

Обзор методов обнаружения теней на спутниковых изображениях*

Е. Е. Курбатова

кандидат технических наук, доцент кафедры радиоэлектронных средств, Вятский государственный университет.
Россия, г. Киров. E-mail: kurbatova@vyatsu.ru. ORCID: 0000-0001-7173-9214

Аннотация. Тени на спутниковых и аэрокосмических изображениях являются серьезной проблемой при сегментации изображений и обнаружении объектов. Поэтому теме посвящено большое количество работ и исследований, предложено большое разнообразие различных методов детектирования и устранения областей теней. В данной работе рассмотрены подходы к обнаружению теней, которые не требуют знания дополнительной информации, кроме самого изображения. Проведено сравнение 5 методов такого типа, которые используют разные цветовые пространства и алгоритмы для обнаружения теней на изображениях. Оценка качества и скорости детектирования для рассмотренных методов проводилась по набору тестовых изображений с помощью 6 критериев. Пять критериев для оценки точности выделенных областей: точность, полнота, F-мера, коэффициент Мэтьюса, общая точность; скорость обработки оценивалась с помощью времени, затрачиваемого на обработку изображений.

Ключевые слова: тени, сегментация изображений, спутниковые изображения, обнаружение объектов.

Введение

Спутниковые и аэрокосмические изображения часто используются для актуализации данных электронных карт геоинформационных систем. В результате дешифрации таких изображений на них определяются разные объекты: здания, дороги, леса, вырубки, водоемы и т. д. Одной из главных трудностей в дешифрации спутниковых изображений является наличие на них теней. Тени создаются как неподвижными (деревья, здания, столбы и т. д.), так и движущимися объектами (автомобили, люди и т. д.), и изменяются в зависимости от времени съемки. Тени существенно отличаются по яркости от фона, поэтому при сегментации изображений они могут создавать ложные объекты или быть приняты за часть объектов. Это приводит к искажению геометрических и топологических характеристик выделенных объектов, на основе которых принимается решение о принадлежности объекта определенному классу. Дороги на спутниковых изображениях могут иметь небольшую ширину, при этом теневые области могут полностью закрывать часть дороги, что приводит к невозможности их верного обнаружения.

Существуют разные подходы к устранению влияния теней [22; 2; 38; 32; 30; 5; 24]. В некоторых случаях восстанавливается яркость в затемненных участках изображения до этапа сегментации; в другом – затемненные участки исключаются после проведения сегментации. Однако оба эти подхода основаны на предварительном обнаружении и локализации теневых участков по исходному спутниковому изображению.

Существующие методы детектирования теней можно условно разделить на два класса: методы на основе модели поверхности [1; 14; 43; 28; 18] и методы на основе признаков [7; 34].

Первая группа методов требует знания дополнительной информации о поверхности анализируемого участка местности, азимута Солнца. В некоторых методах строится 3D-модель местности для определения положения тени по известному положению 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. При этом используются спектральные свойства теней, которые выражаются в том, что теневые области существен-

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

но отличаются от фона по значению яркости. В ряде работ при обработке многоспектральных изображений используется изображение инфракрасного диапазона для детектирования теневых областей [13; 26; 4; 27; 37].

Методы, основанные на признаках, чаще всего используют следующие подходы: пороговую обработку, преобразование цветовых пространств, алгоритмы разрастания регионов, кластеризацию [11; 16; 45; 12; 8]. В одном методе могут применяться несколько механизмов на разных этапах, например, пороговая обработка применяется в большинстве методов.

Поскольку основным требованием в системах оперативной обработки спутниковых изображений и извлечения из них информации является высокая скорость, то в данной работе рассматриваются только методы на основе признаков. Они обладают гораздо большей скоростью обработки, чем методы на основе моделей, и не требуют наличия дополнительной информации, кроме самого изображения.

Методы обнаружения теней

Среди методов, использующих техники пороговой обработки и преобразования цветовых пространств, наиболее широко известным является метод Tsai [39; 40] и его модификации [46]. В основе данного метода лежит преобразование спутникового изображения из цветового пространства RGB в пространство HSI. В работе [39] рассмотрено несколько различных цветовых пространств и проведено их сравнение. По приведенным результатам наилучшей оказалась модель HSI. При этом изображение представляется как совокупность трех компонент: H (цветовой тон), S (насыщенность) и I (светлота).

Тон представляет собой характеристику направления вектора цветности и определяется из следующих соотношений:

$$\begin{bmatrix} I \\ V_1 \\ V_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ -\frac{\sqrt{6}}{6} & -\frac{\sqrt{6}}{6} & \frac{\sqrt{6}}{3} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{-2}{\sqrt{6}} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}; H = \begin{cases} \tan^{-1} \left(\frac{V_2}{V_1} \right), & \text{если } V_1 \neq 0 \\ \text{неопределен,} & \text{если } V_1 = 0 \end{cases} \quad (1)$$

Насыщенность характеризует интенсивность определенного тона, светлота – яркость в данной точке изображения:

$$S = \sqrt{V_1^2 + V_2^2}; \quad (2)$$

$$I = (R + G + B)/3 \quad (3)$$

В методе Tsai [39] используется две компоненты данного пространства: H и I. На основе значений данных компонент вычисляется спектральное соотношение (4) в каждой точке изображения. Теневые области будут иметь большие значения соотношения, чем освещенные участки.

$$RI = \frac{H + 1}{I + 1} \quad (4)$$

Чтобы разделить области тени и освещенные участки, применяется пороговая обработка. При этом основную сложность составляет правильный выбор порога, значение которого обеспечит хорошие результаты. Наилучшее значение порога может существенно отличаться для разных изображений, поэтому в данном подходе применяется автоматический метод вычисления глобального порога на основе метода Otsu [25]. Метод Otsu и пороговая сегментация применяется к изображению RI.

