

УДК 004.932.2

**А. В. Гороховатский**, канд. техн. наук

### **НЕЧЕТКАЯ НАПРАВЛЕННАЯ ЦВЕТОВАЯ КЛАСТЕРИЗАЦИЯ C-MEANS ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ПОИСКА ИЗОБРАЖЕНИЯ ПО ОБРАЗЦУ**

***Аннотация.** Предложены модификации классического метода кластеризации FCM для решения задачи поиска изображения по образцу. Рассмотрена процедура стабилизации кластеров, которая делает кластеризацию независимой от начальной инициализации. Предложены критерии досрочной остановки кластеризации при сравнении с образцом, экспериментальные исследования показали возможность сокращения времени обработки до 50% без ухудшения качества.*

***Ключевые слова:** направленная кластеризация, нечеткая кластеризация, цвет, кластер, поиск по образцу, критерий остановки, изображение.*

**О.В. Гороховатський**, канд. техн. наук

### **НЕЧІТКА СПРЯМОВАНА КОЛЬОРОВА КЛАСТЕРИЗАЦІЯ C-MEANS ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ПРОБЛЕМИ ПОШУКУ ЗОБРАЖЕННЯ ЗА ЗРАЗКОМ**

***Анотація.** Запропоновано модифікації класичного методу кластеризації FCM для вирішення задачі пошуку зображення за зразком. Розглянуто процедуру стабілізації кластерів, яка робить кластеризацію незалежною від початкової ініціалізації. Запропоновано критерії дострокової зупинки кластеризації при порівнянні із зразком, експериментальні дослідження показали можливість скорочення часу обробки до 50% без погіршення якості.*

***Ключові слова:** спрямована кластеризація, нечітка кластеризація, колір, кластер, пошук за зразком, критерій зупинки, зображення.*

**O. Gorokhovatskyi**, Ph.D.

### **FUZZY TARGETED COLOR C-MEANS CLUSTERING FOR SEARCHING THE IMAGE AFTER THE SAMPLE**

***Abstract.** The modifications of classical FCM clustering to solve the image searching problem after the sample are proposed. The procedure of cluster stabilization, which makes clustering independent on the starting initialization, is considered. The criteria of anticipatory clustering stop in comparing to the sample are proposed; the experimental research has confirmed the possibility to reduce the processing time up to 50% without quality degradation.*

***Keywords:** targeted clustering, fuzzy clustering, colour, cluster, search after the sample, stop criterion, image.*

**Вступление.** Поиск изображений по образцу (Query by Example - QBE) без анализа информации о контексте приобрел чрезвычайную популярность. Для реализации соответствующих методов часто используется сравнение характеристик цветового распределения, формы либо специфических признаков, которые содержат особенности контента изображения [1, 2, 3]. Изображения реального мира часто содержат объекты, которые характеризуются однородностью цветовых характеристик, вследствие чего методы анализа изображений на основе данных о цвете занимают не последнее место при анализе изображений и построении особенностей, используемых для поиска или распознавания.

Одним из наиболее простых и удобных методов автоматического построения признаков, основанных на распределении цвета, можно считать кластеризацию изображения, которая заключается в отнесении каждого из потенциальных признаков (чаще всего в качестве них рассматриваются пиксели) к одному из кластеров, которые обладают общими цветовыми свойствами. Значительной проблемой такого подхода при решении задачи, требующей сопоставления изображений, является возможное ложное распознавание семантически различных объектов, имеющих схожие цветовые характеристики.

В качестве основного метода выделения цветовых характеристик изображения будем использовать нечеткую кластеризацию [4-6]. Использование этого метода для получения

цветовых признаков, пригодных для поиска/распознавания было предложено в [7-11], однако, все эти подходы ориентированы на безусловное выполнение кластеризации рассматриваемого изображения без учета информации об образце с последующим сравнением кластеров.

Применение классической нечеткой кластеризации в задаче поиска изображений по образцу связано с нестабильностью нахождения одинаковых кластеров независимо от положения начальных центроидов, что усложняет процесс сравнения изображений.

