МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ, ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ МЕТОДЫ 🛛 =====

Алгоритм детекции и компенсации теней от облаков на мультиспектральных спутниковых снимках для местностей сельскохозяйственных угодий¹

Д.А. Бочаров, Д.П. Николаев, М.А. Павлова, В.А. Тимофеев

Институт проблем передачи информации, Российская академия наук, Москва, Россия Поступила в редколлегию 02.12.2021

Аннотация—Наличие на спутниковых снимках теней, отбрасываемых облаками, значительно усложняет процесс анализа местности. В работе рассматривается задача компенсации теней от облаков на мультиспектральных данных дистанционного зондирования. Предложен новый алгоритм локальной компенсации, основанный на устойчивой оценке коэффициента затенения поверхности. Приведены результаты экспериментального исследования качества компенсации теней от облаков для RGBN каналов снимков спутников Sentinel-2 и вегетационного индекса NDVI. С использованием набора из 10 изображений сельскохозяйственной местности показано, что предложенный алгоритм позволяет улучшить эффект компенсации на RGBN и NDVI данных примерно в 2 раза в сравнении с алгоритмом на основе Gray-World предположения.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: компенсация теней, облака, мультиспектральные данные, Sentinel-2 **DOI:** 10.53921/18195822 2021 21 4 295

1. ВВЕДЕНИЕ

Данные дистанционного зондирования являются богатым источником исторической информации о состоянии поверхности Земли. Такие программы зондирования, как Landsat [1], Sentinel [2], IKONOS [3], и др. [4] позволяют получать регулярно обновляемые мультиспектральные данные дистанционной съёмки, используемые для широкого спектра приложений, в числе которых – оценка состояния сельскохозяйственных угодий для точного земледелия. Одним из критичных факторов, усложняющих анализ данных спутниковых снимков, является наличие облаков и теней от них. Затенённые участки из-за отсутствия прямого излучения имеют существенно отличные наблюдаемые характеристики в сравнении с участками вне тени той же местности. Это усложняет анализ локальных особенностей сцены [5–7], контроля стадий вегетации [8], комплексирования [9, 10] и визуализации мультиспектральных изображений [11]. Например, на вегетационном индексе Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) [12] тени значительно занижают его значение, что затрудняет их различимость с участками истинно низкой вегетации (рисунок 1). В связи с этим встаёт задача обработки затенённых участков на изображениях с целью скомпенсировать искажения, вызванные отсутствием прямого источника излучения [13].

Обработка теней обычно рассматривается как двухстадийная задача, первой стадией которой является локализация теней на изображении и второй – её устранение (компенсация) [14]. Компенсация тени будет рассматривается как задача преобразования вектор-стимула сенсора

¹ Исследование выполнено за счёт гранта Российского научного фонда (проект номер 20-61-47089)



а) Фрагмент RGB снимка Sentinel-2.



б) Соответствующий ему NDVI индекс.

Рис.1. Пример RGB изображения со спутника Sentinel-2 с тенями от облаков и соответствующий ему вегетационный индекс NDVI. Как видно, тени от облаков отчётливо видны как на изображениях в естественных цветах, так и на NDVI.

для каждой точки теневого участка, приближающего его к вектору для точки, соответствующей той же поверхности, но освещённой в том числе прямым источником излучения.

Детекции теней на спутниковых данных посвящено множество работ, их подробный обзор приведён, например, в работе Яссера М. [14]. Предложенный в настоящей работе алгоритм детекции облаков и теней от них основан на обработке модифицированной версии Shadow Detector Index (SDI) [15]. Несмотря на актуальность и нетривиальность задачи локализации теней, основное внимание данного исследования будет уделено задаче компенсации и методам её решения.

Далее мы будем опираться на категоризацию постановок задачи компенсации теней, введённую авторами в работе [16]. В ней предлагается делить методы на т.н. улучшающие (Image Enhancement based class – IE), которые не опираются на модели формирования изображений, и, собственно, учитывающие механизмы их формирования (Imaging mechanism based class – IM). В рамках IM подхода, выбранного опорным для исследования, предлагаются решения, основанные на т.н. диагональной модели изменения освещения. Согласно этой модели, векторстимулы сенсора для освещённого и теневого участка одной и той же идеальной поверхности можно выразить через их поэлементное произведение с вектором **c** [17]:

$$\mathbf{I}(\mathbf{x}^L) = \mathbf{c} \circ \mathbf{I}(\mathbf{x}^S),\tag{1}$$

где **I** – многоканальное изображение, $\mathbf{x}^L = (x^L, y^L)$, $\mathbf{x}^S = (x^S, y^S)$ – точки на изображении, соответствующие освещённому и затенённому участкам, \circ – произведение Адамара. Компоненты вектора **c** характеризуют значения, обратные коэффициенту затенения, и являются искомыми коэффициентами компенсации каналов изображения. Решения, опирающиеся на данную модель, заключаются в разных способах оценки вектора **c**.

В качестве источников данных в работе были рассмотрены спутники Sentinel-2A, Sentinel-2B. У данных спутников функции спектральной чувствительности для разных каналов либо не пересекаются, либо площадь пересечения незначительна (см. пример нормированных функций чувствительности для синего, зелёного, красного и ближнего инфракрасного диапазонов на рисунке 2). Для значительно перекрывающихся функций спектральной чувствительности, что свойственно бюджетным камерам, используемым для мониторинга с беспилотных летательных аппаратов [18], модель (1) в исходном виде неприменима. В таком случае целесообразно

использовать преобразование системы координат цветов в калибровочную систему, согласованную со спектрозональной моделью, как, например, использовалось в работах, посвящённых моделированию подводных цветных изображений [19, 20].



Рис. 2. Функции спектральной чувствительности каналов спутников Sentinel-2A, Sentinel-2B для синего (B02), зелёного (B03), красного (B04) и ближнего инфракрасного (B08) диапазонов. Сплошная линия соответствует спутнику Sentinel-2A, штриховая – Sentinel-2B.

В данной работе предлагается новый алгоритм детекции и компенсации теней от облаков по мультиспектральным данным спутников Sentinel-2A, Sentinel-2B. Стадия детекции облаков и теней основана на анализе SDI индекса и дальнейшей пост-обработке, а стадия компенсации – на устойчивой оценке компенсационного вектора с. Важной характеристикой предложенного способа компенсации является независимое определение с для каждой тени, что позволяет учитывать разную плотность облаков и, соответственно, коэффициент пропускания излучения.

