

Спектральная гармонизация данных БПЛА и данных спутниковой съемки для нужд точного земледелия¹

А.Л.Нурмухаметов*, Д.С.Сидорчук*, И.А.Коноваленко*, А.В.Никоноров**,***,
М.А.Грачева*

* Институт проблем передачи информации, Российская академия наук, Москва, Россия

** Институт систем обработки изображений, Российская академия наук, Самара, Россия

*** Самарский национальный исследовательский университет, Самара, Россия

Поступила в редколлегию 25.11.2022

Аннотация—В сельском хозяйстве съемка с беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) может хорошо дополнять, а некоторых случаях даже полностью заменять спутниковую съемку. Однако важно использовать эти два инструмента согласованно, для чего необходимо гармонизировать их сигналы. В этой работе рассматривается задача спектральной гармонизации данных спутниковой съемки и съемки с БПЛА, в рамках которой по отклику, зарегистрированному одним мультиспектральным сенсором, требуется оценить отклик, который зарегистрировал бы второй сенсор. Мы предлагаем два новых метода спектральной гармонизации: метод корень-полиномиальной коррекции (RPC) и метод, основанный на спектральной модели излучений (MBSH). Оценка методов была проведена на синтетическом наборе, сгенерированном на основе реальных гиперспектральных данных AVIRIS и функций чувствительности сенсоров Sentinel-2A (спутник) и Parrot Sequoia+ (БПЛА). Метод RPC показал результат, превосходящий результаты известных методов в большинстве каналов. Метод MBSH, несмотря на средний результат, обладает важным преимуществом, а именно отсутствием необходимости переобучения для сенсоров с разной спектральной чувствительностью.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: дистанционное зондирование Земли, точное земледелие, спектральная гармонизация, беспилотный летательный аппарат, Parrot Sequoia+, Sentinel-2A.

DOI: 10.53921/18195822_2022_22_4_335

1. ВВЕДЕНИЕ

В последнее время в сельском хозяйстве получила широкое распространение аэрофото-съемка, осуществляемая в том числе с легких БПЛА. Преимуществом такой съемки является переход контроля от дорогостоящих государственных или корпоративных проектов дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) непосредственно в руки фермера. Другим преимуществом является низкая высота полета, позволяющая вести съемку под облаками. Обратной стороной этих преимуществ является большое разнообразие сенсоров и различия их свойств. Это различие существенно превышает различие свойств спутниковых сенсоров, с которыми имели дело исследователи и земледельцы в прошлом. Важным свойством сенсора является спектральная чувствительность (СЧ). Различия СЧ приводят к существенному расхождению продуктов исходных каналов, представляющих большой практический интерес, например нормализованный вегетационный индекс (NDVI) [1]. В работе [2] исследовалось различие между данными известных спутникового сенсора и БПЛА-сенсора. В качестве результата была заявлена высокая корреляция исходных каналов, однако в некоторых областях среднее значение NDVI,

¹ Работа выполнена при поддержке гранта российского научного фонда (проект № 20-61-47089).

вычисленное по спутнику оказалось ниже, чем вычисленное с БПЛА, на 0.1. В другой работе [1], где также сравниваются средние значения NDVI, но между спутниковыми сенсорами, такая амплитуда разброса считается существенной.

Задача предсказания по отклику одного мультиспектрального сенсора, отклика на то же излучение другого сенсора с известной СЧ называется спектральной гармонизацией. Методы спектральной гармонизации принято разделять на поканальные (distributed scheme) и смешанные (lumped scheme) [3]. В рамках смешанных методов оцениваются не отдельные каналы, а сразу индекс, как правило NDVI (intersensor NDVI calibration) [3, 4]. Поканальная схема обладает важным преимуществом перед смешанным, а именно возможностью использовать разные методы для разных каналов, в зависимости от того, какая оказалась точнее [5, 6]. Методы этого класса в свою очередь можно разделить на эмпирические и физические. В эмпирических методах значения параметров моделей определяются в ходе обучения. Эмпирические методы, предложенные на данный момент, включают линейные, квадратичные, нейросетевые [3]. В работе [6] было предложено дополнить эту схему предварительной кластеризацией, для каждого кластера обучить несколько моделей и использовать наиболее точную.