Таким образом, исследование модификации метода нечеткой кластеризации с целью обеспечения устойчивости кластеров независимо от начальной инициализации и возможное досрочное прекращение кластеризации при отсутствии сходства с изображением-образцом с целью повышения быстродействия является актуальным. Статья посвящена разработке метода сопоставления изображений на основе нечеткой направленной кластеризации с-means цветовых характеристик изображения без анализа контекста и метаданных.

**Традиционная нечеткая кластеризация с-means.** Нечеткая кластеризация (FCM – Fuzzy C-Means) [4-6] отличается от детерминированной K-Means тем, что для каждого из кластеризируемых объектов определяются значения его функции принадлежности к каждому из известных кластеров, а не только к одному из них. Это имеет преимущества в основном, для граничных точек, которые могут принадлежать в равной степени различным кластерам.

Рассмотрим метод классической нечеткой кластеризации C-Means [4-6] в качестве базового подхода построения цветовых особенностей анализа изображения. Метод минимизирует следующую целевую функцию:

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C \mu_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2, m \geq 1,$$

где  $\mu_{ij}^m$  - функция принадлежности объекта  $x_i$  кластеру  $j$ ,  $c_j$  - центроид кластера

$j$ ,  $\| \cdot \|$  - норма, характеризующая степень близости объектов,  $C$  – количество кластеров,  $N$  – количество объектов (пикселей) на изображении.

Значения матричной функции принадлежности и центроидов обновляются итеративно в соответствии с:

$$\mu_{ij}^m = 1 / \left( \sum_{k=1}^C \left( \frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{2/(m-1)} \right),$$

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^N \mu_{ij}^m}.$$

Итерации метода выполняются до тех пор, пока максимальное отличие по всем кластерам между текущей и предыдущей итерацией не будет минимальным:

$$\max_{ij} \left| \mu_{ij}^{(k+1)} - \mu_{ij}^{(k)} \right| < \varepsilon,$$

где  $\varepsilon$  - погрешность,  $k$  - номер итерации.

Инициализация начальных центроидов кластеров при  $k = 0$  выполняется случайным образом (иногда указывается необходимость соблюдения условия невырожденности).

**Особенности инициализации центроидов кластеров.** Рассмотрим особенности практического применения метода FCM для решения задачи поиска изображения по образцу. В качестве сравниваемых признаков будем использовать только цветовые характеристики сформированных кластеров без учета информации о контексте.

Изображение, заданное в качестве образца, будем называть эталонным изображением (etalon), каждое из возможных потенциальных изображений базы данных, предназначенных для сравнения с эталоном, будем называть изображением-объектом (object) или изображением-кандидатом.

Использование традиционного метода FCM связано с проблемой зависимости результатов кластеризации от выбора зна-

чальных центроидов кластеров, которые выбираются случайным образом. Это может приводить к цветовым отклонениям даже в случае сопоставления одинаковых изображений (рис. 1).



а



б



в



г

Рис. 1 Результат кластеризации с использованием традиционного метода FCM: а – исходное изображение, б, в – результаты разбиения на 4 кластера с использованием случайной инициализации кластеров, г – разница между изображениями б и в.

Для того, чтобы минимизировать подобные риски и стабилизировать процесс кластеризации, рассмотрим возможность выбо-

ра детерминированных точек на этапе инициализации центроидов. В качестве начальных центроидов кластеров предложено выбрать следующие координаты пикселей, которые присутствуют на изображениях всех размеров:

$$c_i^{(0)} = I(i, i), i=1, 2, \dots, C. \quad (1)$$

Использование (1) замедляет процесс кластеризации, делая выбор начальных центроидов кластеров в большинстве случаев заведомо неудачным, тем не менее, она позволяет внести достаточный для сравнения изображений уровень определенности. Инициализация начальных центроидов кластеров с одинаковыми цветовыми характеристиками в процессе работы FCM может привести к вырожденному разбиению на меньшее число кластеров, выражение (1) безусловно, повышает подобную вероятность из-за близости цветовых характеристик выбранных точек. Для нейтрализации подобных случаев возможно добавление случайного шума в пределах нескольких элементов яркостей к центральным точкам каждого из начальных кластеров  $I(i, i)$ ,  $i=1, 2, \dots, C$ . Практические эксперименты показывают, что использование такого зашумления также способно оказывать влияние на результат кластеризации, однако эта ситуация возникает значительно реже, чем при случайной инициализации центроидов и не несет особых проблем.

