

Обнаружение затененных областей на цветных изображениях

Е.Е. Курбатова¹, В.А. Лялина¹

¹Вятский государственный университет, Московская 36, Киров, Россия, 610006

Аннотация. Наличие на изображениях затененных участков представляет серьезную проблему для успешного решения задач распознавания и классификации объектов. В некоторых цветовых пространствах тень имеет однородные свойства и может быть успешно обнаружена применением пороговой обработки. В данной работе предлагается простой метод обнаружения затененных областей на изображениях, который использует комбинацию двух цветовых компонент из разных цветовых пространств. По компоненте В из цветового пространства LAB осуществляется поиск однородных областей с помощью контурной сегментации. По компоненте V из цветового пространства HSV принимается решение о принадлежности найденных областей затененным участкам. Для этого вычисляется среднее значение компоненты V в пределах каждой найденной области и сравнивается с порогом, вычисленным с помощью метода Отсу. Приведенные результаты исследований демонстрируют, что данный подход сравним по качеству с известными методами, при этом он более устойчив к изменению характеристик исходного изображения.

1. Введение

При дешифровании и анализе данных дистанционного зондирования Земли одной из основных причин снижения качества сегментации и распознавания объектов является наличие теней на изображении. Области тени существенно отличаются от остального изображения по яркости и граничат с объектом, который ее создает. Тени большинством алгоритмов сегментации изображений выделяются в самостоятельный сегмент, что приводит к искажению формы объекта и затрудняет его распознавание. При распознавании дорожной сети, тени могут полностью перекрывать часть объекта, если дорога имеет небольшую ширину. Это приводит к невозможности обнаружения объекта на данном участке.

Поэтому вопросу обнаружения теней и их устранению уделяется значительное внимание и посвящено большое количество работ.

Для устранения теней применяются различные методы преобразований исходного изображения, которые позволяют выровнять уровни яркости между областью тени и остальным изображением: линейная коррекция, гамма коррекция, выравнивание гистограммы и т.д. Однако применение таких преобразований ко всему изображению изменяет его характеристики, что может оказывать негативное влияние на дальнейшую классификацию объектов, изменив их цвет, яркость и другие характеристики. Поэтому более эффективным является устранение теней в два этапа. На первом этапе происходит обнаружение затененных областей на исходном изображении. На втором этапе производится преобразование характеристик только в пределах найденных областей.

Методы обнаружения теней, применяемые на первом этапе, можно условно разделить на два класса: методы на основе модели поверхности [1-4] и методы на основе признаков [5-9]. Первая группа методов требует знания дополнительной информации о поверхности анализируемого участка местности. В методах данной группы рассчитывается положение тени в зависимости от модели поверхности и информации о положении источника света. Такие методы, как правило, показывают высокую точность обнаружения теней, но при этом требуют значительного времени на анализ и знания дополнительной информации, что не всегда возможно в реальных условиях, особенно, для систем, работающих в режиме близком к реальному времени.

Вторая группа методов обнаружения теней не требует никакой дополнительной информации, кроме самого изображения. Эти методы основаны на извлечении информации о локализации теней из исходного изображения путем применения различных преобразований. В таких методах широко используется пороговая обработка, преобразование цветовых пространств, алгоритмы разрастания регионов, кластеризации и классификации.

Методы, основанные на признаках, получили широкое распространение, поскольку они просты в реализации, не требуют значительных вычислительных ресурсов и дополнительной информации, и обеспечивают большую скорость обработки по сравнению с методами на основе модели поверхности.

В данной работе предложен простой метод обнаружения теней на изображениях, который основан на использовании комбинации компонент разных цветовых пространств. За счет предварительного разбиения исходного изображения на однородные области, обеспечивается высокое качество обнаружения затененных участков для изображений с разными характеристиками.

2. Свойства тени в разных цветовых пространствах

Для обнаружения теней широко используется преобразование исходного RGB изображения в другие цветовые пространства, где тени имеют более ярко выраженные особенности и могут быть эффективно выделены. Известны работы, использующие цветовые пространства LAB [5], HSV [6], HSI [7-9], $c_1c_2c_3$ [6,10], а также их комбинации [6]. Для обоснованного выбора цветового пространства проведено сравнение среднего значения разных компонент теневых участков со значениями освещенных областей. Результаты сравнения для трех тестовых изображений, приведенных на рисунке 1, указаны в таблице 1, где S_{mean} – среднее значение компоненты для теневых участков, NS_{mean} – среднее значение компоненты для освещенных участков.