2. ОБЗОР МЕТОДОВ КОМПЕНСАЦИИ ТЕНЕЙ

Наиболее известные классические методы, относящиеся к IE классу, описаны в работе Сарабанди [21]. Для восстановления яркости теневых участков предлагаются методы преобразования яркости, основанные на гамма-коррекции, коррекции линейной корреляции и сопоставления гистограмм. Помимо совершенствования упомянутых выше методов компенсации [22], активно развиваются методы, основанные на нейросетевых моделях [23,24].

IM подходы к восстановлению затенённых участков опираются на модель формирования изображений и заключаются в оценке компонент вектора **с**. В работе Гуо [25] рассматривается модель тени следующего вида:

$$\mathbf{I}(\mathbf{x}) = (\mathbf{L}_d \, k(\mathbf{x}) + \mathbf{L}_e) \mathbf{R}(\mathbf{x}),\tag{2}$$

где $\mathbf{I}(\mathbf{x})$ – вектор-стимул в точке изображения \mathbf{x} , \mathbf{L}_d и \mathbf{L}_e – вектора, соответствующие прямому и диффузному источникам освещения, $k(\mathbf{x})$ – коэффициент освещённости прямым излучением поверхности ($k(\mathbf{x}) = 0$ означает, что точка \mathbf{x} находится в тени), $\mathbf{R}(\mathbf{x})$ – вектор отражательной способности. Предполагается, что угол между направлением прямого излучения и нормалью к поверхности постоянен для любого \mathbf{x} . Считая, что $k(\mathbf{x}) = 1$ для всех пикселей изображения, мы получим модель изображения без теней:

$$\mathbf{I}^{\text{shadow free}}(\mathbf{x}) = (\mathbf{L}_d + \mathbf{L}_e)\mathbf{R}(\mathbf{x}). \tag{3}$$

Домножив и разделив выражение (3) на величину ($\mathbf{L}_d k(\mathbf{x}) + \mathbf{L}_e$), и затем, подставляя (2), получаем:

$$\mathbf{I}^{\text{shadow free}}(\mathbf{x}) = \frac{\mathbf{L}_d + \mathbf{L}_e}{\mathbf{L}_d \, k(\mathbf{x}) + \mathbf{L}_e} (\mathbf{L}_d \, k(\mathbf{x}) + \mathbf{L}_e) \mathbf{R}(\mathbf{x})$$
$$= \underbrace{\frac{\mathbf{L}_d + \mathbf{L}_e}{\mathbf{L}_d \, k(\mathbf{x}) + \mathbf{L}_e}}_{\mathbf{c}(\mathbf{x})} \mathbf{I}(\mathbf{x}).$$
(4)

Из последнего равенства в выражении (4) можно видеть, что первый множитель по смыслу является вектором коэффициентов компенсации **с**.

В работе Гуо [25] искомый вектор выражается следующим образом:

$$\mathbf{c}(\mathbf{x}) = \frac{\mathbf{L}_d + \mathbf{L}_e}{\mathbf{L}_d \, k(\mathbf{x}) + \mathbf{L}_e} = \frac{\frac{\mathbf{L}_d}{\mathbf{L}_e} + 1}{\frac{\mathbf{L}_d}{\mathbf{L}_e} \, k(\mathbf{x}) + 1} = \frac{\mathbf{r} + 1}{\mathbf{r} \, k(\mathbf{x}) + 1}.$$
(5)

Значения k для всех пикселей изображения ищутся на стадии локализации теней и принимают значения в интервале [0, 1], что предполагает наличие полутеней и плавного перехода от освещённой области к теневой. Величина **r** характеризует отношение компонент прямого излучения к диффузному. Для её оценки предлагается рассматривать парные области внутри и вне тени (a^S, a^L), внутри которых вычисляются средние значения интенсивностей **I** и степени затенения \overline{k} . Для равномерно распределенных областей вдоль контура теней вычисляется набор значений **r**_i следующего вида:

$$\mathbf{r}_{i} = \frac{\mathbf{L}_{d}}{\mathbf{L}_{e}} = \frac{\bar{\mathbf{I}}_{a^{L}} - \bar{\mathbf{I}}_{a^{S}}}{\bar{\mathbf{I}}_{a^{S}} \bar{\mathbf{k}}_{a^{L}} - \bar{\mathbf{I}}_{a^{L}} \bar{\mathbf{k}}_{a^{S}}},\tag{6}$$

где $\bar{\mathbf{I}}_{a^L}$, $\bar{\mathbf{I}}_{a^S}$ – вектора средних интенсивностей внутри освещённой и затенённой областей a^L , a^S . Итоговая величина **r** определяется голосующей схемой среди всех \mathbf{r}_i , где i – индекс пары областей.

В работе Силва [26] рассматривается определение вектора компенсации **c**, аналогичное (5). В отличие от работы Гуо величина k считается бинарной, а значения **r** предлагается вычислять следующим путём:

$$\mathbf{r} = \frac{\tilde{\mathbf{I}}^L - \tilde{\mathbf{I}}^S}{\tilde{\mathbf{I}}^S}, \quad \tilde{\mathbf{I}}^L = \left(\frac{1}{n_L} \sum_{\mathbf{x} \in a^L} \mathbf{I}(\mathbf{x})\right)^{1/p}, \quad \tilde{\mathbf{I}}^S = \left(\frac{1}{n_S} \sum_{\mathbf{x} \in a^S} \mathbf{I}(\mathbf{x})\right)^{1/p}.$$
(7)

В выражении выше **x** – координаты пикселя на изображении, a^L и a^S – множества пикселей освещённой и затенённой областей, n_L, n_S – их пиксельные площади, p – параметр. При p = 1, каким его используют авторы в своей работе, величины $\tilde{\mathbf{I}}$ фактически являются выборочными средними значениями, что согласуется с Gray-World предположением [27]. В работе Йе [28] результаты экспериментов с аэрофотоданными показали лучшие результаты при p = 2.

Метод компенсации теней, описанный в работе [29], также опирается на модель, аналогичную (4). В отличие от рассмотренных выше решений, вычислялся набор величин **r** по областям, полученным в результате сегментации изображения по критерию цветовой и текстурной однородности, для чего использовался метод кластеризации Mean-Shift [30]. Вектор **r** оценивался через выборочные средние значения в наборе.