**Направленная нечеткая кластеризация C-Means.** Пусть имеется информация об эталонном изображении в виде цветовых компонент  $H_i^{et}$ ,  $i=1, 2, \dots, C$  для каждого из сформированных методом FCM кластеров  $C$ . Пусть при этом разбиение образца на  $C$  кластеров было выполнено за  $K$  итераций.

Информация о текущем состоянии кластеров обновляется в процессе работы FCM с каждой новой итерацией  $k$ . Зная текущее состояние цветовых кластеров изображения-объекта  $H_i^{ob}(k)$ ,  $i=1, 2, \dots, C$  на текущей итерации  $k$ , можно судить о том, приближаются ли значения  $H_i^{ob}(k)$  к соответствующим

значениям  $H_i^{et}$  образца с ростом итераций  $k \rightarrow K$ . Очевидно, что если расстояние между цветовыми кластерами изображения-объекта и изображения-эталона имеет тенденцию к увеличению по мере роста числа итераций, разбиение на кластеры изображения-объекта будет далеким от разбиения образца.

Таким образом, процесс кластеризации можно прекратить при выполнении следующего условия:

$$\|H_i^{et} - H_i^{ob}(1)\| - \|H_i^{et} - H_i^{ob}(k)\| < 0, \quad (2)$$

$$\forall i = 1, 2, \dots, C, \quad \forall k = 2, 3, \dots, K.$$

С практической точки зрения условие (2) чаще выполняется на поздних итерациях и не приводит к существенному повышению эффективности. Рассмотрим также условие прекращения кластеризации при сравнении цветовых характеристик по другой модели. Представим кластеры эталонного изображения с использованием цветовых компонент по модели HSV  $H_i^{et} = \{h_i^{et}, s_i^{et}, v_i^{et}\}$ ,  $i=1, 2, \dots, C$  в виде облака точек в трехмерном пространстве. Пусть  $H_i^{ob}(1) = \{h_i^{ob}, s_i^{ob}, v_i^{ob}\}$ ,  $i=1$  – соответствующие значения цветовых кластеров изображения-объекта после первой итерации. Совокупность линий из точек  $H_i^{ob}(1)$  в соответствующие точки  $H_i^{et}$  представляет траектории реализации наиболее эффективной стратегии обучения для всех кластеров одновременно. Текущее состояние кластеров  $H_i^{ob}(k)$  на каждой из итераций  $k$  образует новый набор точек в трехмерном пространстве. Отслеживая отклонения каждого из них, можно судить о скорости сходимости и соответствии текущего состояния кластеров эффективной траектории.

Критерий остановки процесса кластеризации может быть сформулирован в виде:

$$\|H_i^{et} - H_i^{ob}(1)\| - \|H_i^{et} - H_i^{ob}(k)\| - \|H_i^{ob}(k) - H_i^{ob}(1)\| > \delta, \quad (3)$$

$$\forall i = 1, 2, \dots, C, \quad \forall k = 2, 3, \dots, K$$

что соответствует нарушению условия расположения точек, характеризующих текущее состояние кластеров  $H_i^{ob}(k)$  на прямых траекториях из точек  $H_i^{et}$  в точки  $H_i^{ob}(1)$  в трехмерном пространстве с допустимым отклонением  $\delta$ . Экспериментальные исследования показали эффективность использования значения  $\delta=0.2$ .

Общий процесс решения задачи поиска изображения по образцу с помощью направленной кластеризации можно представить в виде схемы, показанной на рис. 2. После выбора изображения-образца и необязательной предобработки (которая может включать улучшение изображения, изменение размера и т.п.) выполняется FCM. С учетом дальнейшей направленности метода, реализация FCM для изображения-образца может быть выполнена как с использованием (1), так и в традиционном виде с применением случайной инициализации начальных кластеров. Далее, для каждого из потенциальных изображений-кандидатов выполняется направленный метод FCM с проверкой условий остановки на каждой итерации. В случае выполнения таких условий текущее изображение-объект считается не похожим на эталон, в противном случае оно может быть сравнено с образцом. После обработки всех объектов выполняется подготовка результатов, их сортировка и вывод на экран.

