабоконтрастных изображений, который за счет преобразования на каждом шаге итерации нечетких функций принадлежности, получаемым в процессе нечеткой кластеризации, обеспечивает повышение ее чувствительности.

Основная часть. Для сегментации слабоконтрастных изображений в данной работе применяется модифицированный метод dFCM (базовый метод был рассмотрен в работе [3]), алгоритм которого 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 функций принадлежности u^t по формуле:

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

где n – количество экземпляров исходных данных X Матрица расстояний D рассчитывается на основе центров нечетких кластеров предыдущей итерации v^{t-1} по формуле:

$$D_{i,k} = \sqrt{(X_i - v_k^{t-1})^T (X_i - v_k^{t-1})}, (\forall i \in \{1, \dots, n\}, \forall k \in \{1, \dots, c\}). \quad (2)$$

3. Динамическое преобразование функции принадлежности, которое выполняется следующим образом:

3.1. функции принадлежности ко всем нечетким кластерам в целом или к каждому нечеткому кластеру интерпретируются как изображение. Таким образом, перед выполнением динамического преобразования функции принадлежности получаем или полутоновое

изображение размерностью $[c \cdot n]$, или c -мерное изображение размерностью $[dy \cdot dx \cdot c]$, где dy и dx – количество пикселей по вертикали и горизонтали, соответственно, у исходного снимка;

3.2. вычисление показателя нечеткости V'_{fz} по формуле [1]:

$$V'_{fz} = \left(\sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n (u_{k,i}^t)^2 \right) / n; \quad (3)$$

3.3. повышение контраста с последующим масштабированием на отрезок $[0, 1]$ для сформированного изображения;

3.4. вычисление показателя нечеткости V''_{fz} по формуле (3), но с использованием обработанной функции принадлежности.

3.5. если выполняется условие $V'_{fz} > V''_{fz}$, то происходит слияние матрицы нечетких функций принадлежности до и после $((u'')^t)$ выполнения пункта 3.3 по формуле:

$$u_{k,i}^t = u_{k,i}^t \cdot (0.5 + d_v) + (u'')_{k,i}^t \cdot (0.5 - d_v), (\forall k \in \{1, \dots, c\}, \forall i \in \{1, \dots, n\}), \quad (4)$$

где $d_v = 200 \cdot (V'_{fz} - V''_{fz})^2$.

3.6. масштабирование полученной функции принадлежности, чтобы удовлетворялось условие:

$$\sum_{k=1}^c u_{k,i} = 1, (\forall i \in \{1, \dots, n\}). \quad (5)$$

4. Вычисление матрицы центров нечетких кластеров для текущей итерации v^t по формуле:

$$v_{k,j}^t = \left(\sum_{i=1}^n (u_{k,i}^t)^m \cdot X_{i,j} \right) / \sum_{i=1}^n (u_{k,i}^t)^m, (\forall k \in \{1, \dots, c\}, \forall j \in \{1, \dots, q\}), \quad (6)$$

где q – количество информативных признаков каждого вектора исходных данных

5. Вычисление значения Δ_v^t как среднего по матрице расстояний между центрами нечетких кластеров v^t и v^{t-1} , а также критериев V_{xb}^t и V_{fz}^t (по формуле (3)), которые являются показателями Ксие-Биени и нечеткости текущей итерации (уменьшение первого и увеличение второго характеризуют улучшение качества нечеткого разбиения на группы), соответственно, следующим образом [1]:

$$V_{xb}^t = \left(\sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n (u_{k,i}^t)^m \cdot \sum_{j=1}^q (X_{i,j} - v_{k,j}^t)^2 \right) / \left(n \cdot (d_{\min}^e)^2 \right), \quad (7)$$

где d_{\min}^e – минимальное Евклидово расстояние между центрами нечетких кластеров.

6. Если $C_{fz}^t \geq C_{fz}^{\max}$, причем $C_{fz}^t = V_{fz}^t / V_{xb}^t$, где C_{fz}^{\max} – максимальный из коэффициентов C_{fz}^t , полученных в процессе обучения, то запоминаются следующие значения: $\Delta_v^{\max} = \Delta_v^t$, $C_{fz}^{\max} = C_{fz}^t$, $u^{\max} = u^t$ и $v^{\max} = v^t$.