Мы предлагаем расширить круг эмпирических моделей, рассмотрев полиномиальную (РС) и корень-полиномиальную модели (RPC), предложенные для аналогичной задачи в трехканальном случае [7]. Эта задача называется цветовой коррекцией и актуальна в первую очередь для перевода изображения из аппаратного цветового пространства RGB сенсора в стандартное пространство CIE XYZ [8]. Метод RPC был предложен как метод, обладающий таким же высоким качеством, как и РС, но при этом устойчивый к изменениям экспозиции, как и линейная коррекция. Устойчивость к изменению экспозиции, являющаяся полезным свойством алгоритмов цветовой коррекции, эквивалентна устойчивости к изменению освещенности сцены, которая является полезным свойством уже и для алгоритмов ДЗЗ [9]. Освещенность может меняться из-за рельефа местности, а также наличия облаков. Однако, как будет показано ниже, даже в общем случае использование RPC позволяет повысить качество спектральной гармонизации.

Помимо эмпирических методов выделяется класс физических методов, в которых значения коэффициентов определяются не на основе обучающих данных, а на основе физических моделей [3, 10]. Преимуществом таких методов является отсутствие необходимости проводить трудоемкий сбор обучающих данных. Обучающий набор данных либо должен быть синтетическим, либо требует близости по времени и геометрического выравнивания снимков гармонизируемых сенсоров. Это преимущество особенно актуально для съемки с БПЛА, для которых разнообразие сенсоров велико и желательно избежать процесса переобучения для каждого нового сенсора в хозяйстве.

В классе физических методов мы предлагаем новый метод, основанный на использовании спектральной модели излучений (model-based spectral harmonization, MBSH). Этот метод опирается на построение линейной спектральной модели излучений [11]. Для излучений, абсолютно точно соответствующих спектральной модели, данный метод позволит решить задачу гармонизации с нулевой ошибкой. Метод состоит из двух этапов: сначала линейным преобразованием перейти из пространства откликов исходного сенсора в пространство параметров линейной модели, затем аналогичным образом перейти из пространства параметров модели в пространство откликов целевого сенсора. MBSH основан на моделировании спектров излучений и может быть применен для гармонизации сенсоров с любыми СЧ без дополнительного обучения.

Вклад данной работы сводится к следующим пунктам:

1. Предложен новый физический метод гармонизации MBSH, основанный на спектральной модели и не требующий переобучения для гармонизации сенсоров в различными СЧ. Описание в разделе 2;
2. Предложено использовать для спектральной гармонизации эмпирические методы RPC и PC, ранее применявшиеся для решения аналогичной задачи только в трехканальном случае;
3. Поскольку задача гармонизации особенно актуальна для сенсоров, устанавливаемых на БПЛА, в экспериментальной части работы мы провели гармонизацию известного спутникового сенсора Sentinel-2A (Multispectral instrument) [12] и БПЛА-сенсора Parrot Sequoia+ [13].

В разделе 2 предлагается новый метод спектральной гармонизации MBSH. В разделе 3 описано новое применение методов PC и RPC для случая спектральной гармонизации. В разделе 4 приводятся известные методы гармонизации, выбранные для сравнения с предлагаемыми в работе новыми методами. В разделе 5 описывается процесс подготовки данных. В разделе 6 описывается методология эксперимента и приводятся результаты сравнения методов гармонизации. Раздел 7 завершает статью.

2. ГАРМОНИЗАЦИЯ, ОСНОВАННАЯ НА СПЕКТРАЛЬНОЙ МОДЕЛИ

Рассмотрим мультиспектральный сенсор χ со спектральными функциями чувствительности χ^i , $i \in \{1, 2, \dots, n\}$, n – количество каналов сенсора. Отклик сенсора на излучение $F(\lambda)$, моделируется по следующей формуле:

$$\mathbf{c}_S = \int_0^\infty F(\lambda) \chi_S(\lambda) d\lambda. \quad (1)$$

Наша цель – построить такое преобразование T , которое предсказывало бы отклик целевого сенсора \mathbf{c}_D , полученный на излучение $F(\lambda)$, зная отклик на это излучение исходного сенсора \mathbf{c}_S и СЧ обоих сенсоров $\chi_S(\lambda), \chi_D(\lambda)$: $\mathbf{c}_D = T(\chi_S, \chi_D, \mathbf{c}_S)$.