Решение, предложенное Гуо, позволяет аккуратно компенсировать тени и полутени за счёт небинарных значений коэффициента освещённости прямым компонентом k. В способе оценки вектора \mathbf{r} , необходимым для вычисления компенсационного вектора \mathbf{c} , предусмотрена устойчивость к возможным выбросовым значениям в анализируемой выборке $\{\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \ldots, \mathbf{r}_n\}$. Однако, метод был исследован на примере задачи детекции и компенсации теней на обычных цветных изображениях, а не данных дистанционного мультиспектрального зондирования. В работе Силва уже применительно к обработке данных дистанционного зондирования предложен похожий подход, однако в основе вычисления \mathbf{c} лежит неустойчивый метод оценивания.

3. ПРЕДЛОЖЕННОЕ РЕШЕНИЕ

В данной работе мы предлагаем метод и алгоритм компенсации теней от облаков на мультиспектральных данных дистанционного зондирования. Предложенный метод компенсации опирается на модель (4) и заключается в оценке значений вектора коэффициентов компенсации с. Предполагается, что из-за разной плотности и толщины облаков и, соответственно, разных степеней поглощения излучения, компенсационные векторы для разных теней будут отличаться. С учётом этого предположения предлагается вычислять вектор с для каждой тени независимо. Оценка значений осуществляется по парам пикселей (внутри и вне тени) в окрестности границы теней, не попадающих на области облаков. Для оценки компонент с используется робастный подход, обеспечивающий устойчивость к нерелевантным значениям в анализируемой выборке.

3.1. Детекция облаков и теней

Локализация облаков и теней основана на вычислении индекса Shadow Detection Index (SDI) по каналам мультиспектрального снимка сельскохозяйственной местности в активной фазе вегетации:

$$SDI = \frac{2 - PC_1}{(GREEN - BLUE) \cdot RED + 1},\tag{8}$$

где *RED*, *GREEN*, *BLUE* – нормализованные значения каналов в красном, зелёном и синем диапазонах соответственно, а *PC*₁ – нормализованное значение первой главной компоненты. Данное преобразование позволяет получить карту значений индекса, высокие значения которого характеризуют теневые области, а низкие – облака.

Для поверхностей с высоким коэффициентом отражения в красном канале, что свойственно полям с определёнными культурами и стадией вегетации, на индексе SDI, как и теням, будут соответствовать высокие значения, что затрудняет различимость кластера теней на гистограмме. Для этого мы предлагаем вычитать значения красного канала из SDI, что уменьшит влияние сильно отражающих в красном диапазоне поверхностей, но сохранит высокие значения для теней:

$$SDI' = \max((SDI - RED), 0), \tag{9}$$

где тах – операция поэлементного максимума.

Маски облаков и теней предлагается искать путём автоматического определения порогов $t_{clouds}, t_{shadows}$ по гистограмме SDI' изображения. Для подбора их значений был выбран метод минимального порога [31, 32], заключающийся в выборе наименьшего значения между локальными максимумами сглаженной бимодальной гистограммы, т.к. он показал большую устойчивость кластеризации в сравнении с классическим методом Оцу [33]. Определение t_{clouds} осуществляется по всем пикселям SDI', а маска облаков M_c заполняется единичными значениями при $SDI' \leq t_{clouds}$. Подбор $t_{shadows}$ производится только по пикселям SDI' не отнесённых к облакам, а маска теней M_s заполняется единицами при $SDI' \geq t_{shadows}$:

Маска облаков:
$$M_c = \begin{cases} 1, & \text{if } SDI' \leq t_{clouds}; \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$
 (10)
Маска теней: $M_s = \begin{cases} 1, & \text{if } SDI' \geq t_{shadows}; \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$

Для повышения качества локализации теней применяются стадии коррекции и фильтрации контуров, которые опираются на схожесть взаимных расположений облаков и теней, а так же на маску открытой водной поверхности, вносящей вклад в ложные детекции. Будем искать вектор сдвига **s**, при котором максимизируется соответствие маски теней M_s маске облаков M_c по критерию кросс-корреляции [34]. Сместив маску облаков на вектор, обратный **s**, мы получим совмещение детектированных облаков и теней, которое будем использовать для фильтрации ложных детекций. Далее изображение смещённой маски облаков обозначим через $M_c^{shifted}$. Вычислим маску открытой водной поверхности M_w , которую получим путём бинаризации индекса Normalized Difference Water Index (NDWI) [35] с очень малым порогом t_{water} (в данной работе использовалось $t_{water} = 0$):

$$M_{w} = \begin{cases} 1, & \text{if } NDWI > t_{water}; \\ 0, & \text{otherwise,} \end{cases}$$
(11)
$$NDWI = (GREEN - NIR)/(GREEN + NIR), \end{cases}$$

где *GREEN*, *NIR* – спектральные каналы в зелёном и инфракрасном диапазонах соответственно.

Уточнённую маску теней M_s^r будем вычислять следующим образом:

$$M_s^r = M_s \& M_c^{shifted} | \max(M_s - M_w, 0), \qquad (12)$$

где & и | – операции поэлементных логических «И» и «ИЛИ» соответственно. Первый операнд логического «ИЛИ» характеризует надёжные теневые участки, каждой точке которых нашлось соответствие в маске облаков. Второй – исходную маску теней, включающей в себя тени как от плотных облаков (детектированных на M_c), так и от полупрозрачных (плохо различимых на SDI' и поэтому отсутствующих на M_c), но не включающей в себя участки водной поверхности. В результате их объёдинения на M_s^r получается совместить как надёжные теневые участки, так и тени от полупрозрачных облаков.

На финальном этапе изображение подвергается сглаживанию с медианным фильтром и вычитанию маски облаков, что выполняется для уменьшения шума и снижения вероятности классификации пикселей облаков как теневых:

$$M_{s}^{r} = \max\left(\text{MedianFilter}(M_{s}^{r}, e) - M_{c}, 0\right), \tag{13}$$

где MedianFilter(X, e) – операция меданной фильтрации изображения X со структурным элементом e.

На рисунке 3 приведены примеры спутниковых снимков и соответствующих им масок теней и облаков.