**Экспериментальные результаты.** Исследование качества работы предложенных методов направленной кластеризации на основе FCM было проведено на базе данных авторских фотографий объемом 800 изображений, каждое из которых имеет размер 2816x2112 пикселей. Все изображения перед обработкой были уменьшены до размера 100x75 пикселей. Сравнение цветовых составляющих проводилось с использованием

модели HSV, которая показала себя с более выгодной стороны в сравнении с RGB.

Оценка качества была проведена по первым 100 результатам поиска с использованием следующих показателей:

$$C_{diff} = \sum_{i=1}^{Rn} \sum_{j=1}^C \left| K_j^{et} - K_j^{ob}(\text{position}(i)) \right|,$$

$$Pos_{diff} = \frac{\sum_{i=1}^{Rn} i}{\sum_{i=1}^{Rn} \text{position}(i)},$$

$$Q = \# \{ i \mid \text{position}(i) < Rn \} / Rn,$$

где  $Rn$  - количество релевантных изображений, которые аналогичны образцу, известное априори,  $\text{position}(i)$  - позиция каждого из найденных релевантных изображений в результате поиска. Таким образом,  $Pos_{diff} = 1$ , если все релевантные изображения находятся в начале поискового результата. Недостатком этого показателя является его существенная зависимость от каждого изображения-кандидата в поисковом результате в случае незначительного количества релевантных изображений.

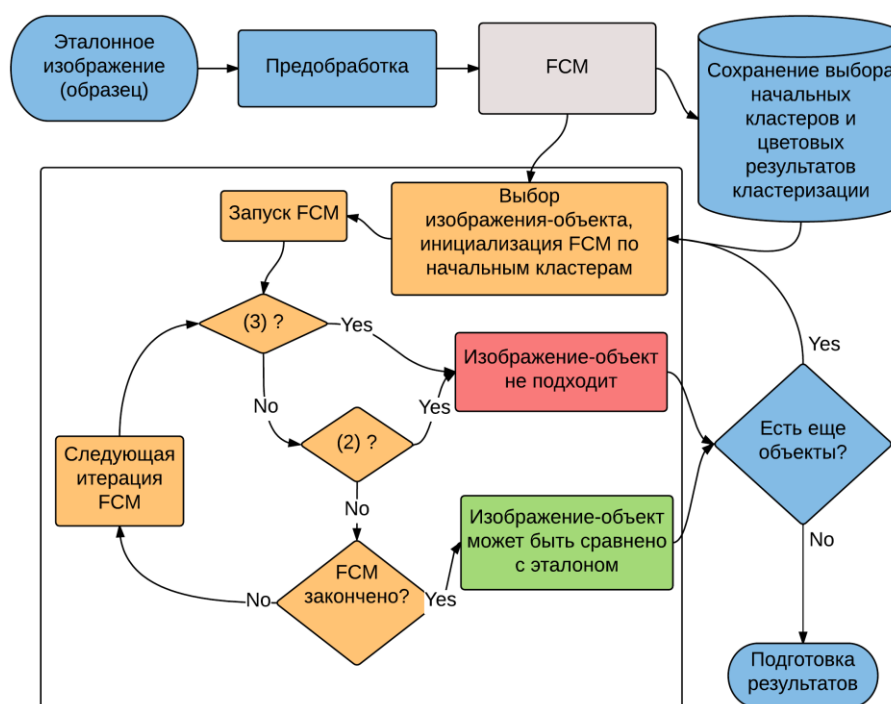


Рис. 2 Схема направленной кластеризации FCM

Значение  $C_{diff}$  показывает суммарное отклонение всех найденных релевантных изображений по отношению к эталону, при этом должно быть выполнено условие  $C_{diff} = 0$  при  $Rn = 1$ , т.е. образец не должен отличаться от самого себя.

Значение  $Q$  представляет собой обобщенный показатель качества поиска и отоб-

ражает количество найденных изображений, которые находятся в начале списка результатов поиска. Максимальное значение  $Q$  равно 1 и соответствует ситуации, когда все релевантные изображения, которые соответствуют заданному образцу, располагаются в начале поискового результата без учета их порядка между собой.