В RGB цветовом пространстве значения компонент находятся в диапазоне [0,255], и соответствуют яркости красного, зеленого и синего цветов. В цветовом пространстве LAB L компонента содержит значение светлоты и принимает значения от 0 до 100. Компоненты A и B задают хроматическую составляющую и находятся в диапазоне от -128 до 127. Цветовые пространства HSV и HSI содержат три компонента: цветовой тон (H), насыщенность (S) и яркость (V) или светлота (I). Они приведены в таблице 1 в нормированном виде, то есть могут принимать значения в диапазоне от 0 до 1.

Цветовое пространство $c_1c_2c_3$ [11] является результатом нелинейного преобразования исходного RGB изображения. Значения компонент вычисляются в соответствии с выражениями (1).

$$c_1 = \arctan\left(\frac{R}{\max\{G, B\}}\right), c_2 = \arctan\left(\frac{G}{\max\{R, B\}}\right), c_3 = \arctan\left(\frac{B}{\max\{R, G\}}\right). \quad (1)$$



Рисунок 1. Тестовые изображения.

Таблица 1. Свойства теневых областей на разных компонентах.

Цветовое пространство	Компонента	Изображение 1		Изображение 2		Изображение 3	
		S_{mean}	NS_{mean}	S_{mean}	NS_{mean}	S_{mean}	NS_{mean}
RGB	R	53,397	142,386	55,511	109,391	51,814	68,027
	G	62,051	145,388	63,413	111,758	55,554	70,203
	B	66,910	135,893	67,712	106,104	37,323	52,903
HSV	H	0,493	0,423	0,523	0,303	0,214	0,207
	S	0,344	0,101	0,215	0,081	0,352	0,260
	V	0,271	0,576	0,272	0,445	0,223	0,281
HSI	I	0,238	0,554	0,244	0,428	0,189	0,250
c1c2c3	c1	0,362	0,491	0,423	0,490	0,473	0,485
	c2	0,449	0,505	0,486	0,503	0,526	0,514
	c3	0,542	0,469	0,511	0,479	0,363	0,401
LAB	L	24,923	59,634	25,844	46,549	22,418	28,849
	a	-1,599	-2,862	-1,998	-1,986	-5,237	-4,181
	b	-4,263	4,815	-3,542	2,812	10,879	10,018

Данные таблицы 1 показывают, что пиксели в области тени имеют более низкие значения по сравнению с освещенными участками во всех трех компонентах цветового пространства RGB. Однако значения этих компонент для разных изображений могут существенно отличаться и зависеть от цвета объекта, находящегося в области тени. Значения пикселей затененных областей на H и S компонентах превышают значения освещенных участков, однако, на разных изображениях значения этих компонент в области тени существенно различаются. Значения компонент яркости и светлоты (V, I, L) всегда ниже в области тени, чем на освещенных участках и на всех изображениях принимают близкие значения. На компонентах A и B значения в области тени и на освещенных участках различаются незначительно, также как для цветового пространства c1c2c3. На компонентах c1 и c2 в области тени значения принимают преимущественно меньшие значения, а на компоненте c3 большие значения.

Таким образом, наиболее инвариантными к типу изображения являются значения теней на V, L и I компонентах. Из-за различий в характеристиках изображений многие методы, основанные на признаках, хорошо работают на одних изображениях и показывают неприемлемые результаты на изображениях с другими характеристиками. Поэтому использование комбинации цветовых компонент разных цветовых пространств позволит повысить устойчивость метода обнаружения теней.

3. Метод обнаружения теней на изображениях

Большинство методов обнаружения теней, основанные на признаках, используют пороговую сегментацию по выбранному признаку. В качестве признака для сегментации может использоваться одна или несколько компонент выбранного цветового пространства или характеристика, полученная в результате их преобразования. В предлагаемом методе на первом этапе проводится предварительная сегментация по одной цветовой компоненте, в результате которой изображение разбивается на однородные области. Затем оцениваются средние значения признака по другой цветовой компоненте для каждого найденного сегмента, на основе которого принимается решение о принадлежности данного сегмента области тени. Экспериментально установлено, что наилучшие результаты получаются при предварительной сегментации по компоненте B цветового пространства LAB и последующей оценке характеристик сегментов по компоненте V цветового пространства HSV. Общая схема предлагаемого подхода приведена на рисунке 2.