Для повышения качества детектирования теней на последнем этапе может применяться фильтрация сегментированного изображения, а также морфологическая обработка.

Модификацией метода Tsai является метод, предложенный в [19]. Основное отличие заключается в том, что исходное изображение преобразуется в полутоновое, по которому вычисляется глобальный порог методом Otsu. Затем применяется пороговая сегментация с вычисленным порогом. На последнем этапе применяется морфологическая обработка и сверточная фильтрация для устранения шумов без размывания границ между теневыми и не теневыми областями.

В работах [33; 35] предложен метод, использующий аналогичный подход. На первом этапе также осуществляется преобразование из RGB в HSI цветовое пространство. Однако в качестве признака разделения области тени и не тени используется нормированный индекс растительности (NDI).

$$NDI = \frac{S - V}{S + V} \quad (5)$$

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

$$I_{shadow}(i, j) = \begin{cases} 1, & NDI(i, j) \geq T \\ 0, & NDI(i, j) < T \end{cases} \quad (6)$$

На полученном бинарном изображении пиксели, относящиеся к области тени, отмечены 1.

Помимо HSI, в некоторых работах применяются преобразования в другие цветовые пространства. Так, в работе [23] используется цветовое пространство Lab, в котором две компоненты а и b определяют хроматическую составляющую, а компонента L – значение светлоты.

В методе, описанном в [23], после преобразования исходного изображения вычисляется среднее значение по каждой компоненте независимо. Если выполняется условие (7), то классификация пикселя на тень и не тень производится по соотношению (8), иначе проверяются условия (9).

$$mean(A) + mean(B) \leq 256 \quad (7)$$

$$L \leq \left(mean(L) - \frac{std(L)}{3} \right) \quad (8)$$

$$(L < T) \text{ and } (B < T) \quad (9)$$

В данных выражениях std – это стандартное отклонение, T – порог, который авторы в работе [23] определили равным среднему значению на соответствующей компоненте.

После пороговой обработки для повышения качества обработки предлагается использовать морфологическую обработку.

К настоящему времени проведено большое количество исследований о свойствах тени на разных цветовых компонентах [24; 39; 9; 45]. Многие исследователи применяют комбинации цветовых компонент из разных цветовых пространств для более точного детектирования теневых областей. В работе [3] используется три компонента: с3, насыщенность (S) и яркость (V). Компоненты S и V вычисляются путем преобразования исходного изображения из RGB в HSV цветовое пространство. Компонента с3 является частью цветового пространства c1c2c3, предложенного впервые в [10], и успешно используется в ряде работ для детектирования теней [29; 31]. Данная компонента вычисляется путем нелинейного преобразования исходного RGB изображения.

$$c_3 = \arctan \left(\frac{B}{\max\{R, G\}} \right), \quad (10)$$

где R, G, и B – значения яркости на соответствующих компонентах исходного изображения.

На компоненте с3 теневые области имеют большие значения, чем незатененные участки, что соответствует локальным максимумам. Однако данная компонента, как правило, сильно зашумлена, поэтому требуется предварительная обработка для повышения качества детектирования. В методе [3] предлагается для этих целей применить к компоненте с3 усредняющий фильтр с размером ядра 3x3. По компоненте V находится модуль градиента яркости с помощью оператора Собела [36].

Для обнаружения теней в данном подходе используется техника разрастания регионов, которая применяется к сглаженной компоненте с3, полученной после предварительной фильтрации. Идея разрастания регионов заключается в том, что к начальным, выбранным по определенному правилу, центрам регионов итерационно присоединяются окрестные точки, если они удовлетворяют критерию однородности области. Процесс разрастания регионов останавливается, когда ни одна точка изображения не может быть присоединена ни к одному региону. Работа данного алгоритма во многом зависит от выбора начальных центров регионов. В методе [3] начальными центрами считаются квадратные области размером 5x5 пикселей, центральный элемент которой является локальным максимумом на компоненте с3, а все элементы окрестности 5x5 должны иметь значения выше, чем среднее значение компоненты с3 по всему изображению. При этом начальные центры регионов не должны пересекаться и должны выполняться условия (11).

$$V_{av} < T_V; S_{av} > T_S. \quad (11)$$

где V_{av}, S_{av} – средние значения компонент V и S соответственно, определяемые по элементам начальной области 5x5; T_V, T_S – пороги, которые были установлены авторами [3] эмпирически и принимаются равными 0,35 и 0,02 соответственно.

Предполагается, что найденные по таким правилам начальные центры регионов предположительно относятся к области тени. Затем начинается итерационный процесс разрастания регио-

нов. Для каждого найденного начального центра анализируются окрестные пиксели. Пиксель окрестности присоединяется к региону, если выполняется ряд условий:

1. Пиксель ранее не был присоединен ни к одному региону.