Для произвольного F задача не имеет точного решения. Известные методы спектральной гармонизации позволяют найти только приближенное решение. Точное решение может быть найдено при наложении ограничений на F . Так, например, для некоторого многообразия спектров с непрерывной параметризацией $M(\mathbf{p}, \lambda)$, отображение которого на пространство откликов сенсора $\{\mathbf{c}_S\}$ инъективно, можно построить T с нулевой ошибкой ($\forall F \in M$).

Наиболее простой класс моделей для анализа – это линейные спектральные модели:

$$M(\mathbf{p}, \lambda) = \mathbf{p} \bullet \mathbf{V}(\lambda), \quad (2)$$

где \mathbf{p} – произвольный вектор параметров, $\mathbf{V}(\lambda)$ – вектор значений базиса модели на длине волны λ , символ \bullet означает скалярное произведение.

Пусть отражение наблюдаемой поверхности удовлетворяет линейной модели с известным базисом \mathbf{V}_Φ :

$$\Phi_i(\lambda) = \phi_i \bullet \mathbf{V}_\Phi(\lambda), \quad 1 \leq i \leq n, \quad (3)$$

где ϕ_i – вектор параметров i -ой поверхности.

Далее будем предполагать, что сцена освещается только Солнцем с известной функцией спектральной яркости $S(\lambda)$, пренебрегая диффузной компонентой. Тогда излучение $F(\lambda)$ может быть представлено в виде следующей линейной комбинации:

$$F(\lambda) = a S(\lambda) \Phi(\lambda) = \mathbf{b} \bullet \mathbf{V}_f(\lambda), \quad \mathbf{V}_f(\lambda) = S(\lambda) \mathbf{V}_\Phi(\lambda), \quad (4)$$

где a – произвольный скаляр, а \mathbf{b} – произвольный вектор весов.

Исходя из этого определим матрицу перехода \mathcal{M} из пространства $M(\mathbf{p}, \lambda)$ в пространство сенсора $\mathbf{c} = \mathcal{M}_{\chi}\mathbf{p}$.

$$\mathcal{M}_{\chi} = \begin{bmatrix} \int \chi^1(\lambda) B_f^1(\lambda) d\lambda & \int \chi^1(\lambda) B_f^2(\lambda) d\lambda & \cdots & \int \chi^1(\lambda) B_f^n(\lambda) d\lambda \\ \int \chi^2(\lambda) B_f^1(\lambda) d\lambda & \int \chi^2(\lambda) B_f^2(\lambda) d\lambda & \cdots & \int \chi^2(\lambda) B_f^n(\lambda) d\lambda \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \int \chi^n(\lambda) B_f^1(\lambda) d\lambda & \int \chi^n(\lambda) B_f^2(\lambda) d\lambda & \cdots & \int \chi^n(\lambda) B_f^n(\lambda) d\lambda \end{bmatrix}, \quad (5)$$

где χ^1, \dots, χ^n – СЧ сенсора, а $\mathbf{B}_f(\lambda)$ – спектральный базис излучений, который может быть получен из спектрального базиса отражений $\mathbf{B}_{\Phi}(\lambda)$ домножением каждой компоненты на исходный спектр излучения источника света S . Спектральный базис отражений в свою очередь может быть получен, например, на основе репрезентативного набора данных отражений с использованием анализа главных компонент (Principal Component Analysis).

Наконец искомое преобразование T может получено следующим методом:

1. Оценить спектр Солнца $S(\lambda)$ с помощью физической модели, например SPECTRL2 [14];
2. Вычислить базис отражений $\mathbf{B}_{\Phi}(\lambda)$, применив PCA к репрезентативному набору спектров;
3. Вычислить базис излучений $\mathbf{B}_f(\lambda) = S(\lambda)\mathbf{B}_{\Phi}(\lambda)$;
4. Вычислить матрицу \mathcal{M}_S для исходного сенсора $\chi_S(\lambda)$ по формуле 5;
5. Вычислить матрицу \mathcal{M}_D для целевого сенсора $\chi_D(\lambda)$ по формуле 5;
6. Вычислить итоговое линейное преобразование $T = \mathcal{M}_D \mathcal{M}_S^{-1}$.