На этапе предварительной обработки исходное изображение преобразуется из RGB в HSV и LAB цветовые пространства. Компонента B используется для обнаружения однородных

сегментов на изображении. Для этого используется контурная сегментация по методу, предложенному в [12]. После данного этапа формируется контурное изображение, содержащее границы однородных областей.

На следующем этапе для каждого сегмента, в пределах найденных границ вычисляется среднее значение по компоненте V. Всем пикселям данного сегмента ставится в соответствие вычисленное значение признака.

На этапе пороговой обработки принимается решение о том, является ли каждый сегмент областью тени или нет. Если значение признака для сегмента превышает порог, то данный сегмент относится к затененному участку, иначе данный сегмент является частью освещенной области. Чтобы автоматически вычислить порог применяется метода Отсу [13] к вычисленным признакам всех сегментов.

На сформированной бинарной маске теньевые области отмечены белым цветом, остальная часть изображения – черным. На рисунке 3 приведена последовательность преобразования тестового изображения (рисунок 3(а)) после каждого этапа: рисунки 3 (б) и 3 (в) – V и B компоненты соответственно; рисунок 3 (г) – контурное изображение, найденное по компоненте B; рисунок 3 (д) – бинарная маска участков тени.

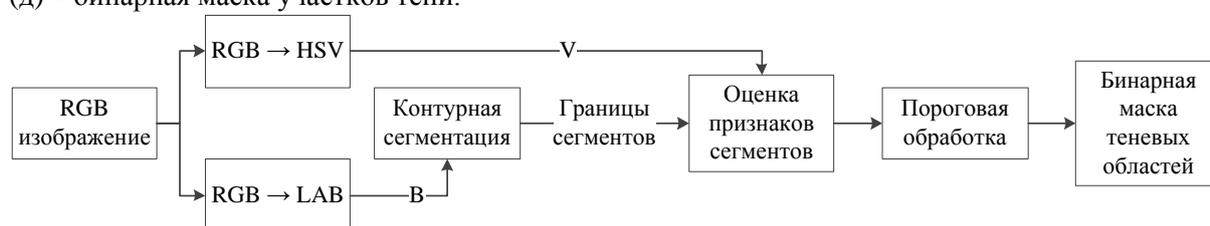


Рисунок 2. Схема предлагаемого метода.

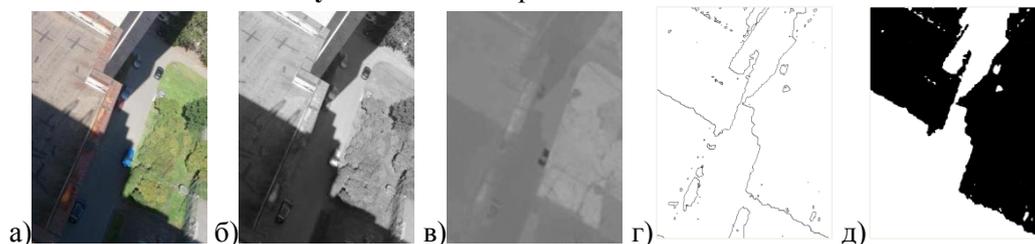


Рисунок 3. Этапы обнаружения области тени.

4. Сравнение с существующими методами

Исследование предложенного метода проводилось на тестовых изображениях из открытой базы SBU Shadow Detection Dataset [14] в среде моделирования Matlab. Все тесты получены на персональном компьютере Intel Core i7-3770, 4Гбайт ОЗУ.

Чтобы оценить качество разработанного метода проводилось его сравнение с известными алгоритмами. Для сравнения выбраны методы на основе оценки признаков: метод Tsai [7], метод Mamde [8], метод Singh [9], метод Murali [5], метод Arevalo [6].

В методе Tsai используется две компоненты (H и I) из цветового пространства HSI. На основе значений данных компонент вычисляется спектральное соотношение (2) в каждой точке изображения. Теньевые области будут иметь большие значения RI, чем освещенные участки. Затем применяется пороговая обработка с порогом, вычисленным с помощью метода Отсу. К полученной бинарной маске применяется морфологическая фильтрация.

$$RI = (H + 1)/(I + 1). \quad (2)$$

Метод Mamde представляет собой модификацию метода Tsai. Отличие заключается в преобразовании исходного изображения в полутоновое, по которому вычисляется порог методом Отсу. Затем применяется пороговая обработка с вычисленным порогом и морфологическая фильтрация.