2. Расстояние Махаланобиса [17; 6] по компоненте c_3 для данного пикселя от среднего значения по региону меньше заданного значения:

$$\frac{|c_3 - \hat{c}_3|}{\sigma} < d_0, \quad (12)$$

где C_3 – значение рассматриваемого пикселя на компоненте c_3 , \hat{C}_3 – среднее значение компоненты c_3 для элементов региона, σ – девиация значений компоненты c_3 в пределах региона, d_0 принимается равным 3.

3. Модуль градиента V для рассматриваемого пикселя меньше порога $T_E = 0,3$.

4. При добавлении пикселя к региону сохраняется выполнение условий (11).

В результате такого процесса, если несколько начальных центров регионов были найдены в пределах одной теневой области, они объединяются в один регион, и границы найденных областей будут точно повторять границы области тени, поскольку разрастание области осуществляется по одному пикселю.

Для повышения однородности найденных областей после разрастания регионов применяется морфологическая фильтрация, которая заключается в последовательном применении операций дилатации и эрозии.

Методы обнаружения теней, основанные на кластеризации, предполагают независимую кластеризацию по каждой из цветовых компонент с последующим объединением результатов. В работе [44] используется цветовое пространство HSI, для кластеризации выбран алгоритм Affinity propagation (AP). К каждой из цветовых компонент применяется AP кластеризация на два класса (тень и не тень). При этом кластеризация применяется в несколько этапов. Сначала AP алгоритм применяется к каждому столбцу изображения, в результате находятся центры двух кластеров для каждого столбца. К найденным центрам на втором этапе снова применяется алгоритм AP, и находится результат кластеризации для всего изображения.

В результате применения данного алгоритма каждый пиксель изображения будет характеризоваться степенью принадлежности к первому и второму классу на трех разных компонентах. Чтобы объединить результаты, полученные по разным компонентам, применяется алгоритм AP в новом пространстве признаков. В качестве признаков для каждого пикселя изображения используется трехмерный вектор (13).

$$C = \left(\mu_{H_{c1}}(H(x, y)), \mu_{S_{c2}}(S(x, y)), \mu_{I_{c2}}(I(x, y)) \right), \quad (13)$$

где $\mu_{H_{c1}}(H(x, y))$ – степень принадлежности пикселя к первому классу на компоненте H , $\mu_{S_{c2}}(S(x, y)), \mu_{I_{c2}}(I(x, y))$ – степени принадлежности пикселя второму классу на компонентах S и I соответственно.

После кластеризации применяется морфологическая фильтрация.

Существенным недостатком методов на основе кластеризации являются значительные вычислительные затраты и низкая скорость обработки. Поэтому данные методы детектирования теней неприменимы для систем обработки реального времени и обработки спутниковых изображений, которые обычно имеют большой размер.

Критерии сравнения методов

При детектировании теней можно выделить два типа ошибок: пиксель отмечен как тень, но таковым не является; пиксель не отмечен как тень, но является частью области тени.

Для определения этих двух ошибочных ситуаций необходимо знать верный результат разбиения изображения на области тени и не тени. Поэтому большинство критериев оценки качества, полученного результата детектирования, основаны на сравнении с эталонным изображением. Однако недостатком такого подхода является то, что нет объективного способа получения такого изображения. В большинстве случаев в качестве эталона используется изображение, заданное экспертами, что приводит к субъективности разметки.

Для более достоверной оценки качества детектирования будем использовать несколько критериев: точность (Precision (P)), полноту (Recall (R)), F-меру [20], общую точность (Overall Accuracy (OA)), корреляцию Мэттьюса (Matthews correlation coefficient (MCC)) [21].

Все эти критерии широко используются в задачах машинного обучения, чтобы оценить качество классификаторов. Задачу детектирования тени можно рассматривать как задачу классифика-

ции пикселей изображения на два класса (тьень и не тень), таким образом, в результате детектирования возможны четыре ситуации, которые могут быть представлены в виде табл. 1.

Таблица 1

	Результат детектирования	Тень	Не тень
Эталонное изображение	Тень	TP	FN
	Не тень	FP	TN

TP (true-positive) истинно-положительное значение (пиксель определен как тень в результате детектирования и является таковым на эталонном изображении); FN (false-negative) ложно-отрицательное значение (пиксель не отнесен к области тени в результате детектирования, однако является таковым на эталонном изображении); FP (false-positive) ложно-положительное значение (пиксель ошибочно отнесен к области тени в результате детектирования); TN (true-negative) истинно-отрицательное значение (пиксель верно не отнесен к области тени в результате детектирования).

Критерий точность (P) показывает, сколько пикселей из отнесенных к области тени были верно детектированы, а критерий полноты (R) показывает, сколько пикселей области тени было найдено в результате детектирования от истинного значения.

$$P = \frac{TP}{TP + FN}; R = \frac{TP}{TP + FP} \quad (14)$$

F-мера представляет собой средневзвешенное значение между точностью и полнотой:

$$F = \frac{2 \cdot P \cdot R}{P + R} \quad (15)$$

Общая точность показывает процент верно детектированных пикселей тени и не тени:

$$OA = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP} \quad (16)$$

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

$$MCC = \frac{TP \cdot TN - FP \cdot FN}{\sqrt{(TP + FP) \cdot (TP + FN) \cdot (TN + FP) \cdot (TN + FN)}} \quad (17)$$

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

Результаты моделирования

Моделирование методов осуществлялось в среде Matlab на персональном компьютере Intel Core i7-3770, 4Гбайт ОЗУ. Кроме качества детектирования, оценивалось также время, затрачиваемое на обработку изображения.

