

## Алгоритм обнаружения водных объектов на многоспектральных снимках

О. В. Николаева

*Институт прикладной математики им. М. В. Келдыша РАН  
Москва, 125047, Россия  
E-mail: nika@kiam.ru*

Предложен алгоритм, позволяющий оперативно находить водные объекты на многоспектральных снимках. В алгоритме используется коэффициент спектральной яркости (КСЯ) света, отражённого от верхней границы атмосферы. Водные объекты ищутся в два этапа. На первом этапе на снимке находятся тёмные области — связанные области с пониженным значением КСЯ в NIR-канале. Ослабление КСЯ в NIR-канале связано или с общим ослаблением КСЯ (когда пиксель находится в затенённой области и освещён только диффузным светом), и/или с ослаблением КСЯ только в инфракрасном диапазоне в связи с поглощением света водой (когда КСЯ сформирован светом, отражённым от воды и/или прошедшим через облако). На втором этапе для тёмных областей находятся значения индекса NDWI (*англ.* Normalized Difference Water Index) и водными назначаются пиксели с повышенным значением NDWI. Пороговое значение NDWI\* для отделения воды от не воды находится из анализа гистограммы индекса NDWI. Тестирование алгоритма выполнено на снимках прибора Hyperion (пространственное разрешение 30 м, спектральное разрешение 10 нм). Показано, что алгоритм находит водоёмы как освещённые, так и затенённые, как с тёмной чистой водой, так и с яркой мутной. Показано, что алгоритм отличает водоёмы от влажного грунта и от облачных теней. Полученные результаты предлагается использовать при мониторинге водоёмов, при построении облачно-теневых масок на многоспектральных снимках.

**Ключевые слова:** водные объекты, многоспектральные снимки, индекс NDWI

Одобрена к печати: 10.05.2023

DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-3-9-18

### Введение

Алгоритмы нахождения границ водных объектов на мультиспектральных снимках используются при мониторинге состояния водоёмов (Воробьёв, Курбанов, 2021; Курбатова и др., 2021). Нахождение водных объектов на снимке также выполняется перед построением облачно-теневой маски (Huang et al., 2010; Zhu, Helmer, 2018).

Действительно, яркие (мелкие или мутные) воды могут быть приняты за облака (Zhu, Woodcock, 2012), а тёмные — за облачные тени (Braaten et al., 2015; Fisher, 2014). Выделение водных пикселей необходимо также в том случае, если в алгоритме перед выявлением облаков определяется температура поверхности: температура водной и неводной части поверхности находится разными методами (Zhu, Woodcock, 2012).

Водная маска также требуется тогда, когда для выявления облаков (Candra et al., 2019) и их теней (Li et al., 2017; Zhu, Helmer, 2018) над сушей и над водой используются разные спектральные критерии. Если в алгоритме выявления облаков и их теней используется не один снимок, а серия разновременных снимков одного участка земной поверхности, то для нахождения во временной серии «чистого» пикселя над сушей и над водой также могут применяться разные спектральные критерии (Bian et al., 2013).

При разделении воды и суши популярен индекс NDWI (*англ.* Normalized Difference Water Index — нормализованный разностный водный индекс), предложенный для приборов серии Landsat. Существует несколько вариантов индекса NDWI, в каждом из которых используется своя пара спектральных каналов: Red (R, красный, 0,63–0,69 нм) и SWIR (*англ.* short wave infrared, коротковолновый инфракрасный, 1,55–1,75 нм), Green (G, зелёный, 0,52–0,6 нм) и NIR (*англ.* near infrared, ближний инфракрасный, 0,76–0,9 нм), NIR и SWIR (Ji et al., 2009).

Для отделения воды от городской застройки предложен индекс MNDWI (*англ.* Modified Normalized Difference Water Index — модифицированный нормализованный разностный водный индекс), использующий каналы Green и SWIR (Xu, 2006). Также может быть применён индекс NDVI (*англ.* Normalized Difference Vegetation Index — нормализованный разностный вегетационный индекс), использующий каналы Red и NIR (Bo et al., 2020) и первоначально предложенный для выделения растительности.

В двух ненормализованных спектральных индексах AWEI\_sh и AWEI\_nsh (*англ.* Automated Water Extraction) используются каналы Blue (B, синий, 0,45–0,52 нм), Green, NIR, SWIR, SWIR 2 (2,08–2,35 нм) (Feyisa et al., 2014). В формулы для этих индексов значения сигнала в каналах видимого диапазона включены с положительными коэффициентами, а в каналах инфракрасного диапазона — с отрицательными. Также предлагается использовать вместо индекса значения сигнала в NIR-канале (Mondejar, Tongco, 2019).

Классификация пикселей снимка с помощью этих индексов опирается на тот факт, что в инфракрасном диапазоне вода сильно поглощает свет, тогда как сухая поверхность — слабо. В результате для воды в целом характерны положительные значения индексов, а для сухих поверхностей — отрицательные. Также для воды характерны низкие значения сигнала в NIR-канале, а для сухой поверхности — высокие.

Однако на снимках могут присутствовать и влажные поверхности, и мелкая вода. Кроме того, могут быть смешанные пиксели. В связи с этим возникает проблема выбора наилучшего индекса и оптимального для него порогового значения.

Это пороговое значение зависит от типа воды (Xie et al., 2016), а также от доли воды в смешанных пикселях (Ji et al., 2009). Более того, для каждого снимка существует своё оптимальное пороговое значение. При оценке точности классификации с помощью спектральных индексов одновременно находятся и лучший индекс, и оптимальное пороговое значение (Gilmore et al., 2015; Mondejar, Tongco, 2019). Предлагается считать наилучшим индекс, для которого вариация оптимального порогового значения по снимкам оказывается наименьшей (Xu, 2006).