В методе Singh также используется цветовое пространство HSI, но для выделения теньевых областей используется индекс NDI (3).

$$NDI = (S - V)/(S + V). \quad (3)$$

Значение NDI используется для вычисления глобального порога методом Отсу. Если значение NDI пикселя превышает вычисленный порог, то данный пиксель считается тенью, иначе он не относится к области тени.

В методе Murali используется преобразование в цветовое пространство LAB и пороговая обработка. По каждой компоненте независимо вычисляется среднее значение и проверяется условие (4). Если оно выполняется, то пиксель относится к области тени, если выполняется условие (5). Если условие (4) не выполняется, то классификация пикселя проводится в результате проверки условия (6).

$$\text{mean}(A) + \text{mean}(B) \leq 256, \quad (4)$$

$$L \leq (\text{mean}(L) - \text{std}(L)/3), \quad (5)$$

$$(L < \text{mean}(L)) \text{ and } (B < \text{mean}(B)), \quad (6)$$

где $\text{mean}(A)$, $\text{mean}(B)$, $\text{mean}(L)$ – средние значения соответствующих компонент, $\text{std}(L)$ – стандартное отклонение.

Для устранения локальных неоднородностей после пороговой обработки применяется морфологическая фильтрация.

В методе Azevalo используется комбинация компонент из цветовых пространств HSV и $s_1c_2c_3$. По компоненте V находится модуль градиента яркости с помощью оператора Собела. К компоненте c_3 применяется техника разрастания регионов. Начальные центры регионов и решение о присоединении пикселя к региону принимается на основе значений компонент S, V, c_3 и пороговой обработки. Пороги в данном методе задаются заранее и определены авторами экспериментально.

Для оценки качества методов обнаружения теней выбраны критерии, которые основаны на сравнении полученной маски теневых областей и эталонного изображения, которое взято из базы SBU Shadow Detection Dataset [14]. В результате сравнения пикселя на полученной маске и эталонного изображения возможны четыре случая: пиксель верно отнесен к области тени (TP – верно-положительное решение метода), пиксель неверно отнесен к области тени (FP – ложно-положительное решение метода), пиксель верно отнесен к освещенной области (TN – верно-отрицательное решение метода), пиксель неверно отнесен к освещенной области (FN – ложно-отрицательное решение метода).

Критерий F-меры [15] представляет собой средневзвешенное значение между точностью определения теневых областей и полнотой. Критерий точность (P) показывает сколько пикселей из отнесенных к области тени были верно детектированы, а критерий полноты (R) показывает сколько пикселей области тени были найдены в результате детектирования от истинного значения.

$$P = TP/(TP + FN); R = TP/(TP + FP); F = 2 \cdot P \cdot R/(P + R). \quad (7)$$

Общая точность показывает процент верно детектированных пикселей и области тени, и освещенных участков:

$$OA = (TP + TN)/(TP + TN + FN + FP). \quad (8)$$

Корреляция Мэтьюса более сбалансированный критерий, чем общая точность и определяется выражением:

$$MCC = (TP \cdot TN - FP \cdot FN) / \sqrt{(TP + FP) \cdot (TP + FN) \cdot (TN + FP) \cdot (TN + FN)}. \quad (9)$$

Все рассматриваемые критерии принимают значения в диапазоне от 0 до 1, большее значение соответствует более высокому качеству детектирования.

Результаты обнаружения затененных участков для тестового изображения разными методами приведены на рисунке 4. Исходное и эталонное изображения показаны на рисунках 4 (а) и 4 (б) соответственно; бинарная маска, полученная методом Tsai, приведена на рисунке 4 (в); результаты метода Mamde показаны на рисунке 4 (г); рисунок 4 (д) демонстрирует результаты метода Singh; теневые области, полученные методом Murali, показаны на рисунке 4 (е); рисунок 4 (ж) показывает результаты метода Azevalo; рисунок 4 (з) – результаты, полученные предложенным методом. Значения критериев качества, усредненные по выборке из 60 тестовых изображений, приведены в таблице 2. В таблице 2 помимо средних значений критериев (mean)

для каждого метода также указано значение стандартного отклонения (std), что дает представление о степени различия параметров качества для изображений выборки.

Таблица 2. Значения критериев качества для тестовых изображений.

