

УДК 004.93

Л.Г. Ахметшина, А.А.Егоров

СЕГМЕНТАЦИЯ НИЗКО КОНТРАСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ АЛГОРИТМОМ ГИБРИДНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ SOM-FCM

Введение. Сегментация является одной из наиболее сложных задач, выполняемой при обработке изображений различного типа (медицинских, космоснимков и т.д.). В зависимости от поставленной цели может требоваться различный уровень детализации, приводящий к выявлению объектов интереса.

Многие из этих изображений являются по своей природе низко контрастными, т.е., непосредственное визуальное выделение объектов интереса на них затруднено или вообще невозможно в связи с ограниченностью органов восприятия человека. Поэтому повышение чувствительности сегментации и быстродействия ее алгоритмов является одним из приоритетных направлений информационных технологий.

Одним из новых подходов, эффективно решающих подобные задачи, является применение нейронных сетей и нечеткой логики. Первый – привлекателен своей адаптивностью, а второй – гибкостью и возможностью рассмотрения альтернативных решений. В связи с этим представляется интересным возможность объединения преимуществ этих подходов в рамках одного метода.

Постановка задачи. В настоящее время для решения задачи сегментации часто применяются различные методы нечеткой кластеризации, в основе которых лежит метод FCM (Fuzzy C – Means). Нечеткая или мягкая кластеризация вводит понятие нечетких кластеров и функцию принадлежности объектов к ним, изменяющуюся в интервале $[0,1]$, что позволяет оценить степень принадлежности объекта к тому или иному классу. В результате работы алгоритма FCM всем объектам ставится в соответствие вектор из функций принадлежности к каждому классу, на основе которого можно сделать выводы о природе данного объекта.

Однако, непосредственное применение такого подхода, в ряде случаев не позволяет обнаруживать тонкие структуры на низко контрастных изображениях. Кроме того, при выборе большого числа

нечетких классов и в случае работы с изображениями большой размерности кластеризация базовым алгоритмом FCM занимает достаточно много времени. При работе в режиме реального времени последний недостаток может привести к отказу от использования алгоритма FCM.

Поэтому интерес представляют модификации алгоритма FCM, направленные на повышение чувствительности кластеризации, например, FAFCM [1] или предложенная нами в [2] модификация алгоритма FCM с использованием динамического преобразования функции принадлежности, а также - на улучшение ее сходимости (уменьшение времени кластеризации).

В [3] нами была предложена модификация метода FCM с использованием карты Кохонена при вычислении центров нечетких классов (названная нами алгоритмом гибридной кластеризации SOM-FCM), обеспечивающая как повышение чувствительности нечеткой кластеризации, так и уменьшение времени ее выполнения.

Целью данной работы является разработка нового метода, сочетающего преимущества нечеткой и адаптивной кластеризации для повышения информативных возможностей при сегментации низко контрастных изображений.

Решение задачи. Задача нечеткой кластеризации формулируется следующим образом [4]: на основе исходных данных D определить такое нечеткое разбиение $\mathfrak{R}(A) = \{A_k \mid A_k \subseteq A\}$ или нечеткое покрытие $\mathfrak{Z}(A) = \{A_k \mid A_k \subseteq A\}$ множества A на заданное число c нечетких кластеров $A_k (k \in \{2, \dots, c\})$, которое доставляет экстремум некоторой целевой функции $f(\mathfrak{R}(A))$ среди всех нечетких разбиений или экстремум целевой функции $f(\mathfrak{Z}(A))$ среди всех нечетких покрытий.

Для уточнения вида целевой функции $f(\mathfrak{Z}(A))$ в рассмотрение вводятся некоторые дополнительные понятия. Прежде всего, предполагается, что искомые нечеткие кластеры представляют собой нечеткие множества A_k , образующие нечеткое покрытие исходного множества объектов кластеризации A , для которого имеет место следующие соотношение:

$$\sum_{K=1}^c u_{A_k}(a_i) = 1 (\forall a_i \in A), \quad (1)$$

где c – общее количество нечетких кластеров $A_k (k \in \{2, \dots, c\})$, которое считается предварительно заданным ($c \in N$ и $c > 1$).

Таким образом, базовый алгоритм FCM состоит из следующих шагов:

Инициализация числа кластеров c , значения m , начальных значений функции принадлежности u .

Вычисление значений центров нечетких кластеров:

$$v_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n (u_{ki})^m \cdot x_{ij}}{\sum_{i=1}^n (u_{ki})^m} (\forall k \in \{1, \dots, c\}) \quad (1)$$

где x_i – вектор размерности q , описывающий i -й пиксель исходного изображения, v_k вектор размерности q , описывающий центр k -го нечеткого кластера, u_{ki} – значение функции принадлежности i -го пикселя исходного изображения к k -му нечеткому кластеру; m – параметр, называемый экспоненциальным весом ($m > 1$).

