

УДК 681.325

С.И. РУСОВИЧ, Н.Н. ПОНОМАРЕНКО

*Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ»***ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ МЕТОДОВ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИ ФОРМИРОВАНИИ КОДОВЫХ КНИГ В ЗАДАЧАХ ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

*Особенностью кластеризации при формировании кодовых книг в цифровой обработке изображений является использование сложных нелинейных функций расстояния между элементами множества. Кроме того, количество элементов в этих множествах может достигать десятков миллиардов, что обуславливает использование только быстрых методов кластеризации. В работе осуществляется сравнительный анализ двух таких методов кластеризации: кластеризации медианным сечением и кластеризации по граничному элементу множества. В качестве функций расстояния используются евклидово расстояние и коэффициент корреляции Пирсона. Показателем качества кластеризации является средняя ошибка поиска подобных блоков по дереву кластеров. Показано, что при использовании евклидова расстояния оба анализируемых метода обеспечивают сравнимую ошибку поиска. В то же время при использовании нелинейного расстояния (корреляции Пирсона) кластеризация по граничному элементу множества обеспечивает на 5-10% меньшие значения ошибки поиска, чем кластеризация медианным сечением.*

**Ключевые слова:** кластеризация, векторное квантование, поиск изображений по подобию, сжатие изображений с потерями

**Введение**

Кластеризация и векторное квантование [1, 2] находят применение в широком спектре задач цифровой обработки изображений (ЦОИ). В некоторых из них, например, в сжатии изображений с потерями на основе векторного квантования [3] эти методы используются для сокращения размерности кодируемых данных. В других методах ЦОИ кластеризация используется для ускорения поиска участков изображений, подобных заданному участку, среди большого числа образцов. К таким методам относятся методы подавления шума на изображениях [4], методы слепого оценивания дисперсии и спектра шума [5], методы оценивания визуального качества изображений [6]. С появлением Интернета и развитием поисковых систем возник новый класс задач - поиск изображений по визуальному подобию. При этом кластеризация для таких задач является необходимым условием, ведь поиск приходится осуществлять в реальном времени среди большого количества изображений. В частности, только поисковой системой Google на данный момент включено в поисковый индекс более 56 миллиардов изображений, выложенных в сети Интернет.

Наиболее широко известны методы кластеризации, такие как k-means [1, 7] или метод объединения в пары ближайших соседей [1], являются слишком медленными для использования в задачах ЦОИ [8]. К тому же в наиболее эффективных методах ЦОИ, ориентированных на обеспечение максимального визуального качества результатов обработки

изображений, учитываются те или иные особенности системы визуального восприятия человека (СВВЧ), в частности при оценивании визуального отличия между двумя заданными блоками изображения. Из-за сложности моделирования СВВЧ такие функции расстояния являются сложными и нелинейными. Часто такая функция задана в виде черного ящика (например, в виде обученной и настроенной искусственной нейронной сети). И для многих методов кластеризации, например, таких как k-means, нет никакой возможности учесть при нахождении центров кластеров значения этой функции.

В данной работе анализируются два быстрых метода кластеризации. Первым из них является кластеризация медианным сечением (КМС). Этот метод на каждом шаге кластеризации использует для разбиения кластера на две половины ту из координат, по которой значения элементов множества имеют наибольшую дисперсию. Таким образом, КМС не может учитывать нелинейный характер функций расстояния, используемых в задачах ЦОИ. Вторым методом является метод кластеризации по граничному элементу множества (КГЭМ) [9]. КГЭМ был разработан для учета функций расстояния между элементами множества, заданной в произвольной форме, например, в виде черного ящика. Оценивание эффективности этих методов кластеризации осуществляется для двух случаев: использования линейной функции расстояния (евклидово расстояние) и нелинейной функции расстояния (коэффициент корреляции Пирсона).