В качестве тестовых выбрано 60 изображений из открытой базы SBU Shadow Detection Dataset [41; 42].

Пример обработки тестового изображения разными алгоритмами приведен на рис. 1. Усредненные по 60 тестовым изображениям значения критериев для рассматриваемых алгоритмов приведены в табл. 2.

Таблица 2

Усредненные оценки качества детектирования теней разных методов

	P	R	F	OA	MCC	Time, c
Метод Tsai [39]	0,97	0,29	0,41	0,63	0,38	0,009
Модифицированный метод Tsai [19]	0,99	0,22	0,34	0,50	0,30	0,005
Метод на основе NDI [35]	0,98	0,27	0,39	0,57	0,34	0,01
Метод на основе Lab пространства [23]	0,96	0,34	0,47	0,75	0,46	0,096
Метод на основе разрастания регионов [3]	0,53	0,49	0,51	0,80	0,46	145,44

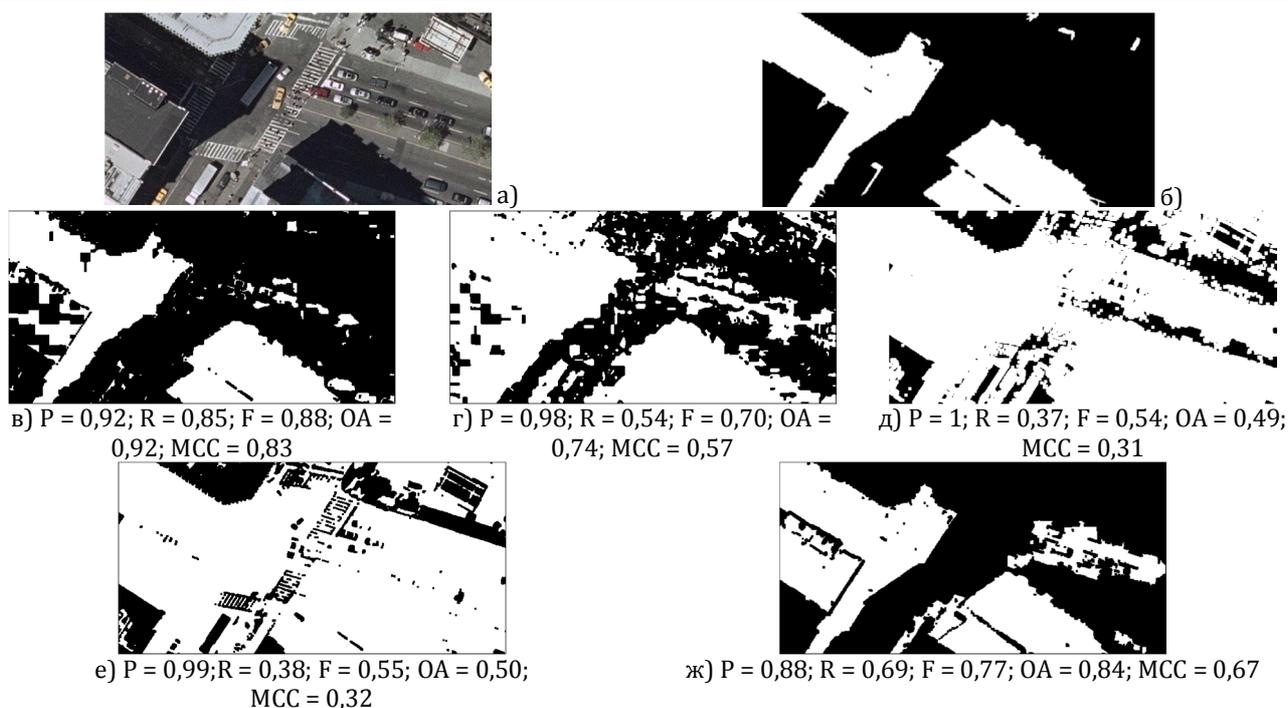


Рис. 1. Результаты детектирования теней для тестового изображения разными методами:
 а) исходное изображение; б) эталонное изображение; в) метод на основе Lab пространства [23];
 г) метод Tsai [39]; д) модифицированный метод Tsai [19]; е) метод на основе NDI [35];
 ж) метод на основе разрастания регионов [3].

Полученные результаты показывают, что наилучшее качество детектирования теней обеспечивают методы на основе разрастания регионов и на основе пространства Lab. При этом для оценки качества детектирования лучше использовать такие сбалансированные критерии, как F-мера или корреляция Мэтьюса, которые учитывают ошибки и первого, и второго типа.

Метод на основе разрастания регионов затрачивает наибольшее время на обработку изображения среди рассмотренных методов, что является существенным недостатком. Метод на основе Lab-пространства также проигрывает остальным методам по времени, поэтому если требуется максимальная скорость обработки (а требования к качеству детектирования не высоки), то можно использовать метод Tsai или его модификацию.