Для обнаружения водных объектов на снимках может использоваться как один индекс NDWI (Fisher, 2014; Sun et al., 2018), так и несколько спектральных индексов одновременно: NDVI и NIR (Bian et al., 2013; Li et al., 2017; Zhu, Woodcock, 2012) или NDWI, NDVI и NIR (Bo et al., 2020). Дополнительно к спектральным индексам может быть использована оценка наклона поверхности водоёма, получаемая с помощью цифровой модели рельефа (*англ.* Digital Elevation Model — DEM) (Braaten et al., 2015; Qiu et al., 2017).

При нахождении теней облаков на снимках предварительно могут быть найдены области пониженных значений сигнала в NIR-канале (Bo et al., 2020; Sun et al., 2018; Wang et al., 2021). Далее из этих областей исключаются водные объекты.

В настоящей работе предлагается алгоритм обнаружения водных объектов, по которому на снимке сначала находятся области пониженных значений сигнала в NIR-канале. Далее из этих областей выделяются водные объекты с помощью индекса NDWI. При этом пороговое значение индекса определяется отдельно для каждого снимка.

## Алгоритм обнаружения водных объектов

Пусть дан многоспектральный снимок, состоящий из  $I \times J$  пространственных пикселей; каждому пикселю сопоставлены индексы  $i, j$  и вектор  $\mathbf{s}_{i,j} \in R^L$ , содержащий значения сигнала (интенсивности отражённого от верхней границы атмосферы излучения) в  $L$  спектральных каналах. Нужно найти пиксели, образующие водные объекты.

В предлагаемом алгоритме используются значения коэффициентов спектральной яркости  $\mathbf{r}_{i,j} \in R^L$ , связанные со значениями интенсивности  $\mathbf{s}_{i,j}$  формулой:

$$\mathbf{r}_{i,j} = \mathbf{s}_{i,j} \frac{\pi}{\cos \theta_0 \cdot \mathbf{s}_{i,j}^0}, \quad (1)$$

где  $s_{i,j}^0$  — интенсивность внеатмосферного излучения;  $\theta_0$  — зенитный угол солнца. Векторное равенство (1) понимается покомпонентно.

Используются значения коэффициента яркости  $r_{i,j,\lambda_{NIR}}$  в NIR-канале (865 нм), а также значения спектральных индексов NDSI (*англ.* Normalized Difference Snow Index — нормализованный разностный снежный индекс) и NDWI. Значения индексов определяются формулами:

$$NDSI_{i,j} = \frac{r_{i,j,\lambda_{GREEN}} - r_{i,j,\lambda_{SWIR1}}}{r_{i,j,\lambda_{GREEN}} + r_{i,j,\lambda_{SWIR1}}}, \quad (2)$$

$$NDWI_{i,j} = \frac{r_{i,j,\lambda_{Green}} - r_{i,j,\lambda_{SWIR2}}}{r_{i,j,\lambda_{Green}} + r_{i,j,\lambda_{SWIR2}}}. \quad (3)$$

Здесь используются значения коэффициента яркости  $r_{i,j,\lambda_{Green}}$  в видимом зелёном канале (560 нм) и значения  $r_{i,j,\lambda_{SWIR1}}$  и  $r_{i,j,\lambda_{SWIR2}}$  в ближних инфракрасных каналах (1255 и 1628 нм) соответственно. Отметим, что эти каналы  $\lambda_{SWIR1}$  и  $\lambda_{SWIR2}$  расположены в области слабого поглощения в водяном паре, поэтому на значения NDSI и NDWI не влияет поглощение света водяным паром.

Предлагаемый алгоритм состоит из четырёх шагов. На *первом шаге* исключаем яркие подобласти снимка. Для этого разбиваем все пиксели на два кластера методом k-средних. Находим кластер с наибольшим средним значением коэффициента яркости в зелёном канале  $\langle r_{i,j,\lambda_{Green}} \rangle$ . Если эта величина больше порогового значения  $T_{Green}$ :

$$\langle r_{i,j,\lambda_{Green}} \rangle > T_{Green},$$

то все пиксели данного кластера исключаются из рассмотрения. Так, исключаются наиболее яркие облака (если они присутствуют на снимке) (Николаева, 2022a).

На *втором шаге* на снимке находятся связные области, тёмные в NIR-канале, а именно области  $\rho$ , удовлетворяющие условиям:

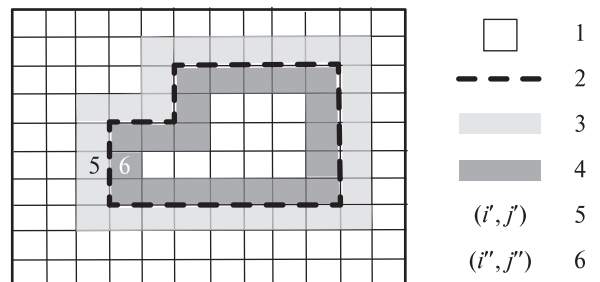
$$\rho \left\{ \begin{array}{l} (i,j), \max_{p=-1,1} \cdot \max_{q=-1,1} |r_{i,j,\lambda_{NIR}} - r_{i+p,j+q,\lambda_{NIR}}| < T_S, \\ \frac{r_{i',j',\lambda_{NIR}}}{r_{i'',j'',\lambda_{NIR}}} \geq T_{Jump}, \mathbf{r}_{i'',j''} \in \rho^-, \mathbf{r}_{i',j'} \in \rho^+, (i'',j'') = \mathbf{f}(i',j'). \end{array} \right. \quad (4)$$

Здесь  $\rho^+$  — множество пикселей, примыкающих к границе области  $\rho$  с внешней стороны;  $\rho^-$  — множество пикселей, примыкающих к границе области  $\rho$  с внутренней стороны; функция  $\mathbf{f}(i',j')$  сопоставляет индексу  $(i',j')$  пикселя из множества  $\rho^+$  индекс  $(i'',j'')$  соседнего пикселя из множества  $\rho^-$  (*рис. 1*). Условие (4) содержит два параметра: максимальное значение  $T_S$  вариации коэффициента яркости в NIR-канале внутри области  $\rho$  и минимальное значение  $T_{Jump}$  скачка этого коэффициента яркости на границе области  $\rho$ .

