

**МЕТОД АВТОМАТИЧЕСКОГО ОПРЕДЕЛЕНИЯ КОЛИЧЕСТВА
КРУПНОМАСШТАБНЫХ ЦВЕТОВЫХ КЛАСТЕРОВ НА ИЗОБРАЖЕНИИ**

**МЕТОД АВТОМАТИЧНОГО ВИЗНАЧЕННЯ КІЛЬКОСТІ
КРУПНОМАСШТАБНИХ КОЛІРНИХ КЛАСТЕРІВ НА ЗОБРАЖЕННІ**

**THE AUTOMATED METHOD OF THE IMAGE LARGE-SCALE
COLOR CLUSTERS COUNT EVALUATION**

Аннотация. В статье предложен метод автоматического определения количества пространственно-локализованных крупномасштабных цветовых кластеров на изображении, который не подвержен недостаткам недо- и пересегментации. Метод включает сглаживание собственных векторов сингулярного разложения изображений скользящим средним, что позволяет использовать для нахождения количества цветовых кластеров простой в реализации алгоритм.

Анотація. В статті запропонований метод автоматичного визначення кількості просторово-локалізованих крупномасштабних колірних кластерів на зображенні, що не підданий недолікам недо- та пересегментації. Метод включає згладжування власних векторів сингулярного розкладання зображень ковзаючим середнім, що дозволяє використовувати для знаходження кількості колірних кластерів простий в реалізації алгоритм.

Summary. The automated method of the image large-scale and divided in space color clusters count evaluation have been proposed in the paper. This method doesn't have the drawbacks of the oversegmenting and undersegmenting. The method includes the smoothing of eigenvectors of image singular decomposition using the mean shift technique. It gives the possibility to use the simple algorithm to evaluate the color clusters count.

Исторически так сложилось, что первые исследования в сфере контекстного поиска по изображениям были направлены на разработку глобальных дескрипторов изображений, методов их выделения и сравнения. Для зрительной системы человека характерно восприятие изображений на уровне объектов [1]. А поиск отдельных объектов по глобальным дескрипторам изображений, в основном, даёт неудовлетворительные результаты, поскольку дескриптор, представляющий изображение в целом, зачастую не отображает существенных признаков отдельных объектов. Это послужило причиной появления новой идеологии контекстного поиска по изображениям, а именно контекстный поиск по регионам (RBIR – Region-based image retrieval).

Нерешённой проблемой при проектировании и практической эксплуатации RBIR является отсутствие эффективной системы автоматической сегментации и выделения объектов на изображении [2]. Существующим в RBIR системам сегментации присущи недостатки пересегментации (выделенные области представляют собой отдельные части объектов) и недосегментации (выделенные области содержат в себе одновременно несколько объектов). Ошибки, допущенные на этапе сегментации, могут привести к неверно сформированным запросам либо ошибочным дескрипторам изображений. Так, например, системы контекстного поиска Blobworld [3] и Netra [4] предоставляют пользователю возможность ручного выделения региона-запроса на изображении.

Однако, на сегодняшний день отсутствуют методы, позволяющие автоматически определить количество пространственно-локализованных крупномасштабных цветовых кластеров на изображении. Поэтому цель данной работы – разработка автоматического метода определения количества пространственно-локализованных крупномасштабных цветовых кластеров на изображении, который не зависел бы от семантического контекста изображения.

В работах [5, 6] рассмотрено аддитивное разложение компонент цветности C_R , C_G и C_B изображений на сингулярные составляющие $C_{(i)k}$:

$$C_R = C_{(R),1} + C_{(R),2} + \dots + C_{(R),D_R},$$

$$C_G = C_{(G),1} + C_{(G),2} + \dots + C_{(G),D_G},$$

$$C_B = C_{(B),1} + C_{(B),2} + \dots + C_{(B),D_B}, \quad (1)$$

$$C_{(i)k} = \lambda_k^{(i)} U_{(i),k} V_{(i),k}^T, \quad V_{(i),k} = \frac{1}{\lambda_k^{(i)}} C_i^T U_{(i),k},$$

где $\lambda_k^{(i)}$ – упорядоченные по убыванию ненулевые собственные значения симметрической матрицы $\Sigma_i = C_i C_i^T$, $i \in (R, G, B)$, $D_i = \arg \max (k, \lambda_k > 0)$; $U_{(i),k}$ – соответствующие данным собственным значениям собственные векторы; $V_{(i),k}$ – соответствующие правые сингулярные векторы.