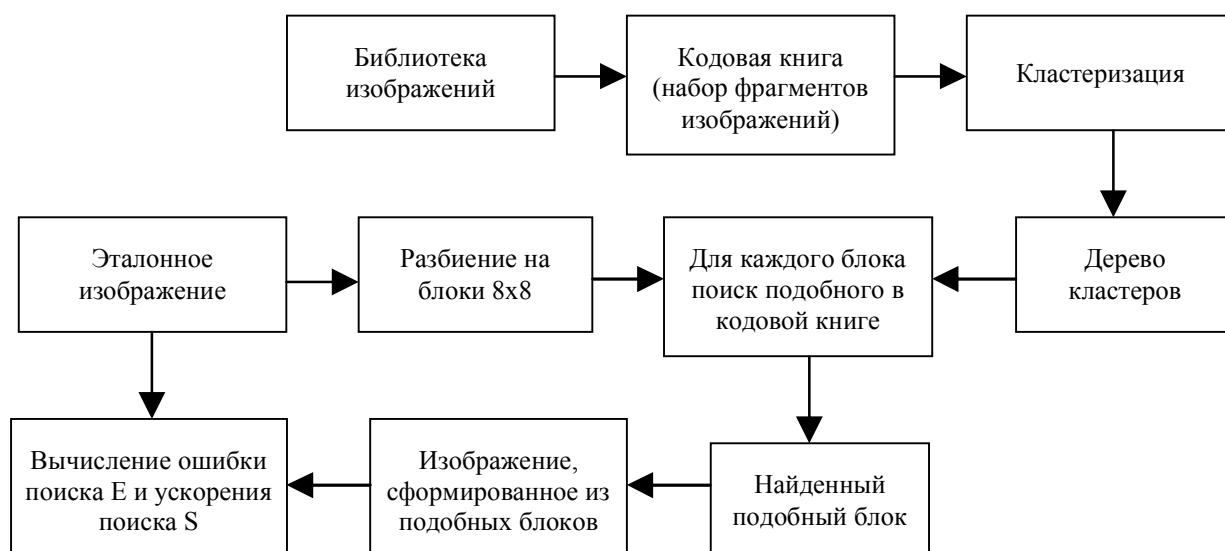


Рис. 1. Структурная схема проведения исследований

## 1. Описание экспериментов

На рис. 1. приведена структурная схема проведения исследований для заданного метода кластеризации и заданной функции расстояния.

Для кластеризации использовалась библиотека из 100 оптических цветных изображений с размерами от 320x500 пикселей до 450x600 пикселей. Каждое изображение разбивалось на блоки 8x8 встык, из которых затем формировалась кодовая книга для кластеризации.

При проверке эффективности кластеризации эталонное изображение  $I^{et}$  разбивалось на блоки 8x8, причем для каждого блока эталонного изображения  $V$  осуществлялся поиск по дереву кластеров наиболее похожего на него блока  $V^s$ . Из найденных блоков  $V^s$  формировалось новое изображение  $I^s$ . По изображениям  $I^{et}$  и  $I^s$  вычислялась ошибка поиска  $E$  в соответствии с выражением

$$E(I^{et}, I^s) = \sqrt{T \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^3 (I^{et}[i, j, k] - I^s[i, j, k])^2}, \quad (1)$$

где  $M$  и  $N$  - размеры изображения по вертикали и по горизонтали, соответственно; индекс  $k$ , изменяющийся от 1 до 3 указывает на номер цветовой компоненты;  $T$  - поправочный коэффициент, равный  $1/M/N/3$ .

Ускорение поиска  $S$  вычисляется в соответствии с выражением

$$S = U / (\log_2 U + R), \quad (2)$$

где  $U$  - число блоков в кодовой книге;  $\log_2 U$  - количество вычислений функций расстояния, необходи-

мых для нахождения пути по узлам дерева к кластеру;  $R$  - число блоков в кластере дерева.

В работе использовались два эталонных изображения, черно-белые варианты которых приведены на рис. 2.



Рис. 2. Эталонные изображения №1 (сверху) и №2 (снизу), используемые в экспериментах

## 2. Сравнительный анализ эффективности методов кластеризации

В таблице 1 приведены результаты сравнения КГЭМ со случайным прореживанием при поиске подобных блоков, позволяющим добиться того же ускорения.