На *третьем шаге* из найденных на первом шаге тёмных областей исключаются области, заведомо не содержащие воду. Используется индекс NDSI (формула (2)). Исключаются области, удовлетворяющие критерию:

$$NDSI_{i_0,j_0} < 0.$$

*Рис. 1.* Схема выделяемой на снимке тёмной области: 1 — пиксель; 2 — граница тёмной области (множества  $\rho$ ); 3 — множество  $\rho^+$ ; 4 — множество  $\rho^-$ ; 5 и 6 — соседние ячейки из множеств  $\rho^-$  и  $\rho^+$



Здесь индексы  $(i_0, j_0)$  отвечают центральному пикселю области. Такой критерий исключает освещённые области растительности и сухой почвы (Николаева, 2022б). Остаются области, где отражённый свет испытал некоторое поглощение в воде (водоёмы, облачные тени, влажная почва), и области, освещённые только диффузным светом (топографические тени).

На *четвёртом шаге* для всех пикселей в оставшихся областях находятся значения индекса NDWI по формуле (3). Для всех полученных значений строится гистограмма  $H(NDWI)$ . Если гистограмма содержит хотя бы два пика, то правый пик относится к значениям NDWI для водных объектов. Тогда находится значение  $NDWI^*$ , расположенное между правым пиком и остальной гистограммой, в котором значение функции  $H(NDWI)$  минимально. Водными назначаются пиксели найденных на втором шаге областей, для которых выполнено условие:

$$NDWI_{i,j} > NDWI^*.$$

Если гистограмма содержит один пик, то находится самое вероятное значение  $NDWI_0$ . Если

$$NDWI_0 > T_{NDWI},$$

то все пиксели областей считаются водными. Иначе полагается, что воды на снимке нет.

Таким образом, представленный алгоритм содержит следующие параметры:  $T_{Green}$  — минимальная яркость облачного пикселя;  $T_S$  — максимальная вариация коэффициента яркости в NIR-канале в тёмной области;  $T_{Jump}$  — минимальное значение скачка этого коэффициента на границе тёмной области и её светлого окружения;  $T_{NDWI}$  — пороговое значение NDWI, отделяющее чисто водную область от безводной.

## Результаты тестирования алгоритма

Тестирование предложенного алгоритма выполним на снимках прибора Hyperion (пространственное разрешение 30 м, 199 ненулевых спектральных каналов в спектральном диапазоне 426–2400 нм). Параметры выбранных снимков представлены в *табл. 1*.

Таблица 1. Снимки Hyperion

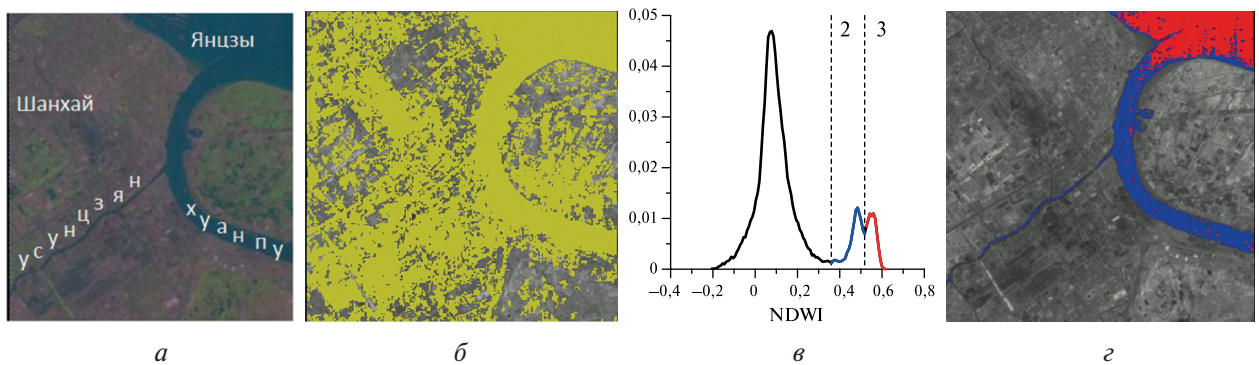
Номер снимка	Индекс снимка	Место съёмки	Облака
1	EO1H1180382002091110PZ_AGS_01	г. Шанхай, реки Янцзы, Хуанпу, Усунцзян	Нет
2	EO1H0450162015204110K3_AK3_01	Озёра лесной зоны Канады	Есть
3	EO1H1400402015270110P0_AK3_01	Непал, горы	Есть
4	EO1H1330342007138110KU_AGS_01	Китай, оз. Цинхай, Шадау	Нет
5	EO1H0660452002110111PP_AKS_01	Тихий океан и р. Ваимеа	Есть

На снимках присутствуют водные объекты разного типа: р. Янцзы с мутной водой (снимок 1), озёра лесной зоны Канады с чистой пресной водой (снимок 2), оз. Цинхай (оно же Кукунор) с чистой солёной водой (снимок 4), Тихий океан и р. Ваимеа с чистой водой (снимок 5). Водные объекты расположены в ландшафтах разного типа. Река Янцзы с её притоком Хуанпу и впадающим в Хуанпу каналом Усунцзян протекают через мегаполис Шанхай. Озёра Канады расположены в лесной зоне. Озеро Цинхай на Тибетском нагорье окружено каменистым грунтом. Устье р. Ваимеа расположено на урбанизированной территории. На снимке 3, сделанном в горах Непала, есть только облачные и топографические тени, но водных объектов нет.