В [5] показано, что первые три сингулярные компоненты содержат информацию о крупномасштабных цветовых кластерах изображения, а именно: только крупномасштабные составляющие изображения и примерную их локализацию на изображении. А количество крупномасштабных цветовых кластеров k_s определяется характером третьего собственного вектора $U_{(i),3}$ цветовой компоненты C_i с максимальным собственным значением $\lambda_1^{(i)}$, $i \in (R, G, B)$, и может быть определено по формуле:

$$k_s = p - 2k + 1, \quad (2)$$

где p – количество перемен знака; l_p – длина последовательности значений с одинаковым знаком; k – число интервалов, для которых $l_p < t$; t – заданное пороговое значение.

На рис.1 представлены результаты разложения изображений № 86016, 12003, 41004, 113016 из базы [7] на первые три сингулярные компоненты.

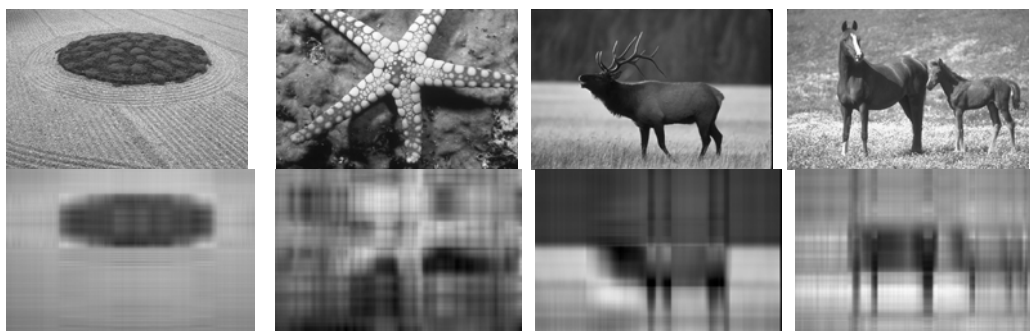


Рисунок 1 – Сингулярное разложение изображений

Как следует из рис. 1 результаты разложения действительно содержат информацию о размерах крупномасштабных цветовых кластеров изображения и примерную их локализацию на изображении. И хотя при небольшом количестве сингулярных компонент цветовые кластеры не имеют четко очерченных границ, важно отметить сходство их контуров на исходных и полученных изображениях. Однако сами результирующие изображения сильно подвержены шуму, который проявляется в виде горизонтальных и вертикальных полос.

На рис. 2 приведена часть компонент третьего собственного вектора $U_{(R),3}$ цветовой компоненты C_R , соответствующей максимальному собственному значению $\lambda_1^{(R)}$ ковариационной матрицы изображения № 175032 [7].

