

РАЗЛОЖЕНИЕ ЦВЕТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА СИНГУЛЯРНЫЕ КОМПОНЕНТЫ

В. И. Загребнюк

Кандидат технических наук, доцент*

E-mail: vampiter@rambler.ru

Ф. В. Насиров

Аспирант*

E-mail: f.nasirov@mail.ru

*Кафедра сетей и систем почтовой связи

Одесская национальная академия связи

им. А.С. Попова

ул. Кузнечная, 1, г. Одесса, Украина, 65029

У цій статті запропоновано сингулярне розкладання кольорових зображень на адитивні компоненти. Дослідження отриманих адитивних компонент на множині різних зображень показали, що кількість крупномасштабних сегментів на зображенні можна встановити, проаналізувавши компоненти власних векторів, які отримані у результаті сингулярного розкладання

Ключові слова: сегментація зображень, контекстний пошук по зображенням, сингулярне розкладання зображень, контекстний пошук по регіонам

В данной статье предложено сингулярное разложение цветных изображений на аддитивные компоненты. Исследования полученных аддитивных компонент на множестве различных изображений показали, что количество крупномасштабных сегментов на изображении можно определить, анализируя компоненты собственных векторов, которые получены в результате сингулярного разложения

Ключевые слова: сегментация изображений, контекстный поиск по изображениям, сингулярное разложение изображений, контекстный поиск по регионам

1. Введение

Сегментация изображений – одно из наиболее интенсивно развивающихся направлений в области машинного и компьютерного зрения, и относится к классу задач разработки систем искусственного интеллекта. Сегментация изображений является одной из фаз содержательного анализа изображений и используется в тех задачах, где требуется построение моделей когнитивного анализа зрительной информации человеком. Среди них: распознавание образов – для выделения на изображении областей интереса, например, текста [1] или автомобильного номера [2]; стереовидение – для выделения отдельных объектов и последующего формирования их стереоизображений [3]; автоматизация медицинских исследований, например для анализа ангиограмм [4]; неразрушающий контроль качества, в частности фармацевтической продукции [5] и т.д.

Важную роль процедура сегментации играет в задачах контекстного поиска в коллекциях и базах цифровых изображений. Применение сегментации в данной сфере позволяет осуществить поиск изображений, используя в качестве поисковых запросов непосредственно отдельные объекты или области интереса на изображениях [6 – 8]. Данная идеология получила название контекстный поиск по регионам (RBIR – Region-based image retrieval).

Несмотря на относительно длительную историю развития сегментации, как научного направления, в сфере контекстного поиска по регионам пока нет окончательного решения всех проблем. Причиной этому служит тот факт, что все существующие методы в основном ориентированы на решение задач сегментации в достаточно узкой предметной области, например распознавание лиц [9] и т.д., и потому не

позволяют с высоким качеством выделять произвольный объекты на изображениях из различных предметных областей. Поэтому исследования, направленные на разработку методов сегментации и содержательного анализа изображений, которые применимы в разных предметных областях, являются актуальными.

Одна из важных проблем в области сегментации изображений заключается в предварительном определении количества семантически обособленных сегментов, которые либо заключены в различных замкнутых контурах, либо представляют собой семантически обособленные цветовые кластеры. Неправильное определение количества сегментов на изображении отрицательно сказывается на качестве сегментации и проявляется в таких эффектах, как: недостаточная сегментация (недосегментация) и избыточная сегментация (пересегментация). От качества сегментации в существенной степени зависит последующий анализ изображения: в случае контекстного поиска ошибки, допущенные на этапе сегментации, могут привести, как к неверно сформированным запросам, так и ошибочным дескрипторам изображений. Исходя из этого цель данной работы – разработка метода определения количества крупномасштабных цветовых кластеров на изображении, не зависящего от предметной области.