7. Если не выполняется условие:

$$\Delta_v^t < \varepsilon \text{ или } (|V_{xb}^t - V_{xb}^{t-1}| < \varepsilon \text{ и } |V_{fz}^t - V_{fz}^{t-1}| < \varepsilon), \quad (8)$$

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 $C_{fz}^t < C_{fz}^{\max}$ и $(\Delta_v^t > \Delta_v^{\max}$ или $(\Delta_v^t < \Delta_v^{\max}$ и $p_{\Delta_v} > p_c)$), причем коэффициенты p_{Δ_v} и p_c определяются выражениями:

$$p_c = \frac{|C_{fz}^t - C_{fz}^{\max}|}{\max(C_{fz}^t, C_{fz}^{\max})} \cdot \frac{1}{C_{fz}^{\max} - C_{fz}^{\min}}, \quad (9)$$

$$p_{\Delta_v} = \frac{|\Delta_v^t - \Delta_v^{\max}|}{\max(\Delta_v^t, \Delta_v^{\max})} \cdot \frac{1}{(\Delta_v^{\max}) - \Delta_v^{\min}}, \quad (10)$$

где C_{fz}^{\min} и Δ_v^{\min} – минимальные значения параметров C_{fz}^t и Δ_v^t , соответственно, а (Δ_v^{\max}) – максимальное значение критерия Δ_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.

При выполнении пункта 3.3 приведенного выше алгоритма для повышения контраста в данной работе применен метод, основанный на использовании вероятностных характеристик яркости [4], который предполагает выполнение преобразования каждого канала исходного изображения по следующим правилам:

$$\text{если } I_{\min}^1 \leq I_{x,y}^1 < \beta_1, \text{ то } \mu_{x,y} = 2 \left(\frac{I_{x,y}^1 - \overline{I^1}}{I^1 - I_{\min}^1} \right)^2; \quad (11)$$

$$\text{если } \beta_1 \leq I_{x,y}^1 < \bar{I}^1, \text{ то } \mu_{x,y} = 1 - 2 \left(\frac{I_{x,y}^1 - \bar{I}^1}{I^1 - I_{\min}^1} \right)^2; \quad (12)$$

$$\text{если } \bar{I}^1 \leq I_{x,y}^1 < \beta_2, \text{ то } \mu_{x,y} = 1 - 2 \left(\frac{I_{x,y}^1 - \bar{I}^1}{I_{\max}^1 - I^1} \right)^2; \quad (13)$$

$$\text{если } \beta_2 \leq I_{x,y}^1 < I_{\max}^1, \text{ то } \mu_{x,y} = 2 \left(\frac{I_{x,y}^1 - \bar{I}^1}{I_{\max}^1 - I^1} \right)^2, \quad (14)$$

где \bar{I}^1 – среднее значение яркости для выбранного цветового канала входного изображения; $\beta_1 = \frac{I_{\min}^1 + \bar{I}^1}{2}$; $\beta_2 = \frac{I_{\max}^1 + \bar{I}^1}{2}$; $\mu_{x,y}$ – значение нечеткой функция принадлежности для пикселя с координатами x, y входного изображения, I_{\min}^1 и I_{\max}^1 – минимальное и максимальное значения яркости для выбранного цветового канала входного изображения, соответственно. После этого выходное изображение формируется следующим образом:

$$I_{x,y}^2 = I_{x,y}^1 (\mu_{x,y})^2. \quad (15)$$

Экспериментальные результаты. Представленный модифицированный алгоритм был применен при обработке различных слабоконтрастных полутоновых медицинских изображений, примерами которых являются снимки, представленные на рис. 1 – 2.

На рис. 1 а приведено полутоновое медицинское изображение – томограмма головного мозга, выполненная с целью диагностики наличия гематомы, а также определения области ее влияния. Гистограмма исходного изображения (рис. 1 б) показывает, что изображение содержит весь диапазон уровней яркостей. 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 а приведена маммограмма, по гистограмме которой

(рис. 2 б) этот снимок следует отнести к высококонтрастным изображениям, однако, фрагмент, выделенный прямоугольником, является низкоконтрастным.

При проведении экспериментов были выбраны следующие значения управляющих параметров: $c = 6$, $m = 2$, $\varepsilon = 10^{-5}$. Визуализация результатов нечеткой кластеризации производилась на основе применения метода сравнения с исходными данными [3].

