

НЕЧЕТКАЯ СЕГМЕНТАЦИЯ СЛАБОКОНТРАСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ В БАЗИСЕ НЕЛИНЕЙНОЙ ДЕКОРРЕЛЯЦИИ

Аннотация. Предложен алгоритм сегментации слабоконтрастных изображений, который обеспечивает повышение ее помехоустойчивости и достоверности. Суть метода заключается в выделении независимых компонент ансамбля нечетких функций принадлежности исходных данных, формировании и визуализации новых информативных признаков на их основе. Представлены экспериментальные результаты метода сегментации на примере МРТ-изображений.

Ключевые слова: цифровое слабоконтрастное изображение, сегментация, нечеткая функция принадлежности, кластеризация, ортогональные преобразования, метод независимых компонент.

Введение. Для нетривиальных слабоконтрастных изображений (например, медицинских, тепловых, биологических) с объектами интереса низкой интенсивности, когда уровень шума сопоставим с изменением яркостных характеристик полезного сигнала, процесс сегментации является наиболее сложным и неоднозначным этапом обработки, а степень получаемой детализации определяет достоверность последующего анализа [1].

В связи с присутствующей в изображениях неопределенностью, обусловленной такими факторами как двусмысленность серого (неточность отображения уровней яркости изображений), геометрическая нечеткость (размытость границ), отсутствие знаний о наличии и характеристиках объектов интереса, в настоящее время для решения задачи сегментации все чаще используются методы нечеткой кластеризации [2, 3]. Отличие данного подхода от других хорошо известных методик заключается в том, что результатом является многомерное пространство признаков $\mu(x) \in [0,1]$, которое определяет степень принадлежности пикселей в изображении некоторым свойствам или кластерам (например, объект интереса, фон, шум, граница).

Взаимное отображение уровней серого изображения и поверхностей нечетких функций принадлежности может интерпретироваться как специфический тип нелинейного кодирования-декодирования, в терминах нечеткой логики -фаззификации-дефаззификации данных. Методы его выполнения определяются главным образом целью обработки и отличаются особенностями учета топологии и свойств анализируемого изображения, например, динамического диапазона яркости, используемой цветовой модели, количеством каналов и пр. [2].

В работе [4] рассмотрены информационные возможности метода сегментации многопараметровых слабоконтрастных изображений, алгоритм которого включает этап расширения пространства входных признаков за счет формирования многомерного ансамбля нечетких функций принадлежности на основе яркостных характеристик исходных данных с использованием метода нечеткой кластеризации, с последующей ортогонализацией полученных нечетких функций принадлежности, формированием и визуализацией новых информативных признаков с автоматическим выбором наиболее информативных составляющих на основе анализа матрицы левых сингулярных векторов.

Постановка задачи. Цель данной работы состоит в исследовании информационных возможностей метода сегментации однопараметровых слабоконтрастных изображений с целью повышения ее достоверности и чувствительности за счет синтеза нового информативного параметра с использованием нечеткой кластеризации исходных данных и метода независимых компонент, который обеспечивает выделение статистически независимых составляющих ансамбля нечетких функций принадлежности.

Основная часть. Изображение G размера $M \times N$ с L - уровнями серого может быть представлено в виде массива нечетких множеств относительно предварительно определенного некоторого свойства (например, яркость, однородность, шум и т.д.) с функцией принадлежности μ_{mn} , изменяющейся в интервале $[0,1]$ для каждого пикселя, значение которой интерпретируется как степень принадлежности объектов тому либо иному классу.

$$G = \bigcup_{m=1}^M \bigcup_{n=1}^N \frac{\mu_{mn}}{x_{mn}}.$$

В рамках метода нечетких С-средних (FCM) открывается возможность автоматического формирования значений функции принадлежности для заданного числа кластеров [5], причем, каждый из классов содержит информацию, пригодную для анализа. Традиционно, формирование окончательного результата осуществляется на основе максимума функции принадлежности. Однако, значения функции принадлежности различных классов могут иметь несколько экстремумов сопоставимой или даже равной амплитуды, что не дает логических оснований для осуществления дефаззификации только по значениям максимумов.

Применение метода сингулярного разложения (РСА) к ансамблю функций принадлежности позволяет перейти в новый информационный базис меньшей размерности, удаляет избыточность в многомерных данных, которая затрудняет проведение их анализа [6]. Однако, при использовании РСА предполагается, что анализируемые данные имеют гауссово распределение, которое редко встречается на практике.

Независимый компонентный анализ (ІСА) является обобщением РСА и удаляет не только статистическую зависимость второго порядка, но и статистические зависимости высокого порядка в многомерных данных со статистически-зависимыми компонентами [7]. Предполагается, что наблюдаемые данные x представляют собой линейные смеси набора неизвестных независимых составляющих s : $x = As$, где A - матрица смешивания, которая определяет вид представления. Эту задачу называют задачей слепого разделения источников - единственной информацией для восстановления входа является реализация вектора наблюдений s (рис.1). При этом должны выполняться условия:

- независимые компоненты предполагаются статистически независимыми, т.е. совместная плотность распределения вероятностей

$$p(s_1, s_2, \dots, s_k) = p(s_1)p(s_2)\dots p(s_k);$$

-независимые компоненты должны иметь негауссово и приблизительно идентичные распределения;

- матрица смешивания A может быть инвертирована $s = A^{-1}x$.