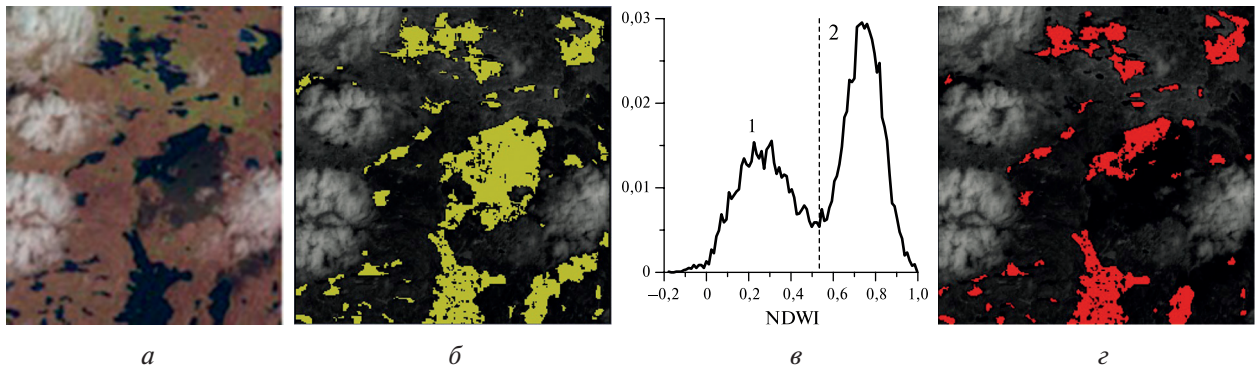
При тестировании использовались следующие значения параметров:  $T_{Green} = 0,25$ ;  $T_{Jump} = 1,1$ ;  $T_{NDWI} = 0,2$ . Параметр  $T_S$  при нахождении каждой тёмной области полагался равным минимальному в этой области значению яркости в NIR-канале.

Результаты тестирования приведены на *рис. 2–6*. На *рис. 2а, 3а, 4а, 5а* (см. с. 14), *6а* (см. с. 14) представлены RGB-изображения. На *рис. 2б, 3б, 4б, 5б, 6б* даны снимки, где отмечены полученные на шагах 1–3 алгоритма тёмные области. На *рис. 2в, 3в, 4в, 5в, 6в* показаны гистограммы значений индекса NDWI в тёмных областях; цифрой 1 отмечены сами гистограммы, цифрой 2 — полученное на шаге 4 пороговое значение NDWI\*, отделяющее отвечающий воде правый пик.

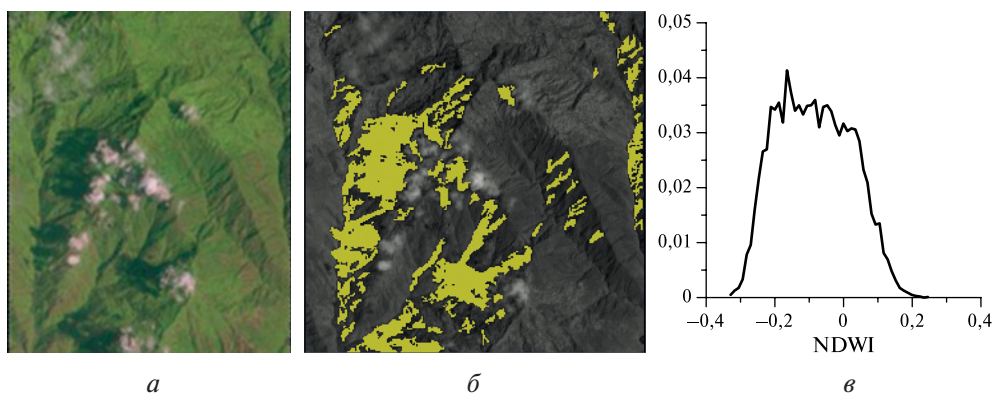
Этот пик выделяется во всех случаях, когда на снимке есть водные объекты. Пик отсутствует только в гистограмме для снимка 3 (см. *рис. 4в*), где нет водных объектов, а тёмными объектами выступают облачные и топографические тени.



*Рис. 2.* Фрагмент снимка 1: *а* — RGB-изображение; *б* — тёмные области; *в* — NDWI-гистограмма для тёмных областей; *г* — найденные водные объекты



*Рис. 3.* Фрагмент снимка 2: *а* — RGB-изображение; *б* — тёмные области; *в* — NDWI-гистограмма для тёмных областей; *г* — найденные водные объекты



*Рис. 4.* Фрагмент снимка 3: *а* — RGB-изображение; *б* — тёмные области; *в* — NDWI-гистограмма для тёмных областей