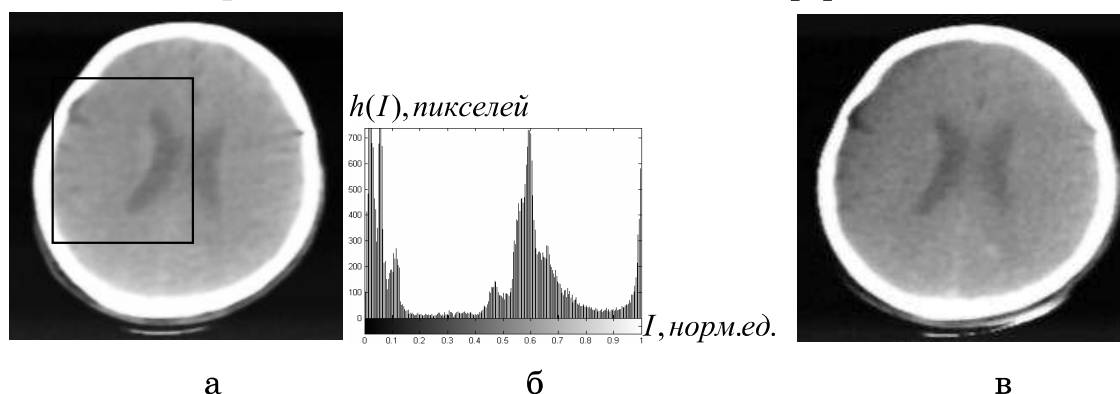


Рисунок 1 - Рентгеновская томограмма головного мозга:
а – исходный полутоновой снимок (204x201); б – его гистограмма;
в – результаты введения рентгеноконтрастного вещества

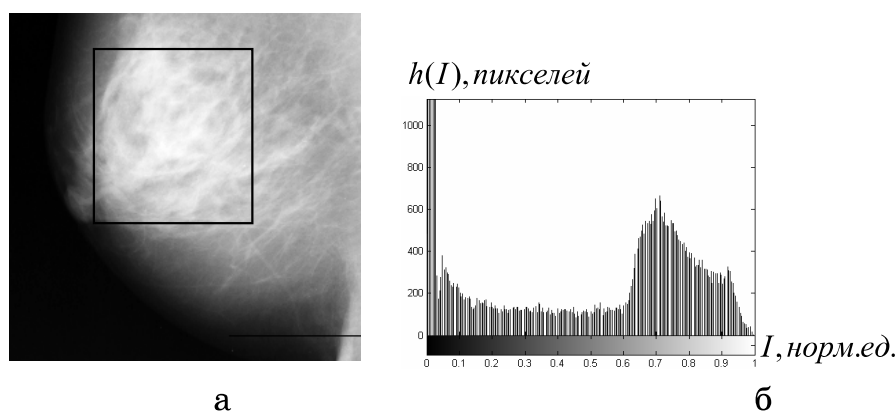


Рисунок 2 - Маммограмма: а – исходный снимок (256x256);
б – его гистограмма

На рис. 3 представлены результаты сегментации томограммы (рис. 1 а) модифицированным методом dFCM. При этом отсутствие динамического сжатия функции принадлежности (рис. 3 а) позволило выделить только гематомы. Невыполнение пункта 3.5 предложенного метода хоть и позволяет добиться выявления области влияния гематомы, но не обеспечивает четкого выделения ее границ (рис. 3 б). В тоже время, выполнение динамического преобразования функции принадлежности в полном объеме (рис. 3 в), позволило добиться желаемой четкости при выделении границ области влияния гематомы.