Метод	F		OA		MCC	
	mean	std	mean	std	mean	std
Tsai [7]	0,732	0,170	0,732	0,256	0,552	0,256
Mamde [8]	0,678	0,161	0,675	0,247	0,488	0,221
Singh [9]	0,640	0,338	0,614	0,295	0,459	0,323
Murali [5]	0,766	0,250	0,880	0,062	0,683	0,216
Arevalo [6]	0,694	0,167	0,808	0,069	0,520	0,212
Предложенный метод	0,760	0,152	0,856	0,097	0,620	0,195

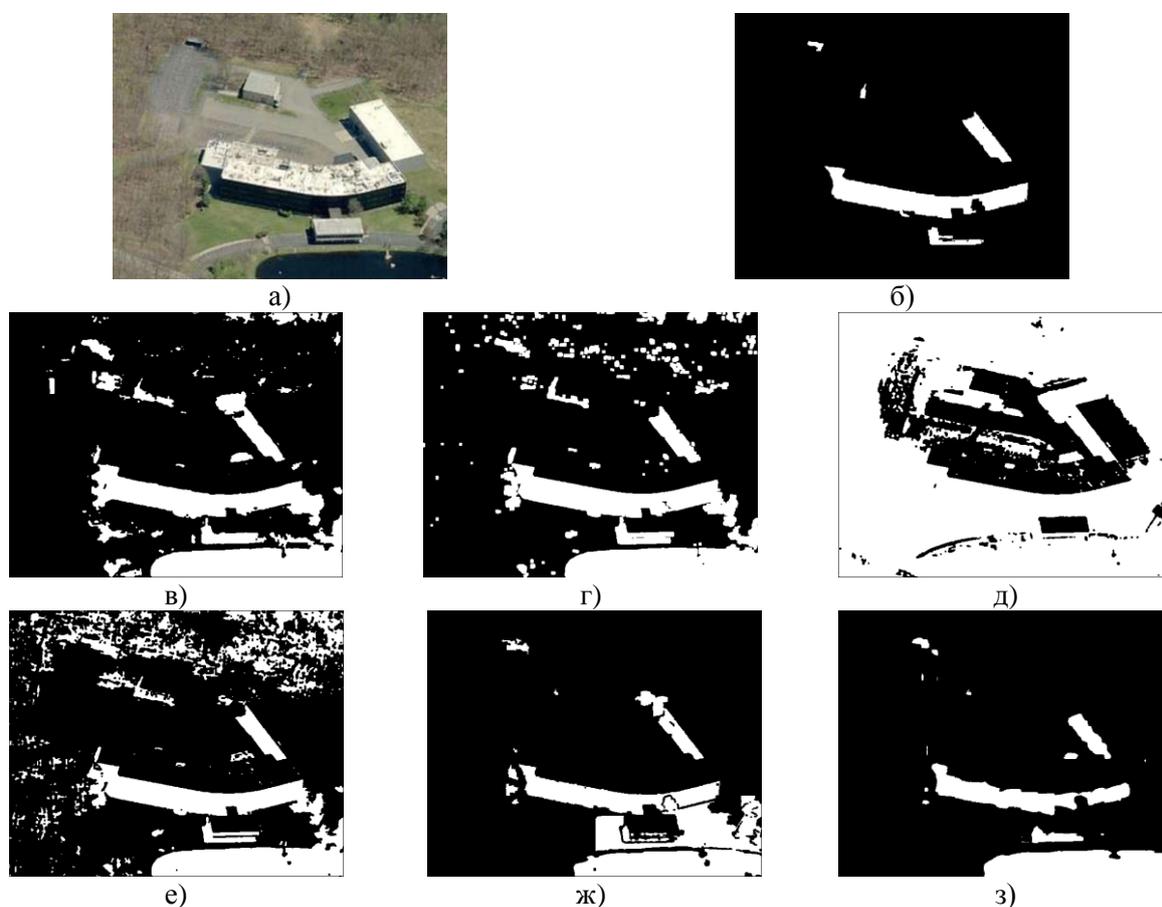


Рисунок 4. Обнаружение теней разными методами.

5. Выводы

Использование преобразования цветовых пространств и пороговой обработки является эффективным для обнаружения теней. В результате применения предварительной сегментации, полученные области теней более однородны и на бинарной маске присутствует меньше единичных неверно детектированных пикселей. Это подтверждается результатами, приведенными на рисунке 4 (з). Из-за различия в характеристиках на разных изображениях лучшие результаты детектирования показывают разные методы. В среднем лучшее качество по всем критериям показал метод Murali, использующий цветовое пространство LAB. Предложенный подход незначительно уступает методу Murali по качеству, при этом он обеспечивает меньший разброс показателей качества для изображений выборки.