Вычисление текущего значения целевой функции:

$$f_t = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c (u_{kj})^m \sum_{j=1}^q (x_{ij} - v_{kj})^2; \quad (2)$$

Вычисление текущих значений функции принадлежности:

$$u_{ik} = \left[\sum_{l=1}^c \frac{\left[\left(\sum_{j=1}^m (x_{ij} - v_{kj})^2 \right)^{1/2} \right]^{\frac{2}{m-1}}}{\left[\left(\sum_{j=1}^m (x_{ij} - v_{kl})^2 \right)^{1/2} \right]^{\frac{2}{m-1}}} \right]^{-1} (\forall k \in \{1, \dots, c\}). \quad (3)$$

Если разность целевых функций текущего и предыдущего шагов

$$|f_t - f_{t-1}| > \varepsilon \quad (4)$$

где ε – пороговое значение, то переход к пункту 2.

Предложенный нами в [3] алгоритм гибридной кластеризации SOM-FCM состоит из следующих шагов:

Инициализация числа кластеров c , значения m , начальных значений центров нечетких кластеров v_{fcm}^0 .

Кластеризации картой Кохонена исходных данных с использованием центров нечетких классов предыдущей итерации V_{fcm}^p в качестве начальных значений для кластеров (нейронов).

Размерность карты Кохонена равна $[2 * c, 1]$, причем каждое новое значение кластера получается на основании усреднения двух соседних значений кластеров из матрицы V_{fcm}^p .

Получения новых значений центров нечетких кластеров V_{som}^{p+1} путем выбора c центров кластеров, полученных в результате обучения карты Кохонена. Осуществление этого выбора является нетривиальной задачей, зависит от специфики исходных данных и, соответственно, влияет на результаты кластеризации.

Вычисление текущих значений функции принадлежности по формуле (3) с использованием V_{som}^{p+1} .

Вычисление текущего значения целевой функции по формуле (2) с использованием V_{fcm}^p .

Вычисление текущих значений центров нечетких кластеров V_{fcm}^{p+1} по формуле (1) для использования на следующей итерации.

Проверка условия (4) и переход к пункту 2 в случае его выполнения.

Экспериментальные результаты были получены на примере обработки двух изображений: тестового (200x200 пикселей), представляющего собой 7 геометрических объектов, зашумленного фоном (рис. 1а) и трехдиапазонного низко контрастного фотоснимка лесистой местности (256x256 пикселей), представленного на рис. 2а-2в.

Количество нечетких кластеров в эксперименте было выбрано равным 10 для тестового изображения и 15 - для фотоснимка, параметр $m = 2$, пороговое значение $\varepsilon = 10^{-5}$, максимальное количество итераций алгоритмов = 100. Все расчеты производились на компьютере, оснащенный процессором AMD Athlon 64 3000+ (2763 МГц, s939), оперативной памятью 1024Мб (частота работы 500 МГц), под управлением ОС Microsoft Windows XP Pro SP2 в среде Matlab 6.1.

Результаты кластеризации тестового изображения базовым алгоритмом FCM и предложенным методом представлены на рис. 1б и 1в, соответственно. Можно легко увидеть, что оба алгоритма выделили все 7 скрытых объектов, невидимых на исходном изображении. Однако, как показано в табл. 1, сходимость предложенного алгоритма по сравнению с базовым методом FCM

существенно выше, а затраченное на кластеризацию время меньше. Выбор 10 центров кластеров из 20, получаемых в результате выполнения шага 2 предложенного алгоритма, осуществлялся путем последовательного поочередного определения первых 5 центров с максимальным и минимальным количеством относящихся (имеющих минимальное евклидово расстояние) к ним пикселей исходного изображения.

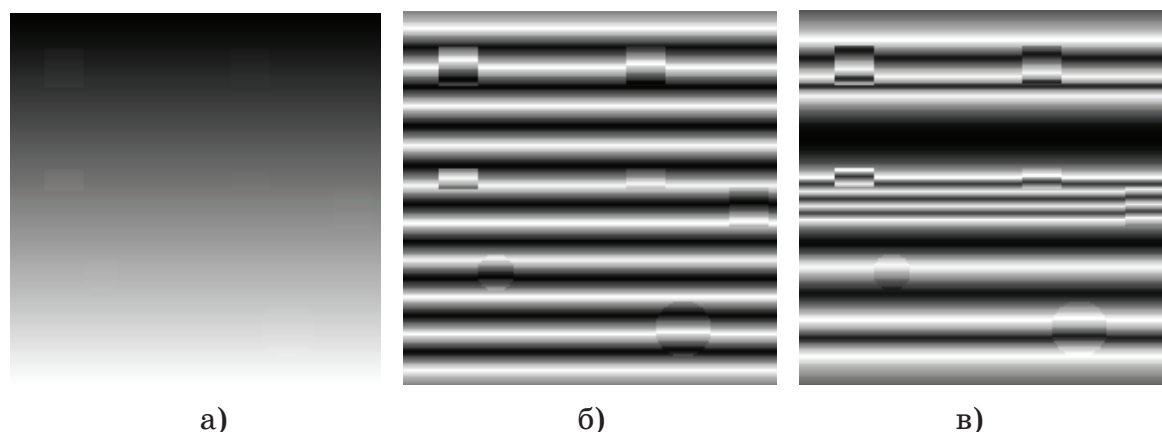


Рис. 1. а) – исходное тестовое изображение; б) результаты кластеризации алгоритмом FCM; в) результаты кластеризации предложенным методом