В таблице 1 представлены результаты поиска изображений и сравнительные характеристики рассматриваемых методов. Для всех случаев поиск был выполнен с использованием двух кластеров. Сравнение было выполнено для следующих методов:

-  $M_1$  - метод на базе традиционной кластеризации FCM с использованием процедуры стабилизации на базе (1);

-  $M_2$  - метод на базе направленной кластеризации FCM с использованием процедуры стабилизации на базе (1) и критерия остановки (2);



-  $M_3$  - метод на базе направленной кластеризации FCM с использованием процедуры стабилизации на базе (1) и критериев остановки (2) и (3);

-  $M_4$  - метод на базе направленной кластеризации FCM с использованием традиционной случайной инициализации при кластеризации образца и критериев остановки (2) и (3).

В таблице 1 представлены изображения-образцы, сравниваемые методы, априори известное количество релевантных изображений  $Rn$ , которые считаются идентичными образцу, показатели  $C_{diff}$ ,  $Pos_{diff}$  и  $Q$ , которые определяют качество поиска. Последний столбец позволяет оценить быстродействие каждого из методов по отношению к традиционному методу  $M_1$ , время которого равно единице.

Анализируя результаты исследований, можно судить о том, что использование направленной кластеризации FCM позволяет существенно повысить быстродействие в сравнении с традиционным методом FCM при сохранении либо незначительном снижении качества поиска. Например, поиск изображения-образца №1 с использованием предложенной направленной кластеризации можно ускорить практически на 45% без потери качества, используя критерии остановки (2) и (3) и стабилизацию (1). Эксперименты с изображениями №2-5 показывают, что наиболее эффективным с точки зрения быстродействия является метод  $M_4$ , который сочетает традиционно случайную инициализацию кластеров для эталона с использованием предложенной направленной кластеризации на основе критериев (2) и (3). При этом возможно как падение качества распознавания (для эталонов №3 и №5), так и сохранение либо улучшение (эталон №2 и №4).

На рис. 3 показаны результаты поиска для образца №4 с использованием метода  $M_4$ . Первая строка отображает 5 первых результатов поиска, вторая – найденные изображения с 5 по 10 позицию, третья – с 11 по 15 соответственно. Как можно увидеть, только один из результатов (на 13 месте) не соответствует заданному образцу.

	Образец	Метод	$Rn$	$C_{diff}$	$Pos_{diff}$	$Q$	Время
		$M_1$	6	0,4	0,53	0,83	1
		$M_2$		0,4	0,55	0,83	0,64
		$M_3$		0,4	0,57	0,83	0,54
		$M_4$		0,4	0,5	0,83	0,72
		$M_1$	4	0,85	1	1	1
		$M_2$		0,86	1	1	0,87
		$M_3$		0,86	1	1	0,6
		$M_4$		0,8	1	1	0,39




Образец	Метод	$Rn$	$C_{diff}$	$Pos_{diff}$	$Q$	Время
	$M_1$	4	1,94	0,06	0,75	1
	$M_2$		1,12	1	1	1
	$M_3$		1,12	1	1	0,95
	$M_4$		1,77	0,46	0,5	0,54
	$M_1$	15	1,7	0,75	0,73	1
	$M_2$		1,7	0,75	0,73	0,89
	$M_3$		1,7	0,47	0,73	0,66
	$M_4$		1,71	0,7	0,8	0,42
	$M_1$	13	1,68	0,3	0,76	1
	$M_2$		1,68	0,3	0,76	0,97
	$M_3$		2,2	0,37	0,69	0,65
	$M_4$		1,45	0,22	0,69	0,52

Табл. 1 Сравнительные результаты поиска изображений по образцу для рассматриваемых методов