Рис. 3. Примеры детекции облаков и теней от них на данных спутников Sentinel2. В верхнем ряду отображения RGB изображения, в нижнем – им соответствующие визуализации масок: красным отмечена локализация облаков, синим – теней.

3.2. Компенсация теней

Оценку вектора **с** будем осуществлять для каждой детектированной тени по значениям интенсивностей пикселей, лежащих на затенённых и освещённых участках одной и той же местности. Будем для каждой точки границы тени искать пару точек, лежащих по разные стороны границы на фиксированном расстоянии в направлении градиента. Для этого вычислим градиент маски теней $\mathbf{M}_{\mathbf{s}}^{\mathbf{r}'}$:

$$\mathbf{M}_{\mathbf{s}}^{\mathbf{r}'} = \left(\frac{\partial M_s^r}{\partial x}, \frac{\partial M_s^r}{\partial y}\right). \tag{14}$$

В дискретном случае на сетке с шагом h компоненты вектора $\mathbf{M}_{\mathbf{s}}^{\mathbf{r}'}$ в точке $x_{i,j}$ вычисляются как:

$$\frac{\partial M_s^r}{\partial x}\Big|_{x_{i,j}} = \frac{M_s^r(x_{i+1,j}) - M_s^r(x_{i-1,j})}{2h}, \\
\frac{\partial M_s^r}{\partial y}\Big|_{x_{i,j}} = \frac{M_s^r(x_{i,j+1}) - M_s^r(x_{i,j-1})}{2h}.$$
(15)

Поскольку M_s^r – бинарная маска, значения которой равны нулю либо единице, то $||\mathbf{M}_{\mathbf{s}'}^{\mathbf{r}'}||_2 \neq 0$ на границе тени и $||\mathbf{M}_{\mathbf{s}'}^{\mathbf{r}'}||_2 = 0$ во всех остальных случаях.

Рассмотрим k-ый пиксель \mathbf{x}_k , принадлежащий границе тени, и подберём для него пару пикселей из затенённой и освещённой областей $(\mathbf{x}_k^S, \mathbf{x}_k^L)$ таких, что:

$$\mathbf{x}_{k}^{L} = \mathbf{x}_{k} - \delta \, \mathbf{M}_{\mathbf{s}}^{\mathbf{r}'}(x_{k}), \\ \mathbf{x}_{k}^{S} = \mathbf{x}_{k} + \delta \, \mathbf{M}_{\mathbf{s}}^{\mathbf{r}'}(x_{k}),$$
(16)

где δ – скаляр, определяющий величину отступа от границы тени.

Пусть на изображении M_s^r обнаружено N_s теневых областей. Рассмотрим тень с индексом j и сформируем для неё набор из n_j пар точек $(\mathbf{x}_k^S, \mathbf{x}_k^L)$, причём \mathbf{x}_k^L , $\forall k \in [1, n_j]$ не принадлежит маске облаков M_c или маске теней M_s^r :

$$P_j = \{ (\mathbf{x}_1^S, \mathbf{x}_1^L), (\mathbf{x}_2^S, \mathbf{x}_2^L), \dots, (\mathbf{x}_{n_j}^S, \mathbf{x}_{n_j}^L) \}, \quad j = [1, \dots, N_s].$$
(17)

Обозначив через $I_{\xi}(\mathbf{x})$ интенсивность ξ -го канала изображения **I** в точке **x**, запишем для *j*-ой тени набор векторов коэффициентов компенсации C_j , вычисленных для каждой пары точек из P_j :

$$C_{j} = \{ \mathbf{c}_{1}^{j}, \mathbf{c}_{2}^{j}, \dots \mathbf{c}_{n_{j}}^{j} \}, \quad \mathbf{c}_{k}^{j} = \left[c_{k,1}^{j}, c_{k,2}^{j}, \dots, c_{k,N_{c}}^{j} \right],$$

$$c_{k,\xi}^{j} = \frac{I_{\xi}(\mathbf{x}_{k}^{L})}{I_{\xi}(\mathbf{x}_{k}^{S}) + \epsilon}, \quad (\mathbf{x}_{k}^{S}, \mathbf{x}_{k}^{L}) \in P_{j},$$
(18)

где N_c – число каналов изображения I, а ϵ – малое положительное число. Компоненты искомого вектора $\hat{\mathbf{c}}^j$ для *j*-ой тени будем оценивать как поканальную медиану среди элементов C_j :

$$\hat{\mathbf{c}}^{j} = \left[\text{median} \left[c_{1,1}^{j}, c_{2,1}^{j}, \dots, c_{n_{j},1}^{j} \right], \\ \text{median} \left[c_{1,2}^{j}, c_{2,2}^{j}, \dots, c_{n_{j},2}^{j} \right], \\ \dots, \\ \text{median} \left[c_{1,N_{c}}^{j}, c_{2,N_{c}}^{j}, \dots, c_{n_{j},N_{c}}^{j} \right] \right].$$
(19)

Данный метод оценки в отличие от выборочного среднего позволяет повысить стабильность оценивания по выборке C_j , потенциально содержащей нерелеватные значения **с**. Загрязнения в выборке могут быть следствием выбора пар пикселей участков местности разных функций отражательной способности, либо не соответствующих парам «тень»-«не тень» из-за погрешности локализации теней либо облаков.

Обозначим через $\mathbf{I}^{\text{shadow free}}$ результирующее мультиспектральное изображение. Вектор-стимул в точке \mathbf{x}_{i}^{S} , принадлежащей *j*-ой тени, будем компенсировать следующим образом:

$$\mathbf{I}^{\text{shadow free}}(\mathbf{x}_{j}^{S}) = \hat{\mathbf{c}}^{j} \circ \mathbf{I}(\mathbf{x}_{j}^{S}).$$
(20)

3.3. Алгоритм

Ниже приведён алгоритм детекции и компенсации теней для мультиспектральных данных. Для удобства, его описание разбито на две главные стадии.

Стадия детекции теней.

Входные данные: RED, GREEN, BLUE, NIR каналы мультиспектрального изображения

I.

Параметры: Структурный элемент медианного фильтра *e*, порог бинаризации t_{water} . **Выходные данные:** Бинарные маски теней M_s^r и облаков M_c .