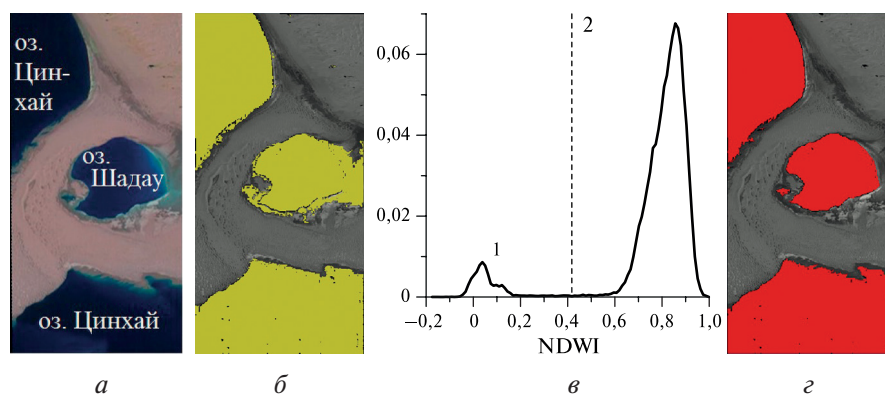


Рис. 5. Фрагмент снимка 4: *a* — RGB-изображение; *б* — тёмные области; *в* — NDWI-гистограмма для тёмных областей; *г* — найденные водные объекты

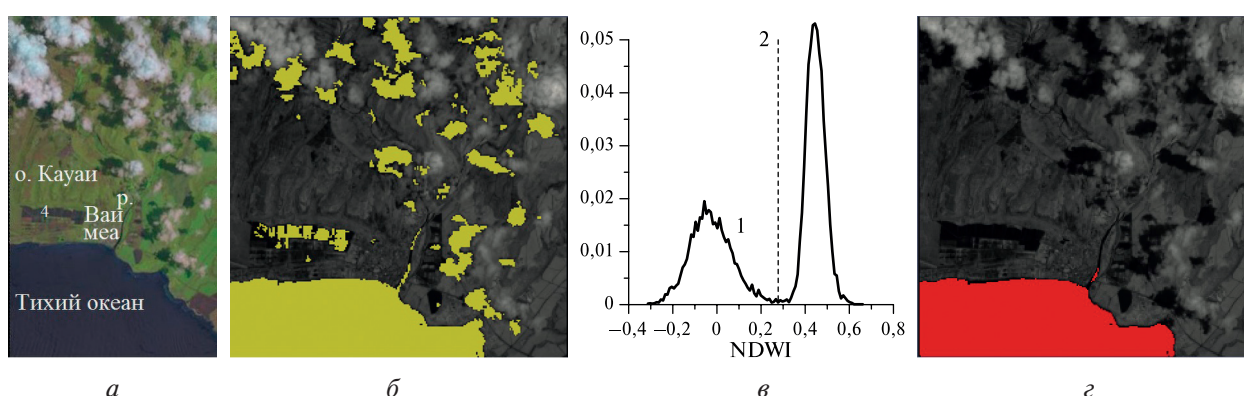


Рис. 6. Фрагмент снимка 5: *a* — RGB-изображение; *б* — тёмные области; *в* — NDWI-гистограмма для тёмных областей; *г* — найденные водные объекты

На снимке 1 присутствует мутная р. Янзцы и чистые потоки Хуанпу и Усунцзян. Интервалы значений индекса NDWI для них различны, и правый пик состоит из двух частей (см. рис. 2в). Граница разделения пика отмечена цифрой 3. Две водных области на рис. 2г выделены красным и синим цветом; теми же цветами отмечены соответствующие части пика на рис. 2в. Большие значения индекса NDWI для воды р. Янзцы получаются из-за присутствия в ней большого количества органических и минеральных взвесей, что приводит к повышенному значению коэффициента яркости в зелёном канале.

На снимке 2 присутствует множество озёр; часть из них находятся в тени облаков (см. рис. 3а). Алгоритм находит как освещённые, так и затенённые озёра (см. рис. 3г).

На снимке 4 находится четыре озера существенно разного размера (см. рис. 5г).

На снимке 5 присутствует участок увлажнённого грунта (цифра 4 на рис. 6а). Однако соответствующие значения NDWI не попадают в правый пик; этот участок не идентифицируется как вода. Как вода идентифицируется океан и часть устья р. Ваимеа (см. рис. 6г). Отметим, что из всех рек найдены могут быть только те, чья ширина больше пространственного разрешения прибора Nuregion — 30 м.

В табл. 2. приведены полученные значения порогов NDWI\*, средние значения сигнала в Green-канале  $r_{Green}$ , NIR-канале  $r_{NIR}$ , SWIR2-канале  $r_{SWIR2}$  и NDWI в водных объектах, а также ошибки (доли пикселей, неправильно классифицированных по двум классам: вода — суша). «Точная» водная маска строится вручную. Можно видеть, что наибольшая ошибка получается для снимка 2, когда имеется в том числе очень много небольших водных объектов (см. рис. 3а). Границы мелких водоёмов трудно указать с высокой точностью (Xie et al., 2016). Соответственно, наименьшая ошибка достигается, когда на снимке имеется несколько крупных водоёмов (снимки 4, 5).

Таблица 2. Значения порога NDWI\*, средние значения  $r_{\text{Green}}$ ,  $r_{\text{NIR}}$ ,  $r_{\text{SWIR2}}$ , NDWI в водных объектах и ошибки классификации

Номер снимка	$r_{\text{Green}}$	$r_{\text{SWIR2}}$	$r_{\text{NIR}}$	NDWI*	NDWI	Ошибка
1	0,150	0,050	0,107	0,36	0,51	0,03
2	0,063	0,009	0,018	0,53	0,75	0,05
4	0,120	0,010	0,020	0,42	0,83	0,02
5	0,106	0,040	0,061	0,28	0,45	0,01

Также можно видеть, что водные объекты на снимках сильно отличаются по яркости в каналах Green ( $r_{\text{Green}}$ ), NIR ( $r_{\text{NIR}}$ ) и SWIR2 ( $r_{\text{SWIR2}}$ ). Самой яркой представляется р. Янзцы (снимок 1) с мутной водой, самыми тёмными оказываются лесные озёра Канады (снимок 2). Сильно варьирует также от снимка к снимку пороговое значение NDWI\*. Таким образом, единое значение NDWI\* не может быть использовано для выделения водных объектов.