Таблица 1

Сравнение сходимости базового алгоритма FCM и предложенного алгоритма для используемых изображений

Изображение	Алгоритм	Время кластеризации, сек.	Число итераций
Тестовое Изображение	Алгоритм FCM	9.954	100
	Предложенный алгоритм	4.375	3
Фотоснимок	Алгоритм FCM	41.172	60
	Предложенный алгоритм	13.281	3

Результаты кластеризации фотоснимка базовым алгоритмом FCM и предложенным методом представлены на рис. 3а и 3б, соответственно. Очевидно, что базовый алгоритм FCM оказался неэффективным для этого изображения, в то время как предложенный метод обеспечил лучший уровень детализации, а также улучшил сходимость и уменьшил время кластеризации (таб.1).

Выбор 15 центров кластеров из 30, получаемых в результате выполнения шага 2 предложенного алгоритма, осуществлялся путем последовательного выбора первых 15 центров с минимальным количеством относящихся к ним пикселей исходного изображения.

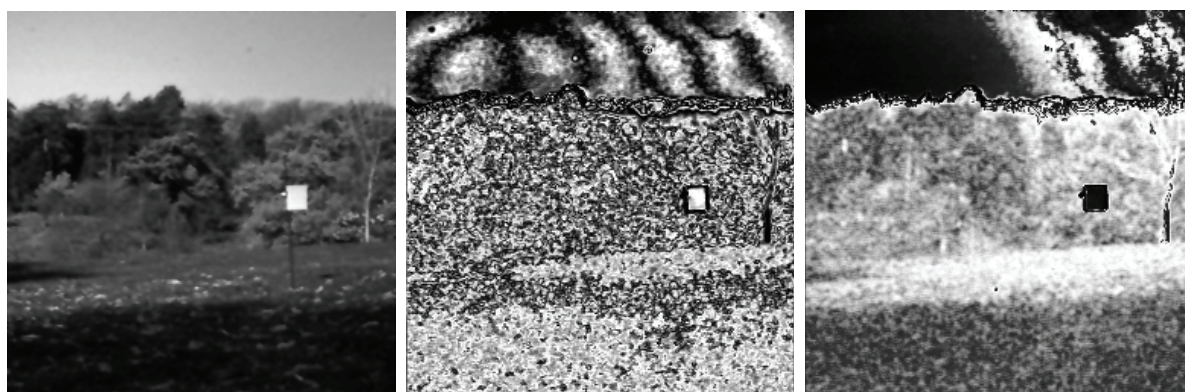


а)

б)

в)

Рис. 2. Трехдиапазонный низко контрастный фотоснимок



а)

б)

в)

Рис. 3. а) - высококонтрастный исходный фотоснимок; б) – результаты кластеризации фотоснимка базовым алгоритмом FCM; в) – результаты кластеризации фотоснимка предложенным методом

Метод был протестирован на различных типах изображений и на основании полученных результатов можно сделать следующие выводы:

Предложенный алгоритм обеспечивает лучшую сходимость и меньшее время кластеризации в сравнении с базовым алгоритмом FCM. Причем эта разница существенно увеличивается при увеличении размерности исходного изображения, а также при увеличении числа нечетких кластеров.

В случае применения предложенного алгоритма для мультиспектрального низко контрастного фотоснимка достигается повышение чувствительности кластеризации по сравнению с базовым алгоритмом FCM.

Процедура перехода от структуры, представленной картой Кохонена к нечеткому представлению является нетривиальной задачей, зависит от специфики исходных данных и влияет на результаты кластеризации.

ЛИТЕРАТУРА

1. Jiang Lei, Yang Wenhui A Modified Fuzzy C-Means Algorithm for Segmentation of Magnetic Resonance Images: Proc. VIIth Digital Image Computing: Techniques and Applications, Sun C., Talbot H., Ourselin S. and Adriaansen T. (Eds.), Sydney, December 2003, P. 225 – 231.
2. Ахметшина Л.Г., Егоров А.А. Модификация метода нечеткой кластеризации на основе динамического преобразования функции принадлежности, Матеріали міжнародної науково-практичної конференції “Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем” – 2006 – С. 6-7.
3. Ахметшина Л.Г., Егоров А.А. Модификация метода FCM с использованием карты Кохонена при вычислении центров нечетких классов, Матеріали міжнародної науково-практичної конференції “Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем” – 2007 – С. 6 - 7.
4. Леоненков А., Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH.: С–П.: БХВ–Петербург, 2003. – 719 с.

Получено 15.11.2007 г