2. Сингулярное разложение изображений

Идеологически метод сингулярного спектрального анализа (ССА) разрабатывался для исследования аддитивных компонент одномерных случайных последовательностей, затем он был обобщен на случай многомерных случайных величин. Если следовать

идеологии метода, то изображение, которое представлено в виде матрицы, необходимо было бы представить в виде трехмерной случайной последовательности компонент цвета, например, в цветовом пространстве RGB. В этом случае возникает проблема выбора размера окна для получения матрицы вложения, что существенно усложняет содержательный анализ изображения, так как для каждого изображения, в зависимости от контента, размер окна необходимо подбирать в интерактивном режиме.

Для того, чтобы выделить сингулярные компоненты, изображения размера $n \times m$, представленного в цветовом пространстве RGB, каждой из компонент цветности поставим в соответствие матрицы C_R , C_G и C_B . Для каждой C_i , $i=R,G,B$ компоненты цветности вычислим симметрическую матрицу размерности $n \times n$:

$$M_i = C_i C_i^T \tag{1}$$

В общем случае, собственные значения этих симметрических матриц определяются из решения характеристического уравнения:

$$\det(M_i - \lambda I) = 0, \tag{2}$$

а собственные векторы, соответствующие собственным значениям, из решения системы:

$$(M_i - \lambda_j E) V_{ij} = 0, \tag{3}$$

где E - единичная матрица; V_{ij} - собственный вектор i -й цветовой компоненты, соответствующий λ_j . Учитывая большую размерность матриц M_i для нахождения собственных значений и собственных векторов необходимо воспользоваться итерационной процедурой, которую называют методом вращений Якоби. Этот метод основывается на преобразовании подобия и заключается в следующем: необходимо найти такую ортогональную матрицу V , что:

$$\Lambda_i = V_i^T M_i V_i, \tag{4}$$

где Λ_i - диагональная матрица собственных значений, а столбцы матрицы V_i - это собственные векторы, соответствующие собственным значениям.

Рассмотрим теперь процедуру сингулярного разложения изображений. Для каждой компоненты цветности, или, что то же самое, матрицы M_i вычислим собственные значения $\lambda_k^{(i)}$ значения и собственные векторы V_i . Упорядочим не нулевые собственные значения в порядке убывания: $\lambda_1^{(i)} > \lambda_2^{(i)} > \dots > \lambda_{D_i}^{(i)}$, где $D_i = \arg \max(k, \lambda_k > 0)$. Аналогичным образом упорядочим собственные векторы V_{ik} (V_{ik} - матрицы столбцы).

Вычислим правые сингулярные, или факторные векторы U_{ik} по формуле:

$$U_{ik} = \frac{1}{\sqrt{\lambda_k^{(i)}}} C_i^T V_{ik}. \tag{5}$$

Используя факторные векторы, получим аддитивное разложение изображений компонент цветности C_R , C_G и C_B на сингулярные составляющие:

$$\begin{aligned} C_R &= C_{(R)1} + C_{(R)2} + \dots + C_{(R)D_R}, \\ C_G &= C_{(G)1} + C_{(G)2} + \dots + C_{(G)D_G}, \\ C_B &= C_{(B)1} + C_{(B)2} + \dots + C_{(B)D_B}, \end{aligned} \tag{6}$$

где

$$C_{ik} = \sqrt{\lambda_k^{(i)}} V_{ik} U_{ik}^T. \tag{7}$$

На рис. 1 приведены исходные изображения и их сингулярные компоненты, соответствующие максимальному собственному значению

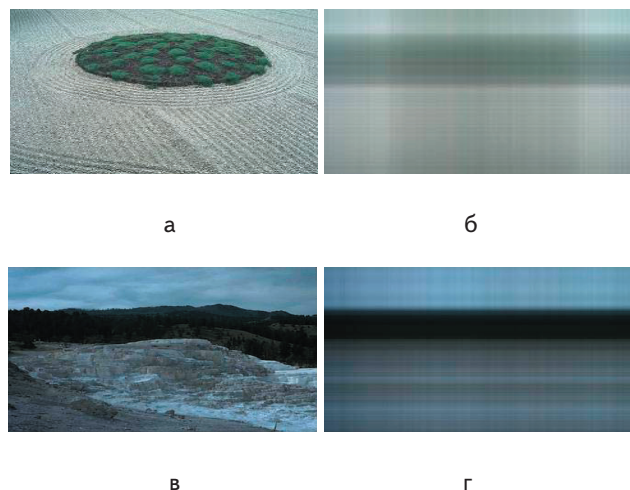


Рис. 1. Сингулярные компоненты соответствующие максимальному собственному значению; а, в – исходные изображения; б, г – первые сингулярные компоненты