## Заключение

Предложен алгоритм выявления водных объектов на мультиспектральных снимках, сделанных в условиях чистого неба или частичной облачности.

В указанном алгоритме сначала на снимке находятся области, тёмные в NIR-канале. Такие области содержат воду, влажный грунт, облачные и топографические тени. Далее строится гистограмма для значений индекса NDWI в тёмных областях. Если гистограмма содержит один пик, то либо в тёмных областях нет воды, либо все тёмные области являются водой. Это определяется по априори заданному пороговому значению  $T_{\text{NDWI}}$ . Если гистограмма содержит более одного пика, то пиксели, для которых значения индекса NDWI относятся к правому пику, назначаются водными. Важно, что для каждого снимка определяется своё пороговое значение индекса NDWI\*, отделяющее воду от суши.

Здесь используется тот факт, что в инфракрасном диапазоне вода сильно поглощает свет, тогда как сухая поверхность — слабо. Индекс NDWI — это относительная разность сигнала в видимом и инфракрасном диапазонах. Поскольку в воде свет поглощается намного сильнее, чем в тенях или влажном грунте, значения индекса NDWI для водоёмов существенно отстоят от значений NDWI для других тёмных областей.

Тестирование алгоритма выполнено на снимках прибора Hyperion с высоким пространственным (30 м) и спектральным (10 нм) разрешением. Показано, что алгоритм находит водоёмы освещённые и затенённые, с чистой и мутной водой, с солёной и пресной. Показано, что алгоритм отличает водоём от тени и увлажнённого грунта.

Отличительная черта предложенного алгоритма состоит в том, что пороговое значение NDWI\* находится отдельно для каждого снимка. Причина этого заключается в зависимости индекса NDWI от величины сигнала в видимом и инфракрасном диапазонах, а эти значения зависят от содержания в воде органических и минеральных взвесей. Таким образом, не представляется возможным задать единое пороговое значение NDWI\* для всех снимков и приходится использовать динамическое значение.

## Литература

1. Воробьёв О. Н., Курбанов Э. А. Оценка затопления растительного покрова в республиках Марий Эл и Чувашия при подъёме Чебоксарского водохранилища до отметки 68 м по данным ДЗЗ // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2021. Т. 18. № 3. С. 214–225. DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-3-214-225.
2. Курбатова И. Е., Верещака Т. В., Иванова А. А. Космический мониторинг трансформации болотных ландшафтов в условиях антропогенных воздействий // Современные проблемы