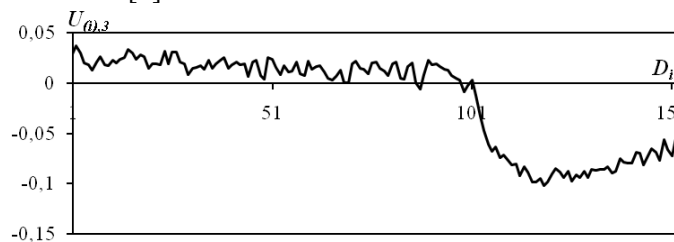


Рисунок 2 – Собственный вектор $U_{(R),3}$

Анализ полученных собственных векторов показал, что они содержат высокочастотные составляющие и по форме напоминают сигнал, модулированный высокочастотным шумом. Наличие высокочастотных флуктуаций в собственных векторах $U_{(i),3}$ в значительной степени усложняет определение количества крупномасштабных цветовых кластеров на изображении. Зашумленным собственным векторам свойственно наличие нулевых элементов и большое число смен знака, обусловленных флуктуациями, что вызывает затруднения при определении числа крупных интервалов знакопостоянства собственного вектора $U_{(i),3}$. Ожидается, что применение предварительного сглаживания собственных векторов позволит существенно упростить этот процесс. Исходя из сказанного выше, целью данной работы является разработка автоматического метода определения количества пространственно-локализованных крупномасштабных цветовых кластеров на изображении, основывающегося на сингулярном разложении изображения и потому не зависящего от семантического контекста изображения, а также включающего сглаживание его собственных векторов.

Будем рассматривать каждый собственный вектор сингулярного разложения, как вариационный ряд, содержащий тренд и случайную составляющую. Тогда задача уменьшения высокочастотных флуктуаций собственного вектора сведётся к замене его фактических элементов расчётными значениями, которые в меньшей степени подвержены колебаниям. Для исключения влияния случайной составляющей и выделения тренда будем использовать метод скользящего среднего [8], который заключается в следующем:

1. Выбор размера окна сглаживания $l, l < n$.
2. Последовательное прохождение окном размера l элементов собственного вектора, смещаясь каждый раз на 1 элемент.
3. Для каждого активного окна сглаживания расчёт среднего арифметического значения элементов собственного вектора, формирующих данный участок.
- 4 Замена центрального значения активного окна сглаживания, соответствующим средним значением.

Выбор размера окна сглаживания определяется частотой колебаний временного ряда: чем шире интервал сглаживания, тем в большей степени они погашаются. В результате экспериментов было выбрано окно сглаживания размером 9 элементов ($l = 9$). На рис. 3 представлены результаты разложения изображений № 86016, 12003, 41004, 113016 из базы [7] с использованием сглаженных собственных векторов на первые три сингулярные компоненты.



Рисунок 3 – Сингулярное разложение изображений со сглаживанием

На рис. 4 приведен соответствующий участок сглаженного собственного вектора $U_{(i),3}$, представленного на рис. 2.

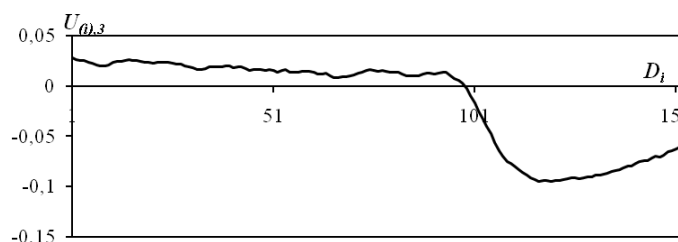


Рисунок 4 – Сглаженный собственный вектор $U_{(i),3}$

Анализ результатов сглаживания для всех тестовых изображений показал, что у сглаженных собственных векторов отсутствуют нулевые элементы или смены знака, обусловленные флуктуациями. Т.е. применение метода скользящего среднего с размером окна сглаживания $l=9$ позволяет исключить высокочастотные флуктуации собственных векторов сингулярного разложения, что существенно упрощает выделение интервалов знакопостоянства.

Для нахождения количества крупных интервалов знакопостоянства собственных векторов разработан следующий алгоритм:

Шаг 1. Инициализируем значения: переменная цикла $i=1$, количество интервалов знакопостоянства $p=0$, число элементов, входящих в интервал, $l_p=1$, количество компонент собственного вектора K и значение порога t .

Шаг 2. Если $U_{(i),3}[1]=0$, то запоминаем знак $x_k = \text{sign}(U_{(i),3}[2])$ и полагаем $i=2$, иначе $x_k = \text{sign}(U_{(i),3}[1])$.

Шаг 3. Определяем знак следующей компоненты собственного вектора $x = \text{sign}(U_{(i),3}[i+1])$.