Таким образом, с помощью предложенного подхода могут быть эффективно обнаружены области тени для большинства изображений.

6. Литература

- [1] Al-Najdawi, N. A survey of cast shadow detection algorithms / N. Al-Najdawi, H.E. Bez, J. Singhai, E.A. Edirisinghe // *Pattern Recognition Letters*. – 2012. – Vol. 33. – P. 752-764.
- [2] Dare, P.M. Shadow analysis in high-resolution satellite imagery of urban areas / P.M. Dare // *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. – 2005. – Vol. 71. – P. 169-177.
- [3] Mostafa, Y. A review on various shadow detection and compensation techniques in remote sensing images / Y. Mostafa // *Canadian journal of remote sensing*. – 2017. – Vol. 43 – P. 545-562.
- [4] Shahtahmassebi, A. Review of shadow detection and de-shadowing methods in remote sensing / A. Shahtahmassebi, N. Yang, K. Wang, N. Moore, Z. Shen // *Chinese Geographical Science*. – 2013. – Vol. 23. – P. 403-420.
- [5] Murali, S. Shadow detection and removal from a single image using LAB color space / S. Murali, V.K. Govindan // *Cybernetics and information technologies*. – 2013. – Vol. 13(1). – P. 95-103.
- [6] Arevalo, V. Shadow detection in colour high-resolution satellite images / V. Arevalo, J. Gonzalez, G. Ambrosio // *International Journal of Remote Sensing*. – 2008. – Vol. 29. – P. 1945-1963.
- [7] Tsai, V.J. A comparative study on shadow compensation of color aerial images in invariant color models / V.J. Tsai // *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*. – 2006. – Vol. 44(6). – P. 1661-1671.
- [8] Mamde, V.G. Shadow detection technique of satellite image for shadow removal / V.G. Mamde, P.U. Chati // *International Journal of Advance Research in Computer Science and Management Studies*. – 2015. – Vol. 3(4). – P. 176-179.
- [9] Singh, K.K. Shadow detection and removal from remote sensing images using NDI and morphological operators / K.K. Singh, K. Pal, N.J. Nigam // *International journal of computer applications*. – 2012. – Vol. 42(10). – P. 37-40.
- [10] Sarabandi, P. Shadow detection and radiometric restoration in satellite high resolution images / P. Sarabandi, F. Yamazaki, M. Matsuoka, A. Kiremidjian // *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. – 2004. – Vol. 6. – P. 3744-3747.
- [11] Gevers, T. Color-based object recognition / T. Gevers, A.W.M. Smeulders // *Pattern Recognition*. – 1999. – Vol. 32. – P. 453-464.
- [12] Medvedeva, E.V. Image segmentation based on two-dimensional Markov chains / E.V. Medvedeva, E.E. Kurbatova // *Computer Vision in Control Systems-2. Innovations in practice*. Springer International Publishing Switzerland, 2015. – P. 277-295.
- [13] Otsu, N. A threshold selection method from gray-level histograms / N. Otsu // *IEEE Transactions on Systems man and cybernetics*. – 1979. – Vol. 9(1). – P. 62-66.
- [14] Vicente, T.F.Y. Noisy label recovery for shadow detection in unfamiliar domains / T.F.Y. Vicente, M. Hoai, D. Samaras // *IEEE Conference on computer vision and pattern recognition*. – 2016. – P. 3783-3792.
- [15] Martin, D. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color and texture cues / D. Martin, C. Fowlkes, J. Malik // *IEEE Trans. on Pattern analysis and Machine Intelligence*. – 2004. – Vol. 26. – P. 530-549.

Благодарности

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект № 18-71-00070).

Shadow detection on color images

Е.Е. Курбатова¹, В.А. Лялина¹

¹Vyatka State University, Moskovskaya 36, Kirov, Russia, 610006

Abstract. Shadows cause serious problems in objects recognition and classification. In some color spaces the shadows have the uniform properties and can be successfully detected using threshold processing. This paper proposes a simple method to detect areas of shadows on the images. The method uses the combination of two components from different color spaces. Component B from LAB color space is used to detect homogeneous areas applying contour segmentation. Component V from HSV color space is used to determine which of detected areas shadows are. For this, the average value of the V component is calculated within each area and compared with the threshold calculated using the Otsu method. The results of research show that this approach is comparable in quality with the known methods, while it is more resistant to changes in the characteristics of the input image.