Как видно из приведенных рисунков, первые сингулярные компоненты C_{R1} , C_{G1} , C_{B1} приведенных изображений содержат только крупномасштабные составляющие изображения, и примерную их локализацию на изображении.

3. Определение количества крупномасштабных цветовых кластеров на изображении

Проанализируем сингулярные собственные тройки $\{\sqrt{\lambda_k^{(i)}}, V_{ik}, U_{ik}^T\}$. На рис. 2 приведены спектры матриц C_R , C_G , C_B для изображения с рис. 1, в. Для удобства отображения на графике приведены десятичные логарифмы собственных значений.

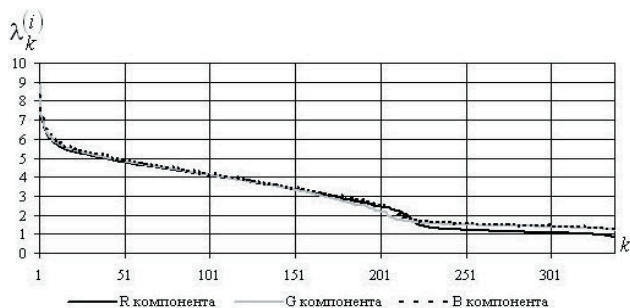


Рис. 2. Спектры матриц C_R , C_G , C_B

Как видно из приведенного рис. 2, спектры матриц C_R , C_G , C_B практически совпадают. Рассмотрим собственные векторы соответствующие первым трем собственным значениям.

На рис. 3 приведены графики этих собственных векторов для матрицы C_R изображения с рис. 1, в, поскольку для матриц C_G и C_B характер изменения значений собственных векторов совпадает с характером изменения собственных векторов для матрицы C_R .

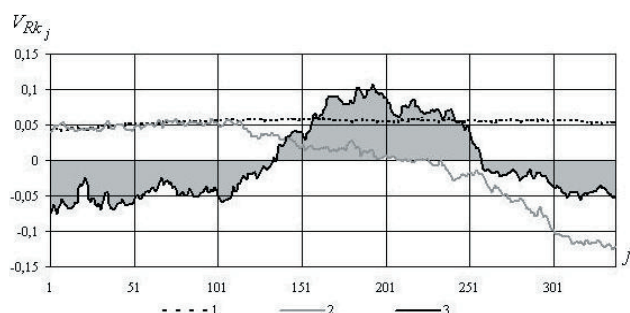


Рис. 3. Значения компонент трех собственных векторов

Как видно из приведенного графика, основная информация о количестве крупномасштабных цветовых кластеров сосредоточена в третьем собственном векторе.

Об этом свидетельствует две отрицательные и одна положительная области значений третьего собственного вектора.

На рис. 4 приведены суммы первых трех сингулярных компонент для изображений с рис. 1.

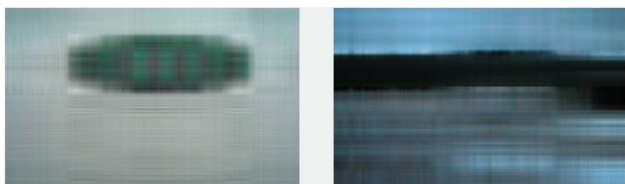


Рис. 4. Сумма трех сингулярных компонент

Как видно из приведенных рисунков, на изображениях выделены три крупномасштабных пространственно локализованных цветовых кластера.

На рис. 5 приведено исходное изображение с более сложным цветовым контекстом (изображение №86000 [10]) и сумма его первых сингулярных компонент.