- Вычислить индекс SDI, используя RED, GREEN, BLUE, NIR каналы изображения I (выражение (8)).
- 2. Получить скорректированный на красный канал индекс SDI' (выражение (9)).
- 3. Вычислить по гистограмме SDI' порог t_{clouds} и получить маску облаков M_c (выражение (10)).
- 4. Используя M_c , вычислить по гистограмме SDI' порог $t_{shadows}$ и получить маску теней M_s (выражение (10)).
- 5. Используя GREEN и NIR каналы изображения I, вычислить NDWI индекс и получить бинарную маску воды M_w (выражение (11)).
- 6. Найти вектор сдвига маски теней **s** относительно маски облаков.
- 7. Получить изображение смещённой маски облаков $M_c^{shifted}$ на оцененный вектор **s**.
- 8. Используя $M_s, M_c^{shifted}$ и M_w , получить уточнённую маску теней M_s^r (выражение (12)).
- 9. Сгладить M_s^r медианным фильтром с элементом e.
- 10. Используя M_c , отфильтровать из маски M_s^r ненулевые пиксели, соответствующие облакам.
- 11. Вернуть маску теней M_s^r и облаков M_c .

Стадия компенсации.

Входные данные: Мультиспектральное изображение I, состоящее из N_c спектральных каналов, маски теней M_s^r и облаков M_c .

Параметры: Параметр отступа δ .

Выходные данные: Компенсированное мультиспектральное изображение $I^{\rm shadow \ free}$.

- 1. Вычислить восьмисвязные компоненты связности на изображении M_s^r .
- 2. Инициализировать результирующее изображение $\mathbf{I}^{\mathrm{shadow\;free}}:=\mathbf{I}$
- 3. Для *j*-ой теневой области на M_s^r $(j \in [1, N_s])$:
 - (a) Вычислить направления градиентов для j-ой тени на изображении M_s^r .
 - (b) Используя маски теней M_s^r и облаков M_c , сформировать набор P_j из пар пикселей, находящихся внутри и вне *j*-ой тени и равноудалённых от её границы на величину, пропорциональную δ (выражение (17)).
 - (c) Вычислить набор векторов коэффициентов затенения C^{j} (выражение (18)).
 - (d) Вычислить вектор коэффициентов для *j*-ой тени $\hat{\mathbf{c}}^{j}$ (выражение (19)).
 - (е) Скомпенсировать области пикселей на $\mathbf{I}^{\text{shadow free}}$, соответствующие *j*-ой тени (выражение (20)).
- 4. Вернуть скомпенсированное мультис
пектральное изображение $\mathbf{I}^{\mathrm{shadow\ free}}.$

На рисунке 4 представлены примеры изображений индекса *NDVI* посчитанного по исходным и скомпенсированным *RED* и *NIR* каналам предложенным алгоритмом.

4. ЭКСПЕРИМЕНТЫ

Тестирование предложенного алгоритма и проводилось на мультиспектральных снимках со спутников Sentinel-2A, Sentinel-2B на территориях с развитым сельским хозяйством. Для сравнения предложенного решения использовался алгоритм детекции и компенсации теней, представленный в работе [26].



Рис. 4. Визуализации вегетационных индексов *NDVI*, вычисленных по фрагментам исходных каналов (верхний ряд), и скомпенсированных предложенным алгоритмом (нижний ряд).

Ниже приведён обзор используемых методов для оценки качества компенсации. Поскольку получить референтные данные спутникового мониторинга без наличия облаков, но с идентичными условиями наблюдения (освещение, состояние полей и стадии их вегетации и других факторов), не представляется возможным, внимание будет сконцентрировано на методах, не требующих дополнительных изображений.

4.1. Обзор методов оценки качества компенсации

В отсутствие референтного изображения без теней качество компенсации оценивается на компенсированном изображении. Для этого сравниваются компенсированные области и ближайшие к ним освещенные, чтобы минимизировать влияние различающихся свойств отражения излучения. Так, в работе [21] сравниваются средние значения интенсивностей трёх областей изображения, принадлежащих разным объектам: крыша здания, затенённый крышей фрагмент земли, ближайший освещённый фрагмент земли. Для затенённого фрагмента вычисляется среднее значение интенсивности до и после компенсации. Среди предложенных алгоритмов наиболее подходящим выбирается тот, для которого среднее значение яркости компенсированной тени наиболее близко к среднему значению освещённого участка.

В работе [36] вводится понятие спектрального расстояния между двумя пикселями, принадлежащим одному и тому же материалу. Это расстояние должно быть близким к нулю для двух освещенных пикселей и быть заметно большим между пикселями в тени и вне неё. Таким образом, спектральное расстояние между освещенным и восстановленным пикселем должно быть значительно меньше, чем расстояние для этих же пикселей до компенсации. Спектральное расстояние вычисляется как $\rho(\mathbf{x}) = ||\mathbf{I}(\mathbf{x}^L) - \mathbf{I}(\mathbf{x}^S)||_2$. Положение пикселей выбираются

экспертно близко к границе тени, чтобы можно было предполагать их принадлежность одной местности.

В работе [8] качество компенсации оценивается для изображений почвенных и вегетационных индексов. Для выбранных затененных и освещенных областей строятся гистограммы до и после компенсации. В работе замечается, что основное различие гистограмм затененных и освещенных областей на исходных и компенсированных изображениях заключается в основном в среднем значении. Таким образом, предполагается, что при качественной компенсации средние значения распределений индексов в затененных и освещенных областях должны быть равны. Проверка на равенство средних значений гистограмм выполнялась с помощью статистического теста Analysis Of Variance (ANOVA). Нулевая и альтернативная гипотезы теста для каждого индекса соответственно формулируются как $H_0: \mu^L = \mu^S, H_1: \mu^L \neq \mu^S$, где μ^L, μ^S средние значения распределений пикселей в освещенных и затененных областях соответственно.

4.2. Методика проведения экспериментов

Для оценки качества компенсации использовался подход на основе сравнений яркостей участков (далее – патчей) изображения вне и скомпенсированных интенсивностей внутри тени. Данные пары патчей выбирались экспертно. Пары выбирались так, чтобы они лежали на полях и поверхностях разного типа. На каждом изображении присутствует около двадцати пар. Оценка качества осуществлялась на RGBN изображении (*RED*, *GREEN*, *BLUE*, *NIR*), а также на вегетационном индексе *NDVI*, посчитанном по скомпенсированным каналам. Пример размеченных патчей приведён на рисунке 5.