Выводы

Для оперативной обработки спутниковых изображений наиболее применимы методы на основе признаков. Большинство таких методов основаны на преобразовании исходного изображения в одно из цветовых пространств и применении пороговой обработки. За счет этого такие методы обеспечивают быструю обработку и приемлемое качество детектирования теней. Использование методов машинного обучения, техники разрастания регионов или методов детектирования на основе моделей требуют значительных вычислительных затрат либо наличия дополнительных параметров и данных, что не всегда возможно в реальных условиях.

Проведенные исследования показали, что метод на основе разрастания регионов, показавший наилучшее качество детектирования, проигрывает другим методам по скорости обработки, а модифицированный метод Tsai, обеспечивающий максимальную скорость обработки, уступает другим методам по качеству. Таким образом, наиболее универсальным методом является метод на основе цветового пространства Lab, который обеспечивает наилучшее соотношение качества детектирования и времени обработки.

Список литературы

1. Мирошниченко С. Ю., Тутов В. С. Метод локализации теней геопространственных объектов на цифровых аэрокосмических изображениях // Известия вузов. Приборостроение. 2010. Т. 53. № 9. С. 7–13.
2. Al-Najdawi N., Bez H. E., Singhai J., Edirisinghe E. A. A survey of cast shadow detection algorithms // Pattern Recognition Letters. 2012. Vol. 33. P. 752–764.
3. Arevalo V., Gonzalez J., Ambrosio G. Shadow detection in colour high-resolution satellite images // International Journal of Remote Sensing. 2008. Vol. 29. P. 1945–1963.
4. Arun, Kumar M. S., Bijukumar A novel algorithm for shadow detection and recognition in high-resolution satellite images // Iioab Journal. 2016. Vol. 7. P. 40–46.

5. *Dare P. M.* Shadow analysis in high-resolution satellite imagery of urban areas // Photogrammetric engineering and remote sensing. 2005. Vol. 71. P. 169–177.
6. *De Maesschalck R., Jouan-Rimbaud D., Massart D. L.* The Mahalanobis distance // Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems. 2000. Vol. 50(1). P. 1–18. DOI: 10.1016/s0169-7439(99)00047-7.
7. *Duana G., Gong H., Zhao W., Tang X., Chen B.* An Index-based shadow extraction approach on high-resolution images // International symposium on satellite mapping technology and application (ISSMTA 2013). 2013. P. 19–26.
8. *Kim D. S., Arsalan M., Park K. R.* Convolutional Neural Network-based shadow detection in images using visible light camera sensor // Sensors. 2018. Vol. 18(4), 960. DOI: 10.3390/s18040960.
9. *Ford A., Roberts A.* Colour space conversions. Technical report. Westminster University, London. 1998. 31 p.
10. *Gevers T., Smeulders A. W. M.* Color-based object recognition // Pattern Recognition. 1999. Vol. 32. P. 453–464.
11. *Huang Y., Kang X., Li S., Lu T., Lin H.* Shadow detection in very high-resolution satellite images by extended random walker // IEEE International Geoscience and remote sensing symposium. 2017. DOI: 10.1109/IGARSS.2017.8127821
12. *Huma P. N., Biju V. G.* Shadow detection and reconstruction on satellite images using support vector machine and image in-painting // International journal of advanced research in electrical, electronics and instrumentation engineering. 2015. Vol. 4(5). P. 4274–4281.
13. *Kadhim N., Mourshed M.* A shadow-overlapping algorithm for estimating building heights from VHR satellite images // IEEE Geoscience and remote sensing letters. 2018. Vol. 15. P. 8–12.
14. *Li J., Hu Q., Ai M.* Joint model and Observation Cues for single-Image shadow detection // Remote Sensing. 2016. Vol. 8. P. 484. DOI: 10.3390/rs8060484.
15. *Li P., Ge W.* A soft shadow detection method based on MRF for remote sensing images // Mathematical problems in engineering. 2015. DOI: 10.1155/2015/404095.
16. *Liu W., Yamazaki F.* Object-based shadow extraction and correction of high-resolution optical satellite images // IEEE Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing. 2012. Vol. 5. P. 1296–1302.
17. *Mahalanobis P. C.* On the generalized distance in statistics // Proceedings of the National Institute of Sciences of India. 1936. Vol. 2(1). P. 49–55.
18. *Makarau A., Richter R., Mueller R., Reinartz P.* Adaptive shadow detection using a blackbody radiator model // IEEE Transactions and geoscience and remote sensing. 2011. Vol. 49. P. 2049–2059.
19. *Mamde V. G., Chati P. U.* Shadow detection technique of satellite image for shadow removal // International journal of advance research in computer science and management studies. 2015. Vol. 3(4). P. 176–179.
20. *Martin D. R., Fowlkes C. C., Malik J.* Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. 2004. Vol. 26. P. 530–549.
21. *Mattews B. W.* Comparison of the predicted and observed secondary structure of T4 phage lysosome // Biochimica et Biophysica Acta (BBA) – Protein Structure. 1975. Vol. 405(2). P. 442–451. DOI: 10.1016/0005-2795(75)90109-9.
22. *Mostafa Y.* A review on various shadow detection and compensation techniques in remote sensing images // Canadian journal of remote sensing. 2017. Vol. 43. P. 545–562.
23. *Murali S., Govindan V. K.* Shadow detection and removal from a single image using LAB color space // Cybernetics and information technologies. 2013. Vol. 13(1). P. 95–103.
24. *Murali S., Govindan V. K., Kalady S.* A survey on shadow detection techniques in a single image // Information technology and control. 2018. Vol. 47. P. 75–92.
25. *Otsu N.* A threshold selection method from gray-level histograms // IEEE Transactions on Systems man and cybernetics. 1979. Vol. 9(1). P. 62–66. DOI: 10.1109/TSNC.1979.4310076.
26. *Parmes E., Rauste Y., Molinier M., Andersson K., Seitsonen L.* Automatic cloud and shadow detection in optical satellite imagery without using thermal bands-application to Suomi NPP VIIRS images over Fennoscandia // Remote Sensing. 2017. Vol. 9(8). P. 806.
27. *Rufenacht D., Fredembach C., Susstrunk S.* Automatic and accurate shadow detection using near-infrared information // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. 2014. Vol. 36. P. 1672–1678.
28. *Safdarinezhad A., Mokhtarzade M., Zoj M. J. V.* Shadow-based hierarchical matching for the automatic registration of airborne LIDAR data and space imagery // Remote Sensing. 2016. Vol. 8(6). P. 466. DOI: 10.3390/rs8060466.
29. *Salvador E., Cavallaro A., Ebrahimi T.* Cast shadow segmentation using invariant color features // Computer vision and images understanding. 2004. Vol. 95. P. 238–259.
30. *Sanin A., Sanderson C., Lovell B. C.* Shadow detection: a survey and comparative evaluation of recent methods // Pattern recognition. 2012. Vol. 45. P. 1684–1695.
31. *Sarabandi P., Yamazaki F., Matsuoka M., Kiremidjian A.* Shadow detection and radiometric restoration in satellite high resolution images // International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). 2004. Vol. 6. P. 3744–3747. DOI: 10.1109/IGARSS.2004.1369936.
32. *Shahtahmassebi A., Yang N., Wang K., Moore N., Shen Z.* Review of shadow detection and de-shadowing methods in remote sensing // Chinese Geographical science. 2013. Vol. 23. P. 403–420.
33. *Shedlovska Y. I., Hnatushenko V. V.* Shadow removal algorithm with shadow area border processing // II International Young Scientists Forum on Applied Physics and Engineering (YSF). 2016. DOI: 10.1109/YSF.2016.7753827.
34. *Silva G. F., Carneiro G. B., Doth R., Amaral L. A., de Azevedo D. F. G.* Near real-time shadow detection and removal in aerial motion imagery application // ISPRS Journal of photogrammetry and remote sensing. 2018. Vol. 140. P. 104–121.