- дистанционного зондирования Земли из космоса. 2021. Т. 18. № 4. С. 216–227. DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-4-216-227.
3. Николаева О. В. (2022а) Алгоритм обнаружения облачных объектов на многоспектральных снимках // Компьютерная оптика. 2022. Т. 46. № 5. С. 808–817. DOI: 10.18287/2412-6179-СО-1076.
  4. Николаева О. В. (2022б) Использование индекса NDSI для отделения облаков от неснежных поверхностей на многоспектральных снимках // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2022. Т. 19. № 5. С. 53–62. DOI: 10.21046/2070-7401-2022-19-5-53-62.
  5. Bian J., Li A., Liu Q., Huang C. Cloud and Snow Discrimination for CCD Images of HJ/1A/B Constellation Based on Spectral Signature and Spatio-Temporal Context // Remote Sensing. 2016. V. 8. No. 1. P. 1–31. DOI: 10.3390/rs8010031.
  6. Bo P., Fenzhen S., Yunshen M. A Cloud and Cloud Shadow Detection Method Based on Fuzzy c-Means Algorithm // IEEE J. Selected Topic in Applied Earth Observations and Remote Sensing. 2020. V. 13. No. 10. P. 1714–1727. DOI: 10.1109/JSTARS.2020.2987844.
  7. Braaten J. D., Cohen W. B., Yang Zh. Automated Cloud and Cloud Shadow Identification in Landsat MSS Imagery for Temperate Ecosystems // Remote Sensing of Environment. 2015. V. 169. P. 128–138. DOI: 10.1016/j.rse.2015.08.006.
  8. Candra D. S., Phinn S., Scarth P. Automated Cloud and Cloud-Shadow Masking for Landsat-8 Using Multi-Temporal Images in a Variety of Environments // Remote Sensing. 2019. V. 11. No. 17. DOI: 10.3390/rs11172060.
  9. Feyisa G. L., MeiCly H., Fensholt R., Proud S. R. Automated Water Extraction Index: a New Technique for Surface Water Mapping Using Landsat Imagery // Remote Sensing of Environment. 2014. V. 140. P. 23–35. DOI: 10.1016/j.rse.2013.08.029.
  10. Fisher A. Cloud and Cloud-Shadow Detection in SPOT5 HRC Imagery with Automated Morphological Feature Extraction // Remote Sensing. 2014. V. 6. No. 1. P. 776–800. DOI: 10.3390/rs6010776.
  11. Gilmore S., Saleem A., Dewan A. Effectiveness of DOS (Dark-Object Subtraction) Method and Water Index Techniques to Map Wetlands in a Rapidly Urbanizing Megacity with Landsat-8 // Research@Locate'15: Proc. CEUR Workshop. 10–12 March 2015. Brisbane, Australia. 2015. P. 100–108.
  12. Huang C., Thomas N., Goward S. N., Masek J. G., Zhu Z., Townshend J. R. S. Automated Masking of Cloud and Cloud Shadow for Forest Change Analysis Using Landsat Images // Intern. J. Remote Sensing. 2010. V. 31. No. 20. P. 5449–5464. DOI: 10.1080/01431160903369642.
  13. Ji L., Zhang L., Whyte B. Analysis of Dynamic Thresholds for the Normalized Difference Water Index // Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. 2009. V. 75. No. 11. P. 1307–1317. DOI: 10.14358/PERS.75.11.1307.
  14. Li Z., Shen H., Li H., Xia G., Gamba P., Zhang L. Multi-Feature Combined Cloud and Cloud-Shadow Detection in Geofen-1 Wide Field of View Imagery // Remote Sensing of Environment. 2017. V. 191. P. 342–358. DOI: 10.1016/j.rse.2017.01.026.
  15. Mondejar P., Tongco A. F. Near Infrared Band of Landsat-8 as Water Index: a Case Study around Cordova and Lapu-Lapu City, Cebu, Philippines // Sustainable Environmental Research. 2019. V. 29. No. 1. P. 1–16. DOI: 10.1186/s42834-019-0016-5.
  16. Qiu S., He B., Zhu Z., Ligo Z., Quan X. Improving Fmask Cloud and Cloud Shadow Detection in Mountainous Area for Landsat // Remote Sensing of Environment. 2017. V. 199. No. 18. P. 107–119. DOI: 10.1016/j.rse.2017.07.002.
  17. Sun L., Liu X., Yang Y., Chen T., Wang Q., Zhou X. A Cloud Shadow Detection Method Combined with Cloud Height Iteration and Spectral Analysis for Landsat-8 OLI data // ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing. 2018. V. 138. P. 193–207. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.02.016.
  18. Xie H., Luo X., Xu X., Pan H., Tang X. Evaluation of Landsat-8 OLI Imagery for Unsupervised Inland Water Extraction // Intern. J. Remote Sensing. 2016. V. 37. No. 8. P. 1826–1844. DOI: 10.1080/01431161.2016.1168948.
  19. Xu N. Modification of Normalized Difference Water Index (NDWI) to Enhance Open Water Features in Remote Sensed Imagery // Intern. J. Remote Sensing. 2006. V. 27. No. 14. P. 3025–3033. DOI: 10.1080/01431160600589179.
  20. Wang J., Yang D., Chen Sh., Zhu X., Wu Sh., Bogonovich M., Guo Z., Zhu Z., Wu J. Automatic Cloud and Cloud Shadow Detection in Tropic Areas for Planet-Scope Satellite Images // Remote Sensing of Environment. 2021. V. 264. Art. No. 112604. DOI: 10.1016/j.rse.2021.112604.
  21. Zhu X., Helmer E. H. An Automatic Method for Screening Clouds and Cloud Shadows in Optical Satellite Image Series in Cloudy Regions // Remote Sensing of Environment. 2018. V. 214. P. 135–153. DOI: 10.1016/j.rse.2018.05.024.
  22. Zhu Z., Woodcock C. E. Object-Based Cloud and Cloud-Shadow Detection in Landsat Imagery // Remote Sensing of Environment. 2012. V. 118. P. 83–94. DOI: 10.1016/j.rse.2011.10.028.



## Water bodies detection algorithm for multispectral images

O. V. Nikolaeva

*Keldysh Institute of Applied Mathematics RAS, Moscow 125047, Russia*  
*E-mail: nika@kiam.ru*

An algorithm is proposed allowing to quickly find water bodies in multispectral images. The reflectance values are used. Water bodies are sought in two stages. At the first stage, dark regions are selected. They are connected domains with a reduced reflectance in the NIR band. Attenuation of reflectance in NIR band is related to general reduction of reflectance (when a pixel is in a shadowed region and illuminated only by diffuse light) and/or reduction of reflectance only in infra-red range via light absorption in water (when light is reflected by water or passes through a cloud). In the second stage, values of NDWI (Normalized Difference Water Index) are computed for dark regions and pixels with increased values of NDWI are assigned to water. Threshold NDWI\* for separating water and nonwater is found via NDWI histogram analysis. The algorithm is tested on images of sensor Hyperion (spatial resolution 30 m, spectral resolution 10 nm). It is shown that the algorithm finds lit and shadowed water bodies, dark clear and bright turbid ones. The algorithm distinguishes water from wet soil and cloud shadows. The results obtained are suggested to be used in monitoring water bodies and building cloud-shadow masks on multispectral images.