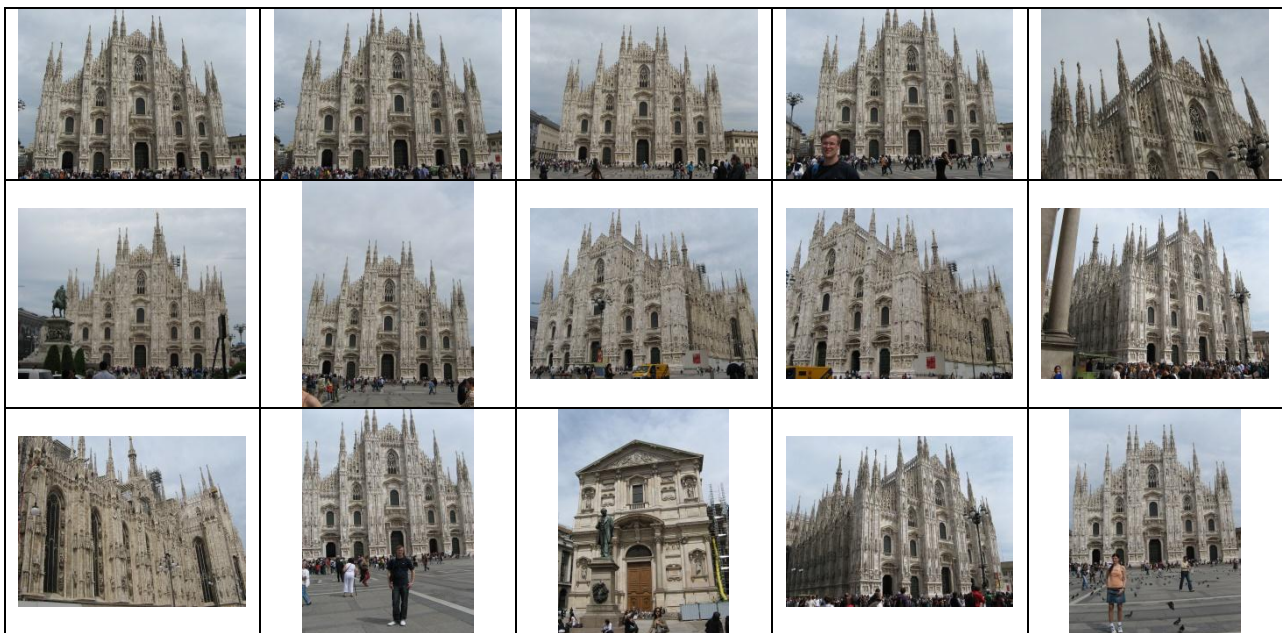


Рис.3 Визуализация результатов поиска по образцу №4 на основе метода  $M_4$

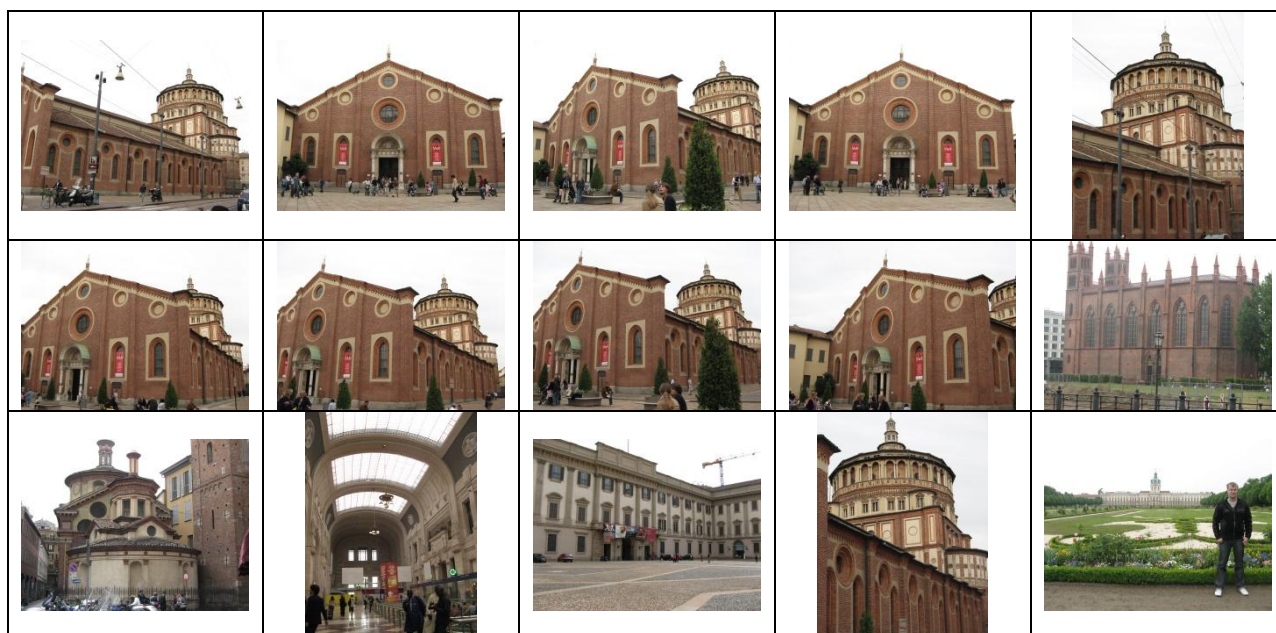


Рис.4 Визуализация результатов поиска по образцу №5 на основе метода  $M_4$

На рис. 4 показаны результаты поиска для образца №5 с реализацией метода  $M_4$ . Показатель  $Q$  для этого результата составил 0,69, что соответствует 9 релевантным результатам, расположенным на позициях с 1 по 13.

**Выводы.** В статье предложены модификации метода FCM, которые дают возможность использовать кластеризацию как основной инструмент при решении задачи поиска по образцу.

Рассмотрена процедура стабилизации (1), которая дает возможность сравнить результаты кластеризации изображений на основе FCM независимо от инициализации кластеров.

Предложены критерии остановки процесса кластеризации (2) и (3) в тех случаях, когда текущее положение кластеров не приближается к положениям, соответствующим положениям изображения-образца. Экспериментальные исследования показали, что подобная стратегия позволяет сэкономить время обработки всей базы изображений от 5% до 50% по сравнению с классическим FCM.

Области применения предложенной направленной кластеризации ограничены решением задач, связанных с анализом и сравнением только цветовых компонент изображений без учета контекста, структурных характеристик и метаданных.

В работе не поднимаются вопросы исследований поиска количества кластеров и зависимости предложенных методов от этого количества, не исследовано влияние параметра фаззификации, также не выполнено сравнение качества и быстродействия поиска на традиционных базах данных изображений и с уже существующими методами.

#### Список использованной литературы

1. Darshak, G., Trivedi, A. (2015) Content based image retrieval techniques – Issues, analysis and the state of the art, Available at: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.467.9912&rep=rep1&type=pdf> (accessed 27.09.2015).