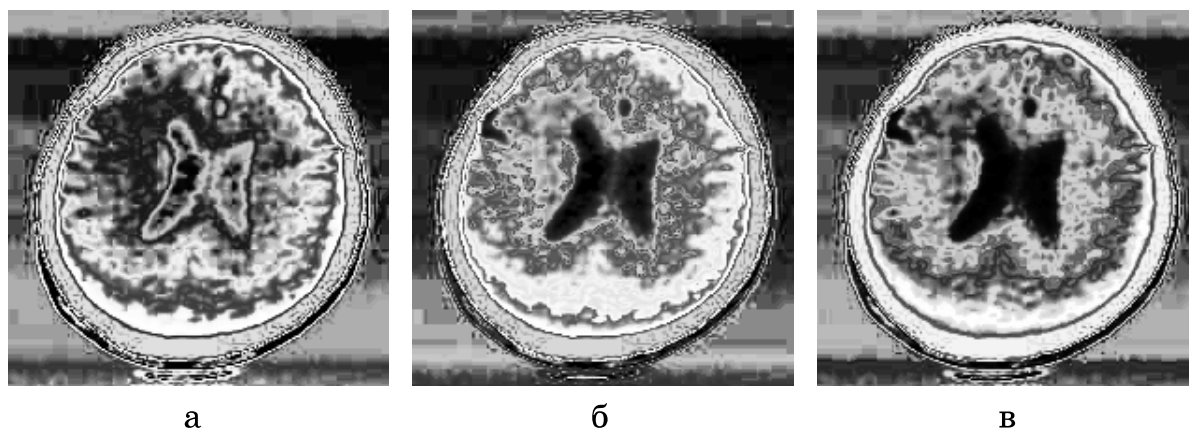


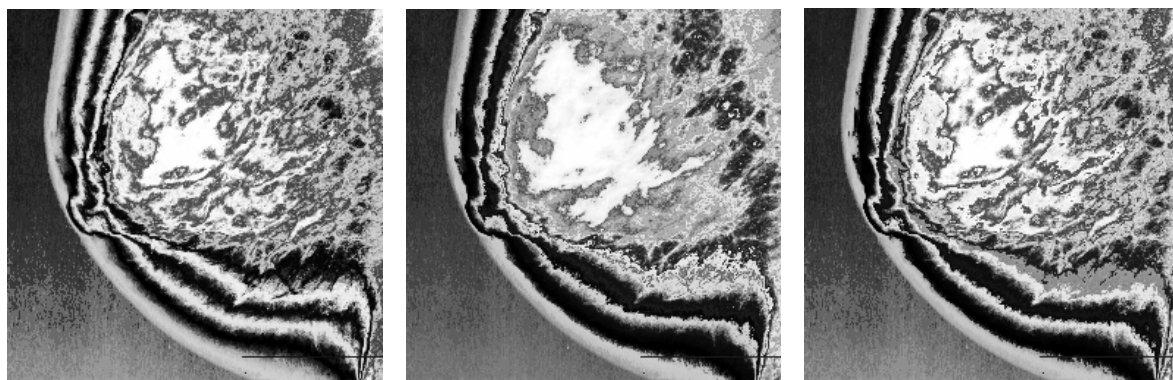
Рисунок 3 - Сегментация изображения (рис. 1 а): а – без динамического преобразования функции принадлежности, б – без выполнения п. 3.5; в – с выполнением динамического преобразования функции принадлежности (п. 3.1 – 3.6).

Выполнение сегментации предложенным методом маммограммы (рис. 2 а), результаты которой приведены на рис. 4 показывает, что применение динамического преобразования функции принадлежности (без выполнения пункта 3.5) может привести и к потере детализации в области интереса (рис. 4. 2). Однако, применение динамического преобразования функции принадлежности в полном объеме (рис. 4 в) позволяет успешно справиться с устранением описанного недостатка. Следует, правда, отметить, что для данного изображения выполнение динамического преобразования функции принадлежности (рис. 4 в) не привело к существенному повышению уровня детализации области интереса по сравнению сегментацией без выполнения пункта 3 в целом (рис. 4 а).

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

– сегментация слабоконтрастных изображений предложенным модифицированным методом dFCM позволяет при выполнении динамического преобразования функции принадлежности добиться более высокой степени детализации по сравнению с базовым алгоритмом.

– выполнение пункта 3.5 предложенного метода является важным шагом в «стабилизации» результата сегментации при «неудачном» срабатывании метода повышения контраста на некоторых итерациях.



а

б

в

Рисунок – 4. Сегментация изображения (рис. 2 а): а – без динамического преобразования функции принадлежности, б – без выполнения п. 3.5; в – с выполнением динамического преобразования функции принадлежности (п. 3.1 – 3.6)

ЛИТЕРАТУРА

1. Рутковский Л. Методы и технологии искусственного интеллекта / Рутковский Л. – М., 2010. – 600 с.
2. Horst NauЯecker Handbook of Computer Vision and Applications. -V. 2. Signal Processing and Pattern Recognition / Horst NauЯecker, Hamid R. Tizhoosh.- Academic Press. –1999. –722p.
3. Егоров А. Оптимизация яркости изображений на основе нейро-фаззи технологий / А. Егоров Л. Ахметшина Монография. – Изд. Lambert. – 2015. – 139 с.
4. Hassanien A. A comparative study on digital mammography enhancement algorithms based on fuzzy theory / A. Hassanien, A. Badr // Studies in Informatics and Control. – 2003. – Vol. 12., № 1. – P. 1 – 31.