Отметим, что в предложенном методе обучающий набор данных не связан с гармонизируемыми сенсорами. Выделение базисных излучений с помощью метода PCA может быть проведено единообразно и затем использоваться повторно для другой пары сенсоров. Их СЧ учитывается при вычислении матриц \mathcal{M}_S и \mathcal{M}_D , которое производится по простой формуле и не требует обучающего набора данных.

3. НЕЛИНЕЙНАЯ СПЕКТРАЛЬНАЯ ГАРМОНИЗАЦИЯ

В этом разделе описаны методы полиномиальной и корень-полиномиальной с использованием обозначений из работы [7], где метод RPC впервые был предложен для задачи цветовой коррекции.

Метод РС K -го порядка для двух сенсоров с N каналами сводится к применению следующего преобразования:

$$\mathbf{c}_D = T\rho, \quad (6)$$

где \mathbf{c}_D – отклик целевого сенсора, ρ – вектор, составленный из значений отклика исходного сенсора, а T – матрица весов модели, определяемых в ходе обучения. Для случая $K = 1$ получим $\rho = \mathbf{c}_S$. Далее введем множество термов полинома K -го порядка:

$$P_{K,N} = \{\mathbf{c}_S^{\alpha} : |\alpha| \leq K\}, \quad (7)$$

где $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_N)^T$ – мультииндекс, являющийся N -мерным вектором с неотрицательными значениями, $\mathbf{c}_S^{\alpha} = \prod_i^N \mathbf{c}_S^{\alpha_i}$. Его длина определяется следующим образом: $|\alpha| = \alpha_1 + \dots + \alpha_N$.

Тогда в случае с $N=4$, $\mathbf{c}_S = (nir, reg, r, g)^T$ полиномы 2-го и 3-го порядков, рассматриваемые в данной работе, будут представлены множествами $P_{2,4}, P_{3,4}$, которые после упорядочивания выражаются следующими векторами:

$$\begin{aligned}
\rho_{2,4} &= (nir, reg, r, g, nir^2, reg^2, r^2, g^2, nir \cdot reg, nir \cdot r, nir \cdot g, reg \cdot r, reg \cdot g, rg)^T \\
\rho_{3,4} &= (nir, reg, r, g, nir^2, reg^2, r^2, g^2, nir \cdot reg, nir \cdot r, nir \cdot g, reg \cdot r, reg \cdot g, rg, \\
&\quad nir^3, reg^3, r^3, g^3, nir^2 \cdot reg, nir^2 \cdot r, nir^2 \cdot g, nir \cdot reg \cdot r, nir \cdot reg \cdot g, nir \cdot r \cdot g \\
&\quad reg^2 \cdot nir, reg^2 \cdot red, reg^2 \cdot g, reg \cdot g \cdot r, g^2 \cdot nir, g^2 \cdot reg, g^2 r, r^2 \cdot nir, r^2 \cdot reg, r^2 g)^T.
\end{aligned} \tag{8}$$

Предположим, у нас есть отклик исходного сенсора \mathbf{c}_S , который отображается в предполагаемый отклик \mathbf{c}_D целевого сенсора. Разумно потребовать, чтобы алгоритм спектральной гармонизации отображал $a\mathbf{c}_S$ в $a\mathbf{c}_D$ для произвольного скаляра a . Данное требование не выполняется при использовании РС. Для его выполнения был предложен метод RPC, обладающий другим множеством термов:

$$\bar{P}_{K,N} = \{\mathbf{c}_S^{|\alpha|} : |\alpha| \leq K\}, \tag{9}$$

Соответственно, для $N=4$, $\mathbf{c}_S = (nir, reg, r, g)^T$ после упорядочивания получаем следующие вектора:

$$\begin{aligned}
\bar{\rho}_{2,4} &= (nir, reg, r, g, \sqrt{nir \cdot reg}, \sqrt{nir \cdot r}, \sqrt{nir \cdot g}, \sqrt{reg \cdot r}, \sqrt{reg \cdot g}, \sqrt{rg})^T \\
\bar{\rho}_{3,4} &= (nir, reg, r, g, \sqrt{nir \cdot reg}, \sqrt{nir \cdot r}, \sqrt{nir \cdot g}, \sqrt{reg \cdot r}, \sqrt{reg \cdot g}, \sqrt{rg}, \\
&\quad \sqrt[3]{nir^2 \cdot reg}, \sqrt[3]{nir^2 \cdot r}, \sqrt[3]{nir^2 \cdot g}, \sqrt[3]{nir \cdot reg \cdot r}, \sqrt[3]{nir \cdot reg \cdot g}, \\
&\quad \sqrt[3]{nir \cdot r \cdot g}, \sqrt[3]{reg^2 \cdot nir}, \sqrt[3]{reg^2 \cdot red}, \sqrt[3]{reg^2 \cdot g}, \sqrt[3]{reg \cdot g \cdot r}, \\
&\quad \sqrt[3]{g^2 \cdot nir}, \sqrt[3]{g^2 \cdot reg}, \sqrt[3]{g^2 r}, \sqrt[3]{r^2 \cdot nir}, \sqrt[3]{r^2 \cdot reg}, \sqrt[3]{r^2 g})^T.
\end{aligned} \tag{10}$$

4. ИЗВЕСТНЫЕ МЕТОДЫ ГАРМОНИЗАЦИИ ДЛЯ СРАВНЕНИЯ

В этом разделе приводится короткое описание известных поканальных методов спектральной гармонизации, использованных нами для сравнения с новыми, предложенными нами, методами. Все исследуемые методы являются не только поканальными, но и попиксельными, что означает независимое применение приведенных ниже формул к каждому пикселю отдельно. Введем следующие обозначения: c_j – значение в канале j исходного сенсора, c_i^* – предсказанное значение в канале i целевого сенсора.

1. Использовать ближайший канал без изменений (далее – NC) – для каждого канала i целевого сенсора выбирается наиболее близкий по RMSE канал исходного (обозначим его j), значения которого используются без изменений.
2. Линейная модель (далее – L) – линейное преобразование ближайшего по RMSE канала исходного сенсора [15](аналогично NC):

$$c_i^* = a c_j + b. \tag{11}$$

3. Многомерная регрессия (далее – MLC) – предсказание каждого канала целевого сенсора по всем каналам исходного сенсора [6]:

$$c_i^* = \sum_k^n a_k c_k + b, \tag{12}$$

где n – количество каналов исходного сенсора.

4. Многомерная регрессия без свободного коэффициента (далее – ML) – версия ML без свободного коэффициента (таким образом для черных поверхностей исходный и целевой сенсор будут иметь одинаковый сигнал [5]):

$$c_i^* = \sum_k^n a_k c_k. \quad (13)$$

5. Метод Надаля MR1 (далее – NMR1) – модель, предложенная в работе Надаля и соавторов. [5] с использованием NDVI:

$$c_{(R,NIR)} = \beta_1 c_R + \beta_2 c_{NIR} + \beta_3 NDVI + \beta_4 NDVI^2, \quad (14)$$

где $NDVI^2$ – значение NDVI в квадрате.

6. Метод Надаля MR2 (далее – NMR2) – модель, которая по словам её авторов [5] является улучшением NMR1 на случай высоких значений NDVI. Она эквивалентна методу РС второго порядка с использованием только трех каналов (G, R, NIR)

$$c_{(G,R,NIR)} = \beta_1 c_{(G,R),est} + \beta_2 c_{NIR} + \beta_3 (c_{(G,R)} \cdot c_{NIR}) + \beta_4 (c_{(G,R)})^2 + \beta_5 (c_{NIR})^2. \quad (15)$$

7. Метод Шеффлера (далее – SCH) – модель, предложенная в работе Шеффлера и соавторов [6]. Число кластеров было выбрано равным 50. Данные кластеризуются и для каждого кластера обучается своя модель Multi Linear. На этапе тестирования для входного мультиспектрального пикселя определяются ближайшие кластеры и результат получается как взвешенная сумма ответов моделей, обученных для этих соседних кластеров.