35. Singh K. K., Pal K., Nigam N. J. Shadow detection and removal from remote sensing images using NDI and morphological operators // International journal of computer applications. 2012. Vol. 42(10). P. 37–40.
36. Sobel I. E. Camera models and machine perception. PHD dissertation. Stanford University, 1970.
37. Song H., Huang B., Zhang K. Shadow detection and reconstruction in high-resolution satellite images via morphological filtering and example-based learning // IEEE Transactions on geoscience and remote sensing. 2014. Vol. 52. P. 2545–2554.
38. Tiwari A., Singh P. K., Amin S. A survey on shadow detection and removal in images and video sequences // 6th international conference – Cloud System and big data engineering (Confluence). 2016. P. 518–523. DOI: 10.1109/CONFLUENCE.2016.7508175.
39. Tsai V. J. A comparative study on shadow compensation of color aerial images in invariant color models // IEEE Transactions on geoscience and remote sensing. 2006. Vol. 44(6). P. 1661–1671.
40. Tsai V. J. Automatic shadow detection and radiometric restoration on digital aerial images // IEEE International geoscience and remote sensing symposium. Proceedings. 2003. DOI: 10.1109/IGARSS.2003.1293899.
41. Vicente T. F. Y., Hoai M., Samaras D. Noisy label recovery for shadow detection in unfamiliar domains // IEEE Conference on computer vision and pattern recognition. 2016. P. 3783–3792.
42. Vicente T. F. Y., Hou L., Yu C.-P., Minh H., Samaras D. Large-scale training of shadow detectors with noisily-annotated shadow examples // Computer vision. 2016. Vol. 9910. P. 816–832.
43. Wang Q., Yan L., Yang Q., Ma Z. An automatic shadow detection method for VHR remote sensing orthoimagery // Remote Sensing. 2017. Vol. 9. P. 469. DOI: 10.3390/rs9050469.
44. Xia H., Chen X., Guo P. A shadow detection method for remote sensing images using affinity propagation algorithm // IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. 2009. P. 3116–3121. DOI: 10.1109/ICSMC.2009.5346147.
45. Yamazaki F., Liu W., Takasaki M. Characteristics of shadow and removal of its effects for remote sensing imagery // IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. 2009. Vol. 4. P. 2806–2809. DOI: 10.1109/IGARSS.2009.5417404.
46. Ye Q., Xie H., Xu Q. Removing shadows from high-resolution urban aerial images based on color constancy // ISPRS – International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 2012. Vol. 39-B3. P. 525–530. DOI: 10.5194/isprsarchives-XXXIX-B3-525-2012.