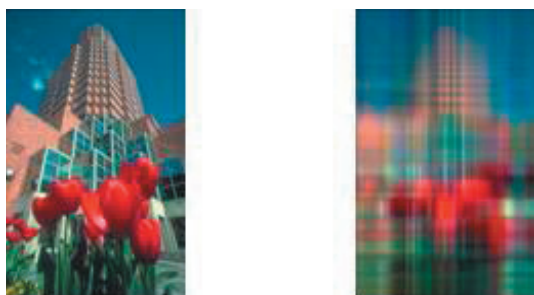


Рис. 5. Изображение с шестью крупномасштабными цветовыми сегментами

Как следует из рис. 5, первые три сингулярные компоненты содержат информацию о крупномасштабных цветовых кластерах изображения. Таких кластеров на этом изображении шесть. Наиболее светлый шестой кластер занимает наименьшую часть изображения.

Следует ожидать, что такое же соотношение будет наблюдаться и в распределении значений третьего собственного вектора. На рис. 6 приведены графики первых трех собственных векторов для изображения №86000.

Как следует из приведенного рисунка, третий собственный вектор содержит шесть различных областей значений (на рисунке закрашены серым цветом).

Для того, чтобы определять количество крупномасштабных цветовых кластеров, необходимо проанализировать значения компонент третьего собственного вектора, а именно: подсчитать количество перемен знака p .

При таком подсчете следует также учитывать и длину последовательности значений с одинаковым знаком l_p .

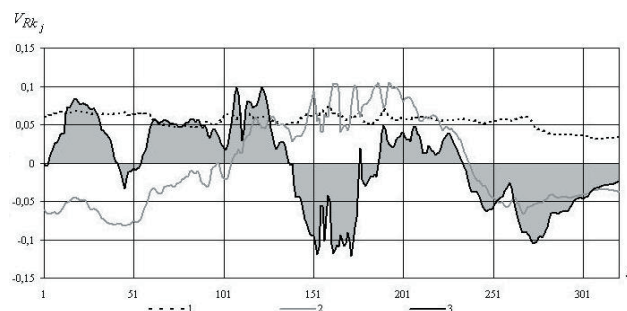


Рис. 6. Первые три собственных вектора изображения №86000

Пусть k – количество $l_p < t$, где $t \leq 10$ – пороговое значение. Тогда количество крупномасштабных цветовых кластеров на изображении будет равно $k_s = p - 2k$.

Как следует из анализа собственных векторов, соответствующих трем первым собственным значениям, их значения содержат высокочастотные составляющие, что проявляется на изображении в виде горизонтальных и вертикальных полос. По мере увеличения количества аддитивных сингулярных компонент, используемых для восстановления исходного изображения, этот эффект уменьшается. На рис. 7 приведена последовательность изображений для различного количества слагаемых в суммах сингулярных компонент.

Из приведенных рисунков следует, что при небольшом количестве сингулярных компонент цветные сегменты не имеют четко очерченных границ, а по мере увеличения количества сингулярных компонент распадаются на все большее количество мелко-масштабных цветовых сегментов, так что в конечном итоге изображение становится эквивалентным оригиналу.

Следует отметить, что на практике степень детализации сегментированного изображения в существенной степени определяется требованиями к последу-

ющему анализу и предметной областью исходного изображения.

Эксперт №1116 выделил на изображении №86000 4 крупномасштабных цветовых кластера (рис. 8, а, б).

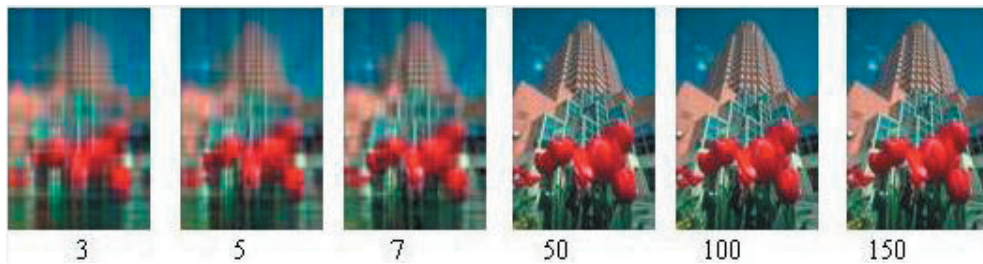


Рис. 7. Изображения с различным количеством сингулярных компонент (количество компонент указано под изображением)

Эксперт №1117 отметил на том же изображении 18 цветовых кластеров всего, среди которых можно выделить 6 крупномасштабных (рис. 8, в, г). Таким образом, мнения экспертов подтверждают результаты, полученные с помощью предложенного метода.