Шаг 4. Проверяем относится ли элемент $U_{(i),3}[i+1]$ к тому же интервалу знакопостоянства, что и $U_{(i),3}[i]$. Если $x_k = x$, то увеличиваем на единицу $l_p = l_p + 1$ и переходим к шагу 5, иначе меняем знак x_k на противоположный $x_k = -x_k$ и, если $l_p > t$, полагаем $p = p + 1$ и $l_p = 1$.

Шаг 5. Полагаем $i = i + 1$.

Шаг 6. Если $i < K$, то перейти к шагу 3.

Шаг 7. Если вектор заканчивается крупным интервалом, т.е. $l_p > t$, полагаем $p = p + 1$.

Опытным путём было выбрано значение порога $t=10$. При значении порога $t=10$ и размере окна $l=9$ получены такие результаты. Например, у изображений № 86016, 175032, 12003, 41004 максимальным собственным значением обладает цветовая компонента C_R , и количество крупномасштабных цветовых кластеров составляет 5, 6, 3 и 6 кластеров соответственно. У изображения № 113016 максимальным собственным значением обладает цветовая компонента C_G , и количество крупномасштабных цветовых кластеров составляет 10 кластеров.

Оценку качества сегментации можно провести путём сравнения полученных результатов с результатами субъективной экспертной оценки, в ходе которой тестовые изображения сегментировались вручную. Для исследования свойств сингулярного разложения изображения в данной работе использовалась специальная база тестовых изображений Berkeley Segmentation Dataset [7], в которой содержатся и результаты ручной сегментации. На рис. 5 представлены результаты ручной сегментации изображений № 86016, 41004, 113016, выполненные рядом экспертов.

Эксперт № 1130 выделил на изображении № 86016 5 цветовых кластеров (рис. 5,а). Согласно мнению эксперта № 1105 изображение № 41004 содержит 6 цветовых кластеров (рис. 5,б), а эксперт № 1123 определил наличие на изображении № 113016 10 цветовых кластеров (рис. 5,в). Т.е. мнения данных экспертов подтверждают результаты, полученные с помощью предложенного метода.

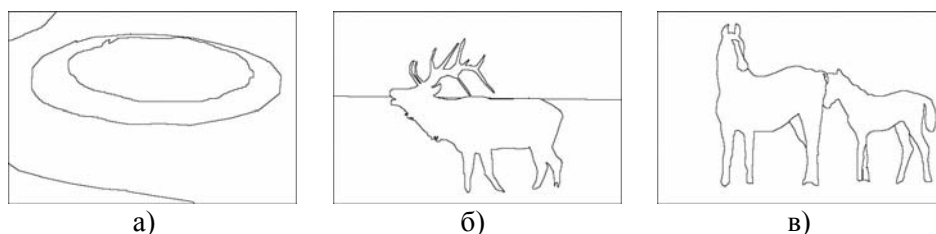


Рисунок 5 – Результаты сегментации, выполненной вручную:
а) эксперт № 1130; б) эксперт № 1105; в) эксперт № 1123

Тем не менее, мнения экспертов могут не совпадать между собой, поскольку для изображения не всегда представляется возможным определить единственно правильное решение задачи сегментации. На рис. 6 представлены результаты ручной сегментации различными экспертами изображения № 12003.

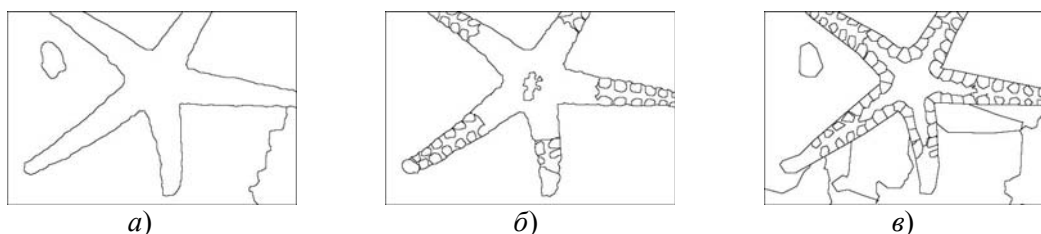


Рисунок 6 – Результаты сегментации изображения №12003, выполненной вручную:
а) эксперт № 1109; б) эксперт № 1132; в) эксперт № 1119