Review of methods for detecting shadows in satellite images

E. E. Kurbatova

PhD of technical sciences, associate professor of the Department of electronic means, Vyatka State University.
Russia, Kirov. E-mail: kurbatova@vyatsu.ru ORCID: 0000-0001-7173-9214

Abstract. Shadows in satellite and aerospace images are a serious problem in image segmentation and object detection. Therefore, a large number of works and studies is devoted to this topic is devoted, a wide variety of different methods for detecting and eliminating areas of shadows are suggested. In this paper, we consider approaches to the detection of shadows that do not require knowledge of additional information, except the image itself. A comparison of 5 methods of this type, which use different color spaces, is held, and algorithms for detecting shadows in images. Evaluation of the quality and speed of detection for the considered methods was carried out on a set of test images using 6 criteria. Five criteria for assessing the accuracy of the selected areas are: accuracy, completeness, F-measure, Matthews coefficient, overall accuracy; processing speed was estimated using the time spent on image processing.

Keywords: shadows, image segmentation, satellite images, object detection.

References

1. Miroshnichenko S. YU., Titov V. S. Metod lokalizatsii tenej geoprostranstvennyh ob"ektov na tsifrovyyh aerokosmicheskikh izobrazheniyah [Method of localization of shadows of geospatial objects on digital aerospace images] // Izvestiya vuzov. Priborostroenie – News of higher schools. Instrument making. 2010. Vol. 53. No. 9, pp. 7–13.
2. Al-Najdawi N., Bez H. E., Singhai J., Edirisinghe E. A. A survey of cast shadow detection algorithms // Pattern Recognition Letters. 2012. Vol. 33. P. 752–764.
3. Arevalo V., Gonzalez J., Ambrosio G. Shadow detection in colour high-resolution satellite images // International Journal of Remote Sensing. 2008. Vol. 29. P. 1945–1963.
4. Arun, Kumar M. S., Bijukumar A novel algorithm for shadow detection and recognition in high-resolution satellite images // Iioab Journal. 2016. Vol. 7. P. 40–46.
5. Dare P. M. Shadow analysis in high-resolution satellite imagery of urban areas // Photogrammetric engineering and remote sensing. 2005. Vol. 71. P. 169–177.
6. De Maesschalck R., Jouan-Rimbaud D., Massart D. L. The Mahalanobis distance // Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems. 2000. Vol. 50(1). P. 1–18. DOI: 10.1016/s0169-7439(99)00047-7.
7. Duana G., Gong H., Zhao W., Tang X., Chen B. An Index-based shadow extraction approach on high-resolution images // International symposium on satellite mapping technology and application (ISSMTA2013). 2013. P. 19–26.