Таблица 1

Ошибка поиска E для сравнения кластеризации, полного перебора и случайного прореживания

R	Полный перебор	КГЭМ	Случайное прореживание	S
Эталонное изображение №1				
32	22,95	27,61	35,06	1452
64		26,72	33,52	861
128		26,03	31,86	471
256		25,42	30,57	246
512		24,90	29,48	125
Эталонное изображение №2				
32	19,47	23,95	32,67	1501
64		23,16	30,76	891
128		22,47	29,08	488
256		21,91	27,53	255
512		21,41	26,20	130

Видно, что использование кластеризации при ускорении поиска порядка 1500 раз приводит к росту ошибки поиска по сравнению с полным перебором на 20-25%, в то время как использование случайного прореживания области поиска приводит к росту ошибки поиска на 60-70%.

В таблице 2 приведены результаты сравнения КГЭМ и КМС при использовании разных функций расстояния.

Таблица 2

Значение ошибки поиска E для КГЭМ и КМС при использовании разных функций расстояния

R	Эвклидово расстояние		Корреляция Пирсона	
	КГЭМ	КМС	КГЭМ	КМС
Эталонное изображение №1				
32	27,61	27,53	22,01	23,15
64	26,72	26,85	21,50	22,68
128	26,03	26,22	21,12	22,22
256	25,42	25,72	20,72	21,80
512	24,90	25,19	20,36	21,41
Эталонное изображение №2				
32	23,95	24,06	18,39	19,97
64	23,16	23,32	17,96	19,46
128	22,47	22,69	17,51	18,94
256	21,91	22,11	17,18	18,47
512	21,41	21,69	16,84	18,11

Хорошо видно, что при использовании эвклидова расстояния оба метода кластеризации обладают примерно одинаковой эффективностью (разница в значениях E для КГЭМ и КМС не превышает 0,3). В то же время при использовании в качестве расстояния коэффициента корреляции Пирсона эффективность КМС падает из-за невозможности учесть при формировании дерева кластеров нелинейный характер функции расстояния. При этом разница между значениями ошибки E для КМС и КГЭМ уже становится существенной и в ряде случаев приближается к 10%.

Следует также отметить, что использование корреляции Пирсона по сравнению с эвклидовым расстоянием позволяет уменьшить значение ошибки поиска для обоих анализируемых методов кластеризации. Это связано с тем, что коэффициент корреляции Пирсона является инвариантным к дисперсии и среднему уровню блоков. Поэтому после того, как для блока B найден блок  $B^s$  с максимальным значением коэффициента корреляции, для блока  $B^s$  выполняется коррекция масштаба и среднего уровня в соответствии с выражением

$$B^s = (B^s - \bar{B}^s)P + \bar{B}, \quad (3)$$

где P - масштабный коэффициент, вычисляющийся как

$$P = \sum_{i=1}^{192} (B_i - \bar{B})(B_i^s - \bar{B}^s) / 192 / \sigma_{B^s}^2, \quad (4)$$

где 192 - число пикселей в блоке (с учетом трех цветных плоскостей),  $\sigma_{B^s}^2$  - дисперсия в блоке  $B^s$ .

## Заключение

В работе осуществлен сравнительный анализ двух быстрых методов кластеризации при их использовании в задачах ЦОИ. Показано, что при использовании сложных нелинейных функций расстояния, типичных для задач ЦОИ преимущество имеют методы кластеризации, способные учитывать при построении дерева кластеров функцию расстояния, заданную в виде черного ящика.

## Литература

1. Gersho, A. *Vector Quantization and Signal Compression [Text] / A. Gersho, R.M. Gray. - Boston, MA: Kluwer, - 1992. - 732 p.*
2. *Факторный, дискриминантный и кластерный анализ [Текст]: пер. с англ. / О. Ким, Ч.У. Мюллер, У.Р. Клекка и др.; под ред. И.С. Енюкова. - М.: Финансы и статистика, 1989. - 215с.*
3. Venkatraman, M. *Object-Based SAR Image*

*Compression Using Vector Quantization [Text] / M. Venkatraman, H. Kwon, N. Nasrabadi // IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems. - October, 2000. - Vol. AES-36, N 4. - P. 1036-1046.*

4. Dabov, K. *Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering [Text] / K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, K. Egiazarian // IEEE Transactions On Image Processing. - 2007. - Vol. 16, issue 8. - P. 2080-2095.*