Тем не менее, существует обобщенный подход оценки качества полученных результатов сегментации, не учитывающий особенностей предметной области исходных изображений. Он заключается в тестировании разработанных методов на изображениях из специальных тестовых баз. Данные базы кроме самих изображений, также содержат полученные экспертами вручную «эталонные» результаты сегментации.

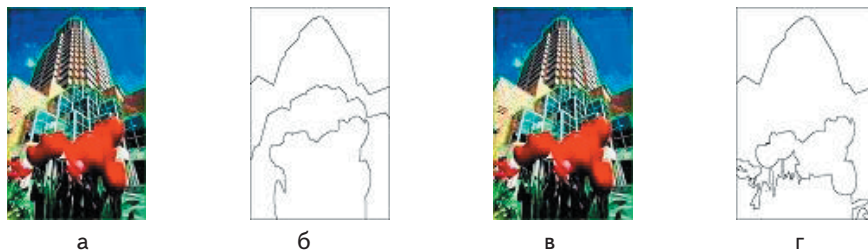


Рис. 8. Результаты сегментации экспертами: а, б - результаты эксперта № 1116; в, г - результаты эксперта № 1117

Для исследования свойств предложенного сингулярного разложения, в данной работе использовалась специальная база тестовых изображений Berkeley Segmentation Dataset [10], в которой содержатся и результаты ручной сегментации.

Следует отметить, что мнение экспертов может не совпадать, т.е. наборы выделенных сегментов на одном и том же изображении, выполненные различными экспертами могут иметь существенные различия. Это свидетельствует о том, что не всегда есть возможность определить для изображения единственно правильное решение задачи сегментации, поэтому подобных тестовых баз зачастую представляются результаты сегментации, выполненной многими экспертами.

На рис. 8 представлены результаты сегментации изображения №86000, выполненные экспертами №1116 и №1117.

4. Выводы

Анализ сингулярных компонент показал, собственные тройки, соответствующие первым трем собственным значениям, в их упорядоченной по убыванию последовательности, содержат всю необходимую информацию о крупномасштабных регионах изображения. Количество сегментов можно определить, подсчитав количество перемен знака компонент собственного вектора, соответствующего третьему собственному значению. Предложенное сингулярное разложение может быть использовано в процедурах сегментации изображений для предварительного определения количества крупномасштабных цветовых кластеров или сегментов на изображении. 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. Mancas-Thilou, C. Spatial and Color Spaces Combination for Natural Scene Text Extraction [Text] / C. Mancas-Thilou, B. Gosselin // Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing.- 2006. - №2. - pp. 985-988.
2. Deb, K. Statistical Characteristics in HSI Color Model and Position Histogram based Vehicle License Plate Detection [Text] / K. Deb, K.-H. Jo // Intelligent Service Robots.- 2009. - т. 2. - №3. - pp. 173-186.
3. Cheng, L. An Efficient Approach for Tree Digital Image Segmentation [Text] / L. Cheng, T. Y. Song // Forestry Studies in China, 2004.- №6.- pp. 43-49.
4. Morales, R. Blood vessel segmentation via neural network in histological images [Text] / R. Morales, T. E Alarcón Martínez, J. José // Journal Intelligent & Robotic System. - 2003. - т. 36. - № 4. - pp. 451 - 465.
5. Mozina, M. Real-time image segmentation for visual inspection of pharmaceutical tablets [Text] / M. Mozina, D. Tomazevic, F. Permus, B. Likar // In Proceedings of Machine Vision Applications.- 2011. - pp. 145-156.