Рис. 5. Примеры размеченных пар патчей на RGB снимках, по которым оценивалось качество компенсации теней. Номер обозначает уникальный индекс пары на снимке, «shadow», «no shadow» – принадлежность тени и освещённой областям одной, соответственно.

Мы вводим величину, схожую со спектральным расстоянием из работы [36], но основанную на усреднённом значении интенсивностей пикселей в каждой области. Спектральное расстояние будем вычислять на RGBN изображении и вегетационном индексе. Так как значения интенсивностей в разных каналах могут иметь существенно различные распределения, они подвергались нормализации следующего вида:

$$I_{\xi}^{norm} = \frac{I_{\xi} - \overline{I_{\xi}}}{\sigma(I_{\xi})}, \forall \xi \in \{R, G, B, N\},$$
(21)

где I_{ξ}^{norm} – значение интенсивности в нормализованном канале ξ , I_{ξ} – интенсивность в исходном канале ξ , $\overline{I_{\xi}}$ – среднее значение пикселей в канале, $\sigma(I_{\xi})$ – стандартное отклонение.

Далее будем опускать нижний индекс *norm*, имея в виду, что значения интенсивностей I_{ξ} в каналах RGBN изображения нормализованы так, что среднее значение пикселей в каналах

равно нулю, а стандартное отклонение – единице. В случае для вегетационного индекса NDVI интенсивности изображения приводились к диапазону [0,1] путём отбрасывания области отрицательных значений.

Вычислим поэлементно средний вектор интенсивности для мультиканального изображения **I** и *k*-ой пары патчей, лежащих в тени и вне неё (a_k^S, a_k^L) . Меру их «непохожести» определим через разность средних значений векторов, а спектральное расстояние – через её евклидову норму (выражение (22). Мы используем L2-норму, поскольку помимо точного определения цвета в данной задаче важно определение яркости (в отличие от, например, задачи коррекции баланса белого, в которой используются метрики, введенные на угловой невязке).

$$\rho_k = ||\overline{\mathbf{I}}_{a_k}^S - \overline{\mathbf{I}}_{a_k}^L||_2, \quad \overline{\mathbf{I}}_{a_k}^S = 1/n_k^S \sum_{\mathbf{x}_k^S \in a_k^S} \mathbf{I}(\mathbf{x}_k^S), \quad \overline{\mathbf{I}}_{a_k}^L = 1/n_k^L \sum_{\mathbf{x}_k^L \in a_k^L} \mathbf{I}(\mathbf{x}_k^L), \tag{22}$$

где a_k^S , a_k^L , n_k^S , $n_k^L - k$ -ая группа пикселей внутри и вне тени и их пиксельные площади соответственно.

4.3. Результаты и обсуждение

В экспериментах было рассмотрено 10 фрагментов спутниковых изображений Sentinel-2. Изображения 1–4 соответствуют не пересекающимся фрагментам MGRS тайла T37UGU, 5–10 – фрагменты тайлов T37TGK, T37UCT, T38UPC, T36UYB, T38UMC, T38ULC, соответственно.

В таблице 1 приведены средние и медианные значения спектральных расстояний (ρ_{avg} , ρ_{50}) для *RGBN* каналов и *NDVI* индекса, полученные по всем патчам для каждого рассмотренного примера. *INIT* – обозначает исходные нескомпенсированные данные, *OURS* – предложенный алгоритм, *GW* – алгоритм на основе Gray-World модели, используемой в работе [26], в соответствии с которой коэффициент оценивался по средним значениям всех теневых и не теневых участков. Полужирным шрифтом отмечены наилучшие значения. Для уменьшения влияния различий в качестве работы других стадий алгоритмов, а именно, детекции теней, алгоритм *GW* запускался на тенях, локализованных предложенным методом. При оценке \hat{r} для *GW* также не учитывались пиксели облаков.

Как можно видеть из таблицы 1, предложенный алгоритм для большинства рассмотренных спутниковых данных и контролируемых характеристик качества демонстрирует лучшие показатели, чем алгоритм на основе Gray-World предположения и существенно лучшие, чем исходные до компенсации. Резюмируя данные таблицы 1, можно утверждать, что в среднем по рассмотренным примерам предложенный алгоритм позволяет:

- 1. уменьшить медианную и среднюю невязки ρ на NDVI индексе примерно в 3,4 и в 2,4 раза соответственно по сравнению с некомпенсированными данными (INIT), что в 2,6 и в 1,9 раза лучше, чем алгоритмом GW;
- 2. уменышить медианную и среднюю невязки ρ на RGBN данных более, чем в 5 и 4 раза соответственно по сравнению с INIT и примерно в 1.8 раз и в 2, соответственно, по сравнению с GW.

На рисунках 6 и 7 приведены столбчатые диаграммы величин *ρ* для каждой пары патчей и каждого изображения. Синие столбцы отражают спектральное расстояние между парами в патче до компенсации, оранжевые столбцы соответствуют предложенному алгоритму, зеленые – алгоритму на основе Gray-World модели. Видно, что в большинстве случаев, за некоторым исключением, предложенный алгоритм лучше справляется с задачей компенсации.

КОМПЕНСАЦИЯ ТЕНЕЙ	І ОТ ОБЛАКОВ НА	СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ	307