5. ДАННЫЕ

Получение реальных согласованных данных двух сенсоров подразумевает несколько этапов, включающих себя, к примеру, задачу совмещения двух изображений [16, 17, 18, 19], задачу преобразования данных к одинаковым атмосферным условиям [20]. Во избежании дополнительных ошибок преобразования в данной работе было решено тестировать методы спектральной гармонизации на синтетических данных, искусственно генерируемых на основе единого набора спектров отражений $\{\Phi(\lambda)\}$, модели спектра Солнца $S(\lambda)$ и СЧ исходного и целевого сенсоров $\chi_S(\lambda)$, $\chi_D(\lambda)$:

$$c_S = \int_0^\infty \Phi(\lambda) S(\lambda) \chi_S(\lambda) d\lambda, \quad c_D = \int_0^\infty \Phi(\lambda) S(\lambda) \chi_D(\lambda) d\lambda, \quad (16)$$

где c_S , c_D – вектора откликов исходного и целевого сенсоров. Три составляющих генерации синтетического датасета $\{\Phi(\lambda)\}$, $S(\lambda)$ и $\chi_S(\lambda)$, $\chi_D(\lambda)$ в соответствующем порядке описываются в данном разделе.

Существуют специальные библиотеки спектров отражения $\{\Phi(\lambda)\}$ в высоком спектральном разрешении, например USGS [21], однако данные в них недостаточно разнообразны для обучения моделей. В качестве альтернативы принято использовать данные гиперспектральной съемки. В таблице 1 представлен обзор различных гиперспектральных данных. Данные EO-1 Hyperion, несмотря на схожее спектральное разрешение с AVIRIS, являются результатом спутниковой съемки, подвержены более сильным атмосферным искажениям и потому менее предпочтительны. Среди приведенных данных аэросъемки HyMap, AISA Eagle/Hawk, APEX использовались в работе [6] для тестирования методов спектральной гармонизации. Нами было решено использовать более доступные данные AVIRIS, спектральное разрешение которых хуже, чем у AISA и APEX, но лучше, чем у HyMap.

Программа	Тип	spectral res, nm	Диапазон, nm	Доступность
EO-1 Hyperion	спутниковая съемка	VNIR/SWIR: 10	360 – 2600	по ссылке [22]
AVIRIS	аэросъемка	VNIR/SWIR: 10	400 – 2500	по ссылке [23]
HyMap	аэросъемка	VNIR/SWIR: 16	450 – 2450	по запросу [24]
APEX	аэросъемка	VNIR : 0.6 – 6.3 SWIR : 6.2 – 11	380 – 2500	по запросу [25]
AISA Eagle/Hawk	аэросъемка	VNIR : 2.9 SWIR : 8	380 – 2500	по запросу [26]

Таблица 1. Обзор данных, предоставляющих гиперспектральные снимки.

Гиперспектральные снимки AVIRIS в каждом пикселе содержат 224 канала в диапазоне 400 – 2500 nm со спектральным разрешением 10 nm. Диапазон этих спектров обрезался по границам 500 – 850 nm, чтобы соответствовать диапазонам чувствительности гармонизируемых сенсоров. По программе AVIRIS предоставляются данные двух типов: излучения, зарегистрированные сенсором, и отражения поверхностей, полученные из излучений применением различных коррекций. Для генерации синтетических данных мы использовали данные отражений. Исходные спектры отражений AVIRIS были линейно интерполированы до разрешения в 2 nm (такое значение нам показалось достаточным для учета особенностей СЧ рассматриваемых сенсоров). Были отобраны данные отражений трех пролетов различных участков Калифорнии: из каждого были выделены области, содержащие поля, горы и городские поселения. Таким образом получили 7 участков, 5 из которых использовались в качестве обучающих данных (11073602 мультиспектральных пикселей) и 2 в качестве тестовой выборки (2154273 мультиспектральных пикселей). На рис. 1 представлены некоторые фрагменты съемки AVIRIS.

Для моделирования спектра источника $S(\lambda)$ мы использовали алгоритм из библиотеки `rvlib` [27], основанный на модели SPECTRL2 [14] со следующими параметрами (именования в соответствии с [27]): зенитный угол (apparent zenith) – 0° , атмосферное давление (surface pressure) – 101300 Pa, осадочная вода (precipitable water) – 0.5 cm, мутность атмосферы (aerosol turbidity) на 500 nm – 0.1, содержание озона (ozone) – 0.31 atm-cm, альbedo поверхности (albedo) – 0.2.