2. Long, F., Zhang, H. and Feng, D. (2003), Fundamentals of Content-based Image retrieval, Springer Berlin Heidelberg, pp.1 – 26 (In English).
3. Westerveld, T. (2000), Image Retrieval: Content versus Context, Recherche



d'Information Assistee par Ordinateur, pp. 276-284 (In English).

4. Dunn, J. (1973) A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and its Use in Detecting Compact, Well Separated Clusters, *Cybernetics and Systems*, Issue 3, pp. 32-57 (In English).

5. Bezdek, J. (1973), *Fuzzy Mathematics in Pattern Classification*, PhD Thesis, Cornell University, Ithaca, NY (In English).

6. Bezdek, J. (1981), *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*, Kluwer Academic Publishers Norwell, MA, USA.– ISBN:0306406713 (In English).

7. Das, S. (2013), *Pattern Recognition using the Fuzzy c-means Technique*, *International Journal of Energy, Information and Communications*, Vol. 4, Issue 1 (In English).

8. Kankanhalli, M., Mehtre, B. and Wu, R. (1996), Cluster-based color matching for image retrieval, *Pattern Recognition*, Vol. 29, Issue 4, April 1996, pp. 701–708 (In English).

9. Raja, N. and Bhanu, K. (2013), Content Bases Image Search And Retrieval Using Indexing By KMeans Clustering Technique, *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, Vol. 2, Issue 5, May 2013 (In English).

10. Puviarasan, N., Bhavani, R. and Vasanthi, A. (2014), Image Retrieval Using Combination of Texture and Shape Features, *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, Vol. 3, Issue 3, March 2014, pp. 5873-5877 (In English).

11. Gu W. and Zhang H. (2014), Content-based Image Retrieval with WISFC, *Journal of Computational Information Systems*, Vol. 10, Issue 9, pp. 3871–3877 (In English).



Гороховатский Алексей Владимирович,  
кандидат технических наук,  
доцент, доцент кафедры Информатики и компьютерной техники Харьковского национального экономического университета имени Семена Кузнецца,  
(0572) 702-06-74, доп.4-38,  
Харьков, проспект Ленина 9а, 61166, Украина,  
oleksii.gorokhovatskyi@gmail.com

Получено 29.09.2015