**Keywords:** water bodies, multispectral images, NDWI

Accepted: 10.05.2023

DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-3-9-18

### References

1. Vorobiev O. N., Kurbanov E. A., Assessment of vegetation cover flooding in the republics of Mari El and Chuvashia in case of Cheboksary Reservoir rise to a mark of 68 m with the use of remote sensing, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2021, Vol. 18, No. 3, pp. 214–225 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-3-214-225.
2. Kurbatova I. E., Vereshchaka T. V., Ivanova A. A., Space monitoring bog landscape transformation under anthropogenic impact conditions, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2021, Vol. 18, No. 4, pp. 216–227 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-4-216-227.
3. Nikolaeva O. V. (2022a), Technique of detecting cloudy objects in multispectral images, *Computer Optics*, 2022, Vol. 46, No. 5, pp. 808–817 (in Russian), DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1076.
4. Nikolaeva O. V. (2022b), Using NDSI index to distinguish clouds and non-snow surfaces in multispectral images, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2022, Vol. 19, No. 5, pp. 53–62 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2022-19-5-53-62.
5. Bian J., Li A., Liu Q., Huang C., Cloud and Snow Discrimination for CCD Images of HJ/1A/B Constellation Based on Spectral Signature and Spatio-Temporal Context, *Remote Sensing*, 2016, Vol. 8, No. 1, pp. 1–31, DOI: 10.3390/rs8010031.
6. Bo P., Fenzhen S., Yunshen M., A Cloud and Cloud Shadow Detection Method Based on Fuzzy c-Means Algorithm, *IEEE J. Selected Topic in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, Vol. 13, No. 10, pp. 1714–1727, DOI: 10.1109/JSTARS.2020.2987844.
7. Braaten J. D., Cohen W. B., Yang Zh., Automated Cloud and Cloud Shadow Identification in Landsat MSS Imagery for Temperate Ecosystems, *Remote Sensing of Environment*, 2015, Vol. 169, pp. 128–138, DOI: 10.1016/j.rse.2015.08.006.
8. Candra D. S., Phinn S., Scarth P., Automated Cloud and Cloud-Shadow Masking for Landsat-8 using Multi-temporal Images in a Variety of Environments, *Remote Sensing*, 2019, Vol. 11, No. 17, DOI: 10.3390/rs11172060.
9. Feyisa G. L., MeiCly H., Fensholt R., Proud S. R., Automated Water Extraction Index: a New Technique for Surface Water Mapping Using Landsat Imagery, *Remote Sensing of Environment*, 2014, Vol. 140, pp. 23–35, DOI: 10.1016/j.rse.2013.08.029.
10. Fisher A., Cloud and Cloud-Shadow Detection in SPOT5 HRC Imagery with Automated Morphological Feature Extraction, *Remote Sensing*, 2014, Vol. 6, No. 1, pp. 776–800, DOI: 10.3390/rs6010776.

11. Gilmore S., Saleem A., Dewan A., Effectiveness of DOS (Dark-Object Subtraction) Method and Water Index Techniques to Map Wetlands in a Rapidly Urbanizing Megacity with Landsat-8, *Research@Locate'15: Proc. CEUR Workshop*, 10–12 March 2015, Brisbane, Australia, 2015, pp. 100–108.
12. Huang C., Thomas N., Goward S. N., Masek J. G., Zhu Z., Townshend J. R. S., Automated Masking of Cloud and Cloud Shadow for Forest Change Analysis Using Landsat Images, *Intern. J. Remote Sensing*, 2010, Vol. 31, No. 20, pp. 5449–5464, DOI: 10.1080/01431160903369642.
13. Ji L., Zhang L., Whyte B., Analysis of Dynamic Thresholds for the Normalized Difference Water Index, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2009, Vol. 75, No. 11, pp. 1307–1317, DOI: 10.14358/PERS.75.11.1307.
14. Li Z., Shen H., Li H., Xia G., Gamba P., Zhang L., Multi-feature Combined Cloud and Cloud-Shadow Detection in Geofen-1 Wide Field of View Imagery, *Remote Sensing of Environment*, 2017, Vol. 191, pp. 342–358, DOI: 10.1016/j.rse.2017.01.026.
15. Mondejar P., Tongco A. F., Near Infrared Band of Landsat-8 as Water Index: a Case Study around Cordova and Lapu-Lapu City, Cebu, Philippines, *Sustainable Environmental Research*, 2019, Vol. 29, No. 1, pp. 1–16, DOI: 10.1186/s42834-019-0016-5.
16. Qiu S., He B., Zhu Z., Ligo Z., Quan X., Improving Fmask Cloud and Cloud Shadow Detection in Mountainous Area for Landsat, *Remote Sensing of Environment*, 2017, Vol. 199, No. 18, pp. 107–119, DOI: 10.1016/j.rse.2017.07.002.
17. Sun L., Liu X., Yang Y., Chen T., Wang Q., Zhou X., A Cloud Shadow Detection Method Combined with Cloud Height Iteration and Spectral Analysis for Landsat-8 OLI data, *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, Vol. 138, pp. 193–207, DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.02.016.
18. Xie H., Luo X., Xu X., Pan H., Tang X., Evaluation of Landsat-8 OLI Imagery for Unsupervised Inland Water Extraction, *Intern. J. Remote Sensing*, 2016, Vol. 37, No. 8, pp. 1826–1844, DOI: 10.1080/01431161.2016.1168948.
19. Xu N., Modification of Normalized Difference Water Index (NDWI) to Enhance Open Water Features in Remote Sensed Imagery, *Intern. J. Remote Sensing*, 2006, Vol. 27, No. 14, pp. 3025–3033, DOI: 10.1080/01431160600589179.
20. Wang J., Yang D., Chen Sh., Zhu X., Wu Sh., Bogonovich M., Guo Z., Zhu Z., Wu J., Automatic Cloud and Cloud Shadow Detection in Tropic Areas for Planet-Scope Satellite Images, *Remote Sensing of Environment*, 2021, Vol. 264, Art. No. 112604, DOI: 10.1016/j.rse.2021.112604.
21. Zhu X., Helmer E. H., An Automatic Method for Screening Clouds and Cloud Shadows in Optical Satellite Image Series in Cloudy Regions, *Remote Sensing of Environment*, 2018, Vol. 214, pp. 135–153, DOI: 10.1016/j.rse.2018.05.024.
22. Zhu Z., Woodcock C. E., Object-Based Cloud and Cloud-Shadow Detection in Landsat Imagery, *Remote Sensing of Environment*, 2012, Vol. 118, pp. 83–94, DOI: 10.1016/j.rse.2011.10.028.