Данный пример иллюстрирует неоднозначность решения задачи сегментации: так эксперт № 1109 выделил на изображении № 12003 6 цветовых кластеров (рис. 6,а); эксперт № 1132 определил, что это изображение состоит из 45 цветовых кластеров (рис. 5,б); а эксперт № 1119 отметил на данном изображении 98 цветовых кластеров (рис. 5,в).

Отметим, что по результатам ручной сегментации изображений № 86016, 175032, 12003, 41004, 113016 в [7] количества крупномасштабных цветовых кластеров k_s находятся в следующих диапазонах $k_{s,86016} \in [4,41]$, $k_{s,175032} \in [5,65]$, $k_{s,12003} \in [6,98]$, $k_{s,41004} \in [4,13]$ и $k_{s,113016} \in [3,31]$. По результатам проведенного анализа можно заключить, что количества крупномасштабных цветовых кластеров, полученные предложенным методом, находятся в диапазонах результатов ручной сегментации и согласуются с результатами субъективной оценки. Соответственно, разработанный метод не подвержен недостаткам пере- и недосегментации.

По результатам данной работы можно сделать вывод, что сглаживание собственных векторов сингулярного разложения изображений с помощью метода скользящего среднего с размером окна $l = 9$ позволяет исключить в них нулевые компоненты или смены знака, обусловленные флуктуациями. Также применение сглаживания позволяет использовать для нахождения количества крупных интервалов знакопостоянства собственных векторов достаточно простой в реализации алгоритм.

Предложенный метод автоматического определения количества крупномасштабных цветовых кластеров на изображении не подвержен недостаткам пере- и недосегментации и может быть использован в процедурах сегментации изображений. Дальнейшие исследования в этом направлении будут нацелены: на разработку методов выделения и локализации цветовых кластеров при формировании дескрипторов изображений в задачах контекстного поиска по регионам.

Литература

1. Wang J.Z. SIMPLcity: Semantics-Sensitive Integrated Matching for Picture Libraries / J.Z. Wang, J. Li, G. Wiederhold // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.– 2001.– № 9.– Т. 23.– С. 947-963
2. Gondra I. Probabilistic Region Relevance Learning for Content-Based Image Retrieval / I. Gondra, D.R. Heisterkamp // In Proceedings of the 2004 International Conference on Imaging Science, Systems, and Technology.– 2004.
3. Carson C. Blob-world:Image segmentation using expectation-maximization and its applications to image querying / C. Carson, S.Belongie, H.Greenspan, J.Malik // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.– 2002.– № 24(8).– С. 1026–1038
4. Ma W. Netra: A toolbox for navigating large image databases / Netra W. Ma, B. Manjunath // In Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing.– 1997.– С. 568–571
5. Загребнюк В. И. Сингулярное разложение для автоматического определения количества сегментов / В.И. Загребнюк, Ф. Насиров // Міжнародний науковий конгрес з розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та розбудови інформаційного суспільства в Україні.– К., 2011.
6. Ranade Ab. A variation on SVD based image compression / Ab. Ranade , S.S. Mahabalarao, S. Kale // Image and Vision Computing.– 2007.– Т. 25.– С. 771–777.
7. Martin D. A Database of Human Segmented Natural Images and its Application to Evaluating Segmentation Algorithms and Measuring Ecological Statistics / D. Martin, C. Fowlkes, D. Tal, J. Malik // Proc. 8th Int'l Conf. Computer Vision.– 2001.– Т.2.– С. 416–423.
8. Бокс Дж. Анализ временных рядов, прогноз и управление; пер. с англ. / Бокс Дж., Дженкинс Г.; под ред. В.Ф. Писаренко. – М.: Мир, 1974, кн. 1. – 406 с.