Показатель	Изображение 1		Изображение 2		Изображение 3			Изображение 4				
	INIT	GW	OURS	INIT	GW	OURS	INIT	GW	OURS	INIT	GW	OURS
$\rho_{avg}, RGBN$	1,19	0,49	0,25	$1,\!53$	0,80	0,45	1,27	0,5	0,27	1,34	0,53	0,24
$\rho_{50}, RGBN$	1,18	0,44	0,22	$1,\!62$	0,53	0,4	1,29	$0,\!43$	0,22	1,16	0,41	0,17
$\rho_{avg}, NDVI$	0,19	$0,\!15$	0,07	0,18	$0,\!17$	0,13	0,20	$0,\!12$	0,07	$0,\!19$	0,11	0,05
$\rho_{50}, NDVI$	0,19	$0,\!16$	0,07	$0,\!19$	$0,\!17$	0,06	0,21	$0,\!13$	0,05	$0,\!18$	$0,\!12$	0,04
Показатель	Изображение 5			Изображение 6		Изображение 7			Изображение 8			
	INIT	GW	OURS	INIT	GW	OURS	INIT	GW	OURS	INIT	GW	OURS
$\rho_{avg}, RGBN$	1,27	$0,\!56$	0,34	1,27	0,54	0,36	0,75	0,48	0,15	1,22	0,61	0,26
$\rho_{50}, RGBN$	1,29	$0,\!53$	0,27	1,30	0,53	$0,\!25$	0,73	$0,\!47$	0,12	1,25	0,55	0,15
$\rho_{avg}, NDVI$	0,20	0,20	0,09	0,13	0,12	0,05	0,15	0,17	0,06	0,17	0,11	0,05
$\rho_{50}, NDVI$	0,19	0,19	0,05	0,13	0,12	0,04	0,15	0,16	0,05	$0,\!15$	0,09	0,03
Показатель	Изображение 9			Изображение 10								
	INIT	GW	OURS	INIT	GW	OURS						
$\rho_{avg}, RGBN$	1,04	0,44	0,19	1,32	0,55	0,31						
$\rho_{50}, RGBN$	0,96	0,49	0,13	1,29	0,44	0,23						
$\rho_{avg}, NDVI$	0,22	0,19	0,06	0,20	0,11	0,07						

Таблица 1. Средние и медианные значения ρ по экспертно заданным патчам для каждого изображения и набора каналов (*RGBN* и индекс *NDVI*): *INIT* – качество до компенсации, *GW* – алгоритмом на основе Gray-World модели, *OURS* – предложенным.

0,05

0.22 0.12

Несмотря на лучшие показатели средних и медианных значений ρ для всех рассмотренных изображений из приведённых на рисунках 6 и 7 столбчатых диаграммах можно видеть случаи заметной перекомпенсации, особенно выраженные на вегетационном индексе. На иллюстрациях с примерами работы алгоритма (рисунок 4) это видно для полей низкой вегетации, где участки в тени были заметно перекомпенсированы. Для участков высокой вегетации тени от облаков были скомпенсированы более аккуратно.

Помимо предложенного алгоритма также было исследовано качество его модификации, в которой величина с оценивалась по всем теням, а не для каждой в отдельности. Таким образом, модель была согласована с предположением о том, что коэффициент пропускания прямого излучения через все облака был одинаков. Для данного случая качество компенсации в смысле средних и медианных оценок ρ было несколько хуже, чем для предложенной версии алгоритма, однако для большей части рассмотренных изображений лучше, чем у GW алгоритма.

5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе рассмотрена задача компенсации теней от облаков на мультиспектральных спутниковых данных и предложен новый алгоритм, включающий в себя стадии детекции облаков и теней и восстановления интенсивностей внутри теней для каждого канала мультиспектрального снимка. Метод компенсации основан на мультипликативной модели и заключается в оценке коэффициента затемнения для каждой области тени. Алгоритм протестирован на нескольких снимках со спутников Sentinel-2 местности России с активно развитым сельским хозяйством и оценено качество компенсации для *RGBN* каналов и вегетационного индекса *NDVI*. Результаты тестирования продемонстрировали, что предложенный алгоритм позволяет приблизить

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ПРОЦЕССЫ ТОМ 21 № 4 2021

 $\rho_{50}, NDVI$

0.23 0.19

0,04



Рис. 6. Спектральное расстояние между патчами на RGBN-изображениях. Диаграммы для изображений представлены в том же порядке, в каком для них представлено качество в таблице. 1.



Рис. 7. Спектральное расстояние между патчами на изображениях NDVI. Диаграммы для изображений представлены в том же порядке, в каком для них представлено качество в таблице. 1.

интенсивности вегетационного индекса *NDVI* внутри тени к значениям вне неё более, чем в 2 раза по сравнению с исходными нескомпенсированными данными и примерно в 1,9 раз лучше, чем алгоритм на основе Gray-World предположения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- 1. Loveland, Thomas R and Dwyer, John L. Landsat: Building a strong future. Remote Sensing of Environment, 2012, vol. 122, pp. 22–29.
- Malenovský, Zbyněk and Rott, Helmut and Cihlar, Josef and Schaepman, Michael E and García-Santos, Glenda and Fernandes, Richard and Berger, Michael. Sentinels for science: Potential of Sentinel-1,-2, and-3 missions for scientific observations of ocean, cryosphere, and land. *Remote Sensing of environment*, 2012, vol. 120, pp. 91-101.
- 3. Dial, Gene and Bowen, Howard and Gerlach, Frank and Grodecki, Jacek and Oleszczuk, Rick. IKONOS satellite, imagery, and products. *Remote sensing of Environment*, 2003, vol. 88, no. 1-2, pp. 23–36.
- Zhang, Chongyuan and Marzougui, Afef and Sankaran, Sindhuja. High-resolution satellite imagery applications in crop phenotyping: an overview. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, vol. 175, pp. 105584.
- I. A. Kunina, L. M. Teplyakov, A. P. Gladkov, T. M. Khanipov and D. P. Nikolaev. Aerial images visual localization on a vector map using color-texture segmentation. *ICMV 2017*, 2018, vol. 10696, pp.1–9.
- 6. Тепляков Л. М., Кунина И. А., Гладков А. П. Визуальная локализация аэрофотоснимков на векторной карте с использованием цвето-текстурной сегментации. *Сенсорные системы*, 2018, том 32, №1, стр. 26–34.
- 7. Волков В. В., Швец Е. А. Набор данных и метод для оценки алгоритмов сопоставления оптических и радиолокационных изображений на основе устойчивых точек. Информационные технологии и вычислительные системы, 2021, №2, стр. 44–57.
- Mahyar Aboutalebi and Alfonso F. Torres-Rua and Mac McKee and William Kustas and Hector Nieto and Calvin Coopmans. Behavior of vegetation/soil indices in shaded and sunlit pixels and evaluation of different shadow compensation methods using UAV high-resolution imagery over vineyards. Autonomous Air and Ground Sensing Systems for Agricultural Optimization and Phenotyping III, SPIE, 2018, vol. 10664, pp. 68–80.
- 9. D. Sidorchuk, V. Volkov and S. Gladilin. Perception-Oriented Fusion of Multi-Sensor Imagery: Visible, IR and SAR. *ICMV 2017*, 2018, vol. 10696, pp.
- 10. Сидорчук Д. С., Волков В. В. Комплексирование радиолокационных изображений и оптических снимков в видимом и тепловом диапазонах с учетом различий в восприятии яркости и цветности. *Сенсорные системы*, 2018, том 32, №1, стр. 14–18.
- 11. Сидорчук Д. С., Коноваленко И. А., Гладилин С. А., Максимов Ю. И. Оценка шумности каналов в задаче визуализации мультиспектральных изображений. *Сенсорные системы*, 2016, том 30, №4, стр. 344–350.
- Carlson T. N., Ripley D. A. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. *Remote sensing of Environment*, 1997, vol. 62, no. 3, pp. 241–252.
- Shahtahmassebi, AmirReza and Yang, Ning and Wang, Ke and Moore, Nathan and Shen, Zhangquan. Review of shadow detection and de-shadowing methods in remote sensing. *Chinese Geographical Science*, 2013, vol. 23, no. 4, pp. 403–420.
- 14. Yasser Mostafa. A Review on Various Shadow Detection and Compensation Techniques in Remote Sensing Images. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2017, vol. 43, no. 6, pp. 545–562.
- Mostafa, Yasser and Abdelhafiz, Ahmed. Accurate shadow detection from high-resolution satellite images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017, vol. 14, no. 4, pp. 494–498.