В предлагаемом методе выделение независимых составляющих осуществляется в нечетком пространстве функций принадлежности, которое удовлетворяет данным условиям.

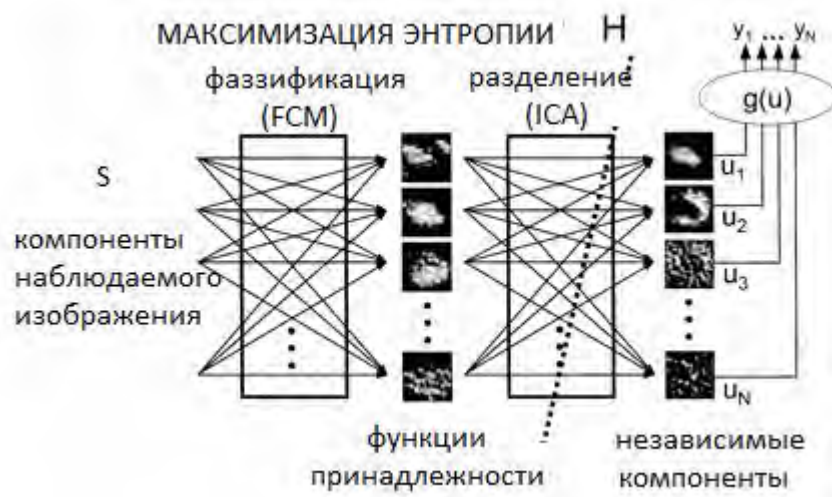


Рисунок 1 - Схема «слепого разделения источников»

Алгоритм сегментации изображений состоит из следующих шагов.

Автоморфное преобразование полутонового двумерного изображения G размерности $dy \times dx$ (dy и dx – размерность снимка по вертикали и горизонтали, соответственно), с использованием двумерного сканирующего окна, размер которого $di = L \times L$ определяет степень учета «области соседства» пикселей. В результате формируется трехмерное изображение I размерности $dy \times dx \times di$.

Этап фаззификации - нечеткая кластеризация изображения I на s кластеров. Результат - нечеткая функция принадлежности U размерности $dy \cdot dx \times c$. Поскольку алгоритм FastICA полагается на случайные инициализации, и сталкивается с проблемой сходимости к локальным оптимумам, U можно интерпретировать как оценочные центротипы в качестве представителей компонентов МКА.

К матрице U применяется метод независимых компонент. Он разлагает U на две составляющие – матрицу смешивания A и матрицу сигнатур $S = [S_1 S_2 \dots S_K]$, $K < c$, представляющую новые базисные векторы (скрытые переменные).

Скрытые переменные $S = [S_1 S_2 \dots S_K]$ в целом и в отдельности интерпретируются как изображение, на базе которого формируется выход.

Экспериментальные результаты. На рис. 2 представлен результат сегментации МРТ-снимка (рис. 2 а) методом нечеткой кластери-

зации FCM (количество классов $c = 6$, параметр $m = 2$, пороговое значение $\varepsilon = 10^{-5}$) с визуализацией по максимуму функций принадлежности (рис. 2 б) и с применением предложенного алгоритма (рис. 2 в). Для получения независимых компонент использовался алгоритм FastICA. Визуализация выполнена по максимуму независимых компонент.

Применение FCM позволило детализировать изображение, выделить дефекты пленки, однако, сформированные классы оказались слишком мелкими, соизмеримыми со структурным шумом. ICA обеспечивает новое представление матрицы нечетких функций принадлежности U , которое позволяет повысить помехоустойчивость и достоверность сегментации изображений.



Рисунок 2 - Сегментация томограммы: а – исходное изображение; б – сегментация на основе максимума функций принадлежности, полученных методом FCM ($N_{cl}=6$); в – максимум независимых компонент (5 составляющих)

Выводы:

Применение метода независимых компонент к ансамблю нечетких функций принадлежности позволяет перейти в новый базис, сегментация изображений на основе которого повышает помехоустойчивость и достоверность сегментации изображений. Для визуального анализа интерес представляет как каждая независимая компонента, так и их композиция.

ЛИТЕРАТУРА

1. Форсайт Д., Понс Ж. Компьютерное зрение: современный подход / Форсайт Д., Понс Ж.; [пер. с англ. А.В. Назаренко, И. Ю. Дорошенко]. – М.:– С.-П.; –К: Вильямс, 2004. – 926 с.
2. Tamalika Chaira Ajoy. Fuzzy Image Processing and Applications with MATLAB / Tamalika Chaira Ajoy Kumar Ray. London, New York: Taylor & Francis Group, LLC, 2009. –207 p. А. Егоров, Л. Ахметшина. Оптимизация яркости изображений на основе нейро-фаззи технологий / А. Егоров, Л. Ахметшина. Монография. Изд. Lambert. –2015. –139 с.
3. Ахметшина Л.Г. Визуализация результатов нечеткой кластеризации изображений на основе сингулярного разложения / Л.Г. Ахметшина, А.А. Егоров // Вестник ХНТУ. – 2015. – № 3(54). – С. 198 – 202.
4. Ахметшина Л.Г. Сегментация изображений на основе обобщения метода многомерной нечеткой кластеризации / Ахметшина Л.Г., Егоров А.А. // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2004. – № 11. – С. 34-37 .
5. 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.
6. Нувдринен. Independent Component Analysis / А. Нувдринен, J. Karhunen, E. Oja. John Wiley & Sons, 2001.-479 p.