8. Kim D. S., Arsalan M., Park K. R. Convolutional Neural Network-based shadow detection in images using visible light camera sensor // *Sensors*. 2018. Vol. 18(4), 960. DOI: 10.3390/s18040960.
9. Ford A., Roberts A. Colour space conversions. Technical report. Westminster University, London. 1998. 31 p.
10. Gevers T., Smeulders A. W. M. Color-based object recognition // *Pattern Recognition*. 1999. Vol.32. P. 453–464.
11. Huamg Y., Kang X., Li S., Lu T., Lin H. Shadow detection in very high-resolution satellite images by extended random walker // *IEEE International Geoscience and remote sensing symposium*. 2017. DOI: 10.1109/IGARSS.2017.8127821
12. Huma P. N., Biju V. G. Shadow detection and reconstruction on satellite images using support vector machine and image in-painting // *International journal of advanced research in electrical, electronics and instrumentation engineering*. 2015. Vol. 4(5). P. 4274–4281.
13. Kadhim N., Mourshed M. A shadow-overlapping algorithm for estimating building heights from VHR satellite images // *IEEE Geoscience and remote sensing letters*. 2018. Vol. 15. P. 8–12.
14. Li J., Hu Q., Ai M. Joint model and Observation Cues for single-Image shadow detection // *Remote Sensing*. 2016. Vol. 8. P. 484. DOI:10.3390/rs8060484.
15. Li P., Ge W. A soft shadow detection method based on MRF for remote sensing images // *Mathematical problems in engineering*. 2015. DOI: 10.1155/2015/404095.
16. Liu W., Yamazaki F. Object-based shadow extraction and correction of high-resolution optical satellite images // *IEEE Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*. 2012. Vol. 5. P. 1296–1302.
17. Mahalanobis P. C. On the generalized distance in statistics // *Proceedings of the National Institute of sciences of India*. 1936. Vol. 2(1). P. 49–55.
18. Makarau A., Richter R., Mueller R., Reinartz P. Adaptive shadow detection using a blackbody radiator model // *IEEE Transactions and geoscience and remote sensing*. 2011. Vol. 49. P. 2049–2059.
19. Mamde V. G., Chati P. U. Shadow detection technique of satellite image for shadow removal // *International journal of advance research in computer science and management studies*. 2015. Vol. 3(4). P. 176–179.
20. Martin D. R., Fowlkes C. C., Malik J. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues // *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2004. Vol. 26. P. 530–549.
21. Mattews B. W. Comparison of the predicted and observed secondary structure of T4 phage lysosome // *Biochimica of Biophysica Acta (BBA) – Protein Structure*. 1975. Vol. 405(2). P. 442–451. DOI: 10.1016/0005-2795(75)90109-9.
22. Mostafa Y. A review on various shadow detection and compensation techniques in remote sensing images // *Canadian journal of remote sensing*. 2017. Vol. 43. P. 545–562.
23. Murali S., Govindan V. K. Shadow detection and removal from a single image using LAB color space // *Cybernetics and information technologies*. 2013. Vol. 13(1). P. 95–103.
24. Murali S., Govindan V. K., Kalady S. A survey on shadow detection techniques in a single image // *Information technology and control*. 2018. Vol. 47. P. 75–92.
25. Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms // *IEEE Transactions on Systems man and cybernetics*. 1979. Vol. 9(1). P. 62–66. DOI:10.1109/TSNC.1979.4310076.
26. Parmes E., Rauste Y., Molinier M., Andersson K., Seitsonen L. Automatic cloud and shadow detection in optical satellite imagery without using thermal bands-application to Suomi NPP VIIRS images over Fennoscandia // *Remote Sensing*. 2017. Vol. 9 (8). P. 806.
27. Rufenacht D., Fredembach C., Susstrunk S. Automatic and accurate shadow detection using near-infrared information // *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2014. Vol. 36. P. 1672–1678.
28. Safdarinezhad A., Mokhtarzade M., Zoj M. J. V. Shadow-based hierarchical matching for the automatic registration of airborne LIDAR data and space imagery // *Remote Sensing*. 2016. Vol. 8(6). P. 466. DOI: 10.3390/rs8060466.
29. Salvador E., Cavallaro A., Ebrahimi T. Cast shadow segmentation using invariant color features // *Computer vision and images understanding*. 2004. Vol. 95. P. 238–259.
30. Sanin A., Sanderson C., Lovell B. C. Shadow detection: a survey and comparative evaluation of recent methods // *Pattern recognition*. 2012. Vol. 45. P. 1684–1695.
31. Sarabandi P., Yamazaki F., Matsuoka M., Kiremidjian A. Shadow detection and radiometric restoration in satellite high resolution images // *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. 2004. Vol. 6. P. 3744–3747. DOI: 10.1109/IGARSS.2004.1369936.
32. Shahtahmassebi A., Yang N., Wang K., Moore N., Shen Z. Review of shadow detection and de-shadowing methods in remote sensing // *Chinese Geographical science*. 2013. Vol. 23. P. 403–420.
33. Shedlovska Y. L., Hnatushenko V. V. Shadow removal algorithm with shadow area border processing // *II International Young Scientists Forum on Applied Physics and Engineering (YSF)*. 2016. DOI: 10.1109/YSF.2016.7753827.
34. Silva G. F., Carneiro G. B., Doth R., Amaral L. A., de Azevedo D. F. G. Near real-time shadow detection and removal in aerial motion imagery application // *ISPRS Journal of photogrammetry and remote sensing*. 2018. Vol. 140. P. 104–121.
35. Singh K. K., Pal K., Nigam N. J. Shadow detection and removal from remote sensing images using NDI and morphological operators // *International journal of computer applications*. 2012. Vol. 42(10). P. 37–40.
36. Sobel I. E. Camera models and machine perception. PHD dissertation. Stanford University, 1970.
37. Song H., Huang B., Zhang K. Shadow detection and reconstruction in high-resolution satellite images via morphological filtering and example-based learning // *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*. 2014. Vol. 52. P. 2545–2554.

38. *Tiwari A., Singh P. K., Amin S.* A survey on shadow detection and removal in images and video sequences // 6th international conference – Cloud System and big data engineering (Confluence). 2016. P. 518–523. DOI: 10.1109/CONFLUENCE.2016.7508175.
39. *Tsai V. J.* A comparative study on shadow compensation of color aerial images in invariant color models // IEEE Transactions on geoscience and remote sensing. 2006. Vol. 44(6). P. 1661–1671.
40. *Tsai V. J.* Automatic shadow detection and radiometric restoration on digital aerial images // IEEE International geoscience and remote sensing symposium. Proceedings. 2003. DOI: 10.1109/IGARSS.2003.1293899.
41. *Vicente T. F. Y., Hoai M., Samaras D.* Noisy label recovery for shadow detection in unfamiliar domains // IEEE Conference on computer vision and pattern recognition. 2016. P. 3783–3792.
42. *Vicente T. F. Y., Hou L., Yu C.-P., Minh H., Samaras D.* Large-scale training of shadow detectors with noisily-annotated shadow examples // Computer vision. 2016. Vol. 9910. P. 816–832.
43. *Wang Q., Yan L., Yang Q., Ma Z.* An automatic shadow detection method for VHR remote sensing orthoimage-ry // Remote Sensing. 2017. Vol. 9.P. 469. DOI: 10.3390/rs9050469.
44. *Xia H., Chen X., Guo P.* A shadow detection method for remote sensing images using affinity propagation algorithm // IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. 2009. P. 3116–3121. DOI: 10.1109/ICSMC.2009.5346147.
45. *Yamazaki F., Liu W., Takasaki M.* Characteristics of shadow and removal of its effects for remote sensing imagery // IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. 2009. Vol. 4. P. 2806–2809. DOI: 10.1109/IGARSS.2009.5417404.
46. *Ye Q., Xie H., Xu Q.* Removing shadows from high-resolution urban aerial images based on color constancy // ISPRS – International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information sciences. 2012. Vol. 39-B3. P. 525–530. DOI: 10.5194/isprsarchives-XXXIX-B3-525-2012.