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ПРОЦЕССЫ ТОМ 21 № 4 2021

310

- Han, Hongyin and Han, Chengshan and Huang, Liang and Lan, Taiji and Xue, Xucheng. Irradiance Restoration Based Shadow Compensation Approach for High Resolution Multispectral Satellite Remote Sensing Images. Sensors, 2020, vol. 20, no. 21.
- Finlayson, Graham D and Hordley, Steven D and Drew, Mark S. Removing shadows from images using retinex. *Color and imaging conference*, 2002, vol. 2002, no. 1, pp. 73–79.
- Logie G. S. J., Coburn C. A. An investigation of the spectral and radiometric characteristics of low-cost digital cameras for use in UAV remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 2018, vol. 39, no. 15-16, pp. 4891–4909.
- 19. Шепелев Д. А. О точности цветопередачи при поканальном моделировании подводных изображений. Информационные процессы, 2020, том 20, №3, стр. 254-268.
- Шепелев Д. А., Божкова В. П., Ершов Е. И., Николаев Д. П. Моделирование дробового шума цветных подводных изображений. Компьютерная оптика, 2020, том 44, №4, стр. 671–679.
- Sarabandi, P. and Yamazaki, F. and Matsuoka, M. and Kiremidjian, A. Shadow detection and radiometric restoration in satellite high resolution images. *IGARSS 2004. 2004 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2004, vol. 6, pp. 3744–3747.
- Ma, Haijian and Qin, Qiming and Shen, Xinyi. Shadow segmentation and compensation in high resolution satellite images. *IGARSS 2008-2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2008, vol. 2, pp. II-1036.
- Fan, Hui and Han, Meng and Li, Jinjiang. Image shadow removal using end-to-end deep convolutional neural networks. *Applied Sciences*, 2019, vol. 9, no. 5, pp. 1009.
- Meraner, Andrea and Ebel, Patrick and Zhu, Xiao Xiang and Schmitt, Michael. Cloud removal in Sentinel-2 imagery using a deep residual neural network and SAR-optical data fusion. *ISPRS Journal* of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, vol. 166, pp. 333–346.
- Guo, Ruiqi and Dai, Qieyun and Hoiem, Derek. Paired regions for shadow detection and removal. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2012, vol. 35, no. 12, pp. 2956–2967.
- 26. Silva, Guilherme F and Carneiro, Grace B and Doth, Ricardo and Amaral, Leonardo A and de Azevedo, Dario FG. Near real-time shadow detection and removal in aerial motion imagery application. *ISPRS Journal of photogrammetry and remote sensing*, 2018, vol. 140, pp. 104–121.
- Buchsbaum G. A spatial processor model for object colour perception. Journal of the Franklin institute, 1980, vol. 310, no. 1, pp. 1–26.
- Ye, Q and Xie, H and 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, pp. 525–530.
- Zhou, Tingting and Fu, Haoyang and Sun, Chenglin and Wang, Shenghan. Shadow Detection and Compensation from Remote Sensing Images under Complex Urban Conditions. *Remote Sensing*, 2021, vol. 13, no. 4, pp. 699.
- Comaniciu, Dorin and Meer, Peter. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2002, vol. 24, no. 5, pp. 603–619
- Glasbey C. A. An analysis of histogram-based thresholding algorithms. CVGIP: Graphical models and image processing, 1993, vol. 55, no. 6, pp. 532–537.
- Prewitt J. M. S., Mendelsohn M. L. The analysis of cell images. Annals of the New York Academy of Sciences, 1966, vol. 128, no. 3, pp. 1035–1053.
- Otsu, Nobuyuki. A threshold selection method from gray-level histograms. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, 1979, vol. 9, no. 1, pp. 62-66.
- Yoo J. C., Han T. H. Fast normalized cross-correlation. *Circuits, systems and signal processing*, 2009, vol. 28, no. 6, pp. 819–843.

- McFeeters S. K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International journal of remote sensing*, 1996, vol. 17, no. 7, pp. 1425–1432.
- Zhang, Guichen and Cerra, Daniele and Müller, Rupert. Shadow Detection and Restoration for Hyperspectral Images Based on Nonlinear Spectral Unmixing. *Remote Sensing*, 2020, vol. 12, no. 23, pp. 3985.

Cloud shadows detection and compensation algorithm on multispectral satellite images for agriculture regions

D.A. Bocharov, D.P. Nikolaev, M.A. Pavlova, V.A. Timofeev

Cloud shadows presence on remotely sensed images significantly complicates the analysis of the monitored area. The paper considers a problem of cloud shadows compensation on multispectral remotely sensed data. A new algorithm for cloud shadows detection and compensation is proposed, that is based on a robust estimate of a local shadowing cofficient. Experimental results on shadow compensation quality for RGBN channels and NDVI index using the dataset of 10 Sentinel-2 satellite multispectral images are presented. The obtained results show that the compensation effect by proposed algorithm on RGBN and NDVI data is 2 times better than that of Gray-World based algorithm.

KEYWORDS: shadows compensation, clouds, multispectral images, Sentinel-2.