5. Пономаренко, Н.Н. *Метод слепой оценки на изображениях характеристик аддитивного Гауссова шума с неравномерным спектром [Текст] / Н.Н. Пономаренко // Авиационно-космическая техника и технология. - 2009. - №2 (59). - С. 82-90.*

6. *Self-Similarity Measure for Assessment of Image Visual Quality [Text] / N. Ponomarenko, L. Jin, V. Lukin, K. Egiazarian // Proceedings of 13th Interna-*

*tional Conference Advances Concepts for Intelligent Vision Systems (ACIVS). - Ghent, Belgium. - August 22-25, 2011. - P. 459-470.*

7. Lloyd, S.P. *Least squares quantization in PCM [Text] / S. P. Lloyd // Spec. issue on quantization, IEEE Trans. Inform. Theory. - 1982. - Vol. 28. - P. 129-137.*

8. Arthur, D. *How Slow is the k-means Method? [Text] / D. Arthur, S. Vassilvitskii // Proceedings of the Symposium on Computational Geometry. - Arizona, USA. - June 5-7, 2006. - P. 144-153.*

9. Пономаренко, Н.Н. *Быстрая кластеризация в многомерном пространстве для задач поиска подобия [Текст] / Н.Н. Пономаренко // Системи обробки інформації: зб. наук. пр. Харків. ун-та Повітряних Сил ім. І. Кожедуба. - 2009. - Вып. 2(76). - С. 79-82.*

*Поступила в редакцию 03.09.12*

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф., проф. кафедры приема, передачи и обработки сигналов В.В. Лукин, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского "ХАИ", г. Харьков.

## ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДІВ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ ПРИ ФОРМУВАННІ КОДОВИХ КНИГ В ЗАДАЧАХ ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ

*С.І. Русович, М.М. Пономаренко*

Особливістю кластеризації при формуванні кодових книг в цифровій обробці зображень є використання складних нелінійних функцій відстані між елементами множини. Крім того, кількість елементів в цих множинах може досягати десятків мільярдів, що зумовлює використання тільки швидких методів кластеризації. У роботі здійснюється порівняльний аналіз двох таких методів кластеризації: кластеризації медіанним перетином і кластеризації за граничним елементом множини. В якості функцій відстані використовуються евклідова відстань і коефіцієнт кореляції Пірсона. Показником якості кластеризації є середня помилка пошуку подібних блоків за деревом кластерів. Показано, що при використанні евклідової відстані обидва аналізовані методи забезпечують порівнянну похибку пошуку. У той же час при використанні нелінійної відстані (кореляції Пірсона) кластеризація за граничним елементом множини забезпечує на 5-10% менше значення похибки пошуку, ніж кластеризація медіанним перетином.

**Ключові слова:** кластеризація, векторне квантування, пошук зображень за подібністю, стиск зображень с втратами

## RESEARCH OF EFFECTIVENESS OF CLUSTERING METHODS FOR CODEBOOK FORMING IN DIGITAL IMAGE PROCESSING

*S.I. Rusovich, N.N. Ponomarenko*

One of peculiarities of clustering for codebook forming in digital image processing is the use of complex non-linear functions of the distance between elements of clustered set. In addition, the number of elements in such sets can be tens of billions, that causes only use fast clustering methods. Goal of the paper is a comparative analysis of two methods of clustering: clustering by median splitting and edge clustering. Euclidean distance and Pearson correlation coefficient are used as functions of distance. A criterion of the quality of clustering is the average error of searching similar blocks by the tree of clusters. It is shown that for usage of Euclidean distances both analyzed methods provide comparable error of searching. At the same time, for usage of a nonlinear distance (Pearson correlation) edge clustering provides 5-10% less error value than clustering by median splitting.

**Key words:** clustering, vector quantization, image similarity, image lossy compression.

**Русович Сергей Иванович** - магистрант кафедры приема, передачи и обработки сигналов, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: rusovich\_serгей@mail.ru

**Пономаренко Николай Николаевич** - д-р техн. наук, доцент кафедры приема, передачи и обработки сигналов, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: nikolay@ponomarenko.info