Теперь перейдем к описанию СЧ тестовых сенсоров $\chi_S(\lambda)$, $\chi_D(\lambda)$. Обычно на БПЛА устанавливают простые потребительские сенсоры, для которых не предоставляются данные спектральной и радиометрической калибровки [28]. Нам удалось найти СЧ для сенсора Parrot Sequoia+ [13], но только в виде иллюстраций [29]. Мы восстановили форму функций по картинке (рис. 2). В качестве целевого спутникового сенсора мы выбрали популярный Sentinel-2A (Multispectral instrument).

Несмотря на то что гармонизация возможна и для каналов с сильно различающимися и даже не пересекающимися СЧ [6], в данной работе мы фокусируемся на гармонизации относительно похожих каналов. Как видно по рис. 2 диапазоны чувствительности каналов сенсора Parrot Sequoia+ лучше всего пересекаются со следующими каналами Sentinel-2A: G, R, REG2,



Рис. 1. Примеры фрагментов снимка AVIRIS, гиперспектральные данные которого были использованы в экспериментальной части для имитационного моделирования сигналов спутникового сенсора и БПЛА-сенсора.

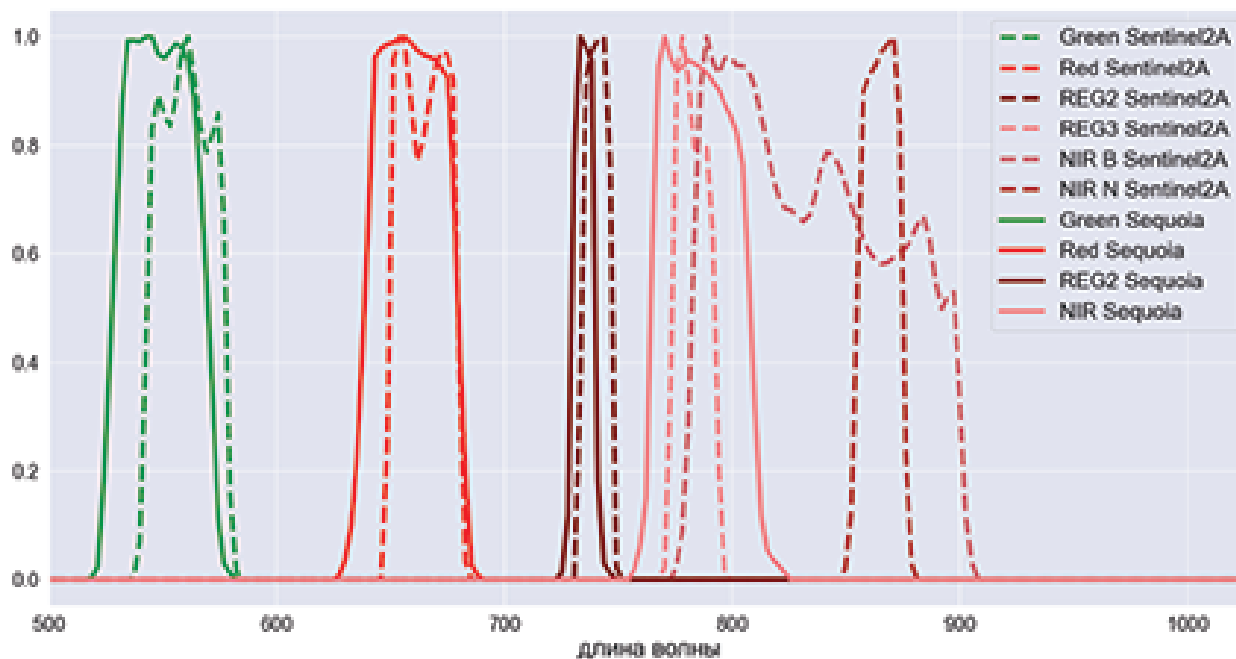


Рис. 2. Спектральные функции чувствительности сенсоров. Сплошной линией обозначен сенсор Parrot Sequoia+. Пунктирной – сенсор Sentinel-2A. REG – краткое обозначение для канала Red Edge.

REG3. Обычно для расчета NDVI используется канал Sentinel-2A NIR B, однако его диапазон сильно выходит за диапазон чувствительности крайнего канала Parrot Sequoia+. С другой стороны, диапазон канала REG3 также подходит для расчета индекса вегетации, о чем свидетельствует существование индекса $NDVI_{red-edge}$ [30].

6. ЭКСПЕРИМЕНТ И РЕЗУЛЬТАТЫ

Для сравнения новых методов гармонизации (PC, RPC, MBSH) с уже известными был проведен эксперимент. Каждый метод гармонизации запускался на тестовом наборе пикселей, описанном в разделе 5. Для оценки качества методов гармонизации принято использовать метрику RMSE [5, 6]. Она определяется следующим образом отдельно для каждого канала α :

$RMSE_{\alpha} = \sqrt{\frac{\sum_i^N (\alpha_i^e - \alpha_i^t)^2}{N}}$, где N – количество тестовых пикселей, α_i^e – предсказанное значение канала α в пикселе i , α_i^t – истинное значение канала α в пикселе i .

Результаты эксперимента представлены в таблице 2. Метод MBSH как и следовало ожидать работает лучше, чем NC и чем поканальное преобразование L, но хуже чем многоканальные линейные преобразования MLC и ML. Этот невысокий результат MBSH компенсируется отсутствием необходимости переобучения для гармонизации сенсоров с другими СЧ. Наилучшее качество в среднем показывает метод RPC. Методы Надаля [5] в данном рассмотрении не учитываются, так как они не определены в канала REG2, наиболее трудного для предсказания. Метод PC и метод Шеффлера [6] показывают близкое к RPC качество по всем каналам, причем метод Шеффлера дает лучший результат в G канале. Стоит отметить, что RPC начиная со второй степени превосходит соответствующий метод PC. Методы Надаля [5] на наших данных превзошли простой Linear метод, но показали менее заметный результат относительно чуть более сложной многоканальной регрессии (Multi Linear).

	G	R	REG2	REG3	Среднее
NC	0.001744	0.000864	0.008799	0.004055	0.003866
L [15]	0.000973	0.000562	0.004716	0.000400	0.001662
MBSH	0.000634	0.000353	0.000872	0.000318	0.000544
MLC [6]	0.000597	0.000282	0.000845	0.000310	0.000508
ML [5]	0.000576	0.000269	0.000790	0.000302	0.000484
PC2	0.000560	0.000263	0.000700	0.000288	0.000453
RPC2	0.000544	0.000248	0.000675	0.000284	0.000438
PC3	0.000529	0.000245	0.000680	0.000276	0.000433
SCH [6]	0.000491	0.000241	0.000687	0.000269	0.000422
RPC3	0.000521	0.000238	0.000661	0.000266	0.000421

NMR1 [5]	0.000636	0.000280	не оценивается	0.000322	0.000413
NMR2 [5]	0.000607	0.000289	не оценивается	0.000298	0.000398

Таблица 2. Значения RMSE для всех рассмотренных методов. Рассмотрен переход из Parrot Sequoia+ в Sentinel-2A. Метод с наилучшим показателем имеет зеленый фон. Оранжевым фоном отмечены два ближайших к лучшему методу. Серый фон означает, что данный канал не рассматривается методом. Методы Надаля [5] в сравнении средних значений не учитываются.

7. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе мы впервые рассмотрели задачу гармонизации сенсора, устанавливаемого на БПЛА, и спутникового сенсора. Нами были предложены два эмпирических метода для данной задачи: РС и RPC и один физический – MBSH. Для тестирования наших методов был создан синтетический датасет на основе реальных гиперспектральных данных. Также для сравнения были реализованы существующие алгоритмы спектральной гармонизации.

Проведенный на синтетических данных эксперимент показал, что предложенные нами эмпирические нелинейные методы обладают наилучшим качеством. Среди остальных лучшим оказался метод Шеффлера [6], основанный на кластеризации данных. Наш новый физический метод MBSH показал среднее качество, сопоставимое с качеством многоканальной регрессии. Так как этот метод удобно настраивать и он не требует обучения его можно с успехом применять для решения аналогичной задачи для большого разнообразия мультиспектральных сенсоров, устанавливаемых на БПЛА. Для получения более качественного физического метода в будущем также планируется рассмотреть возможность объединения двух предложенных нами методов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Franke J., Heinzl V., Menz G. Assessment of NDVI-differences caused by sensor specific relative spectral response functions. *IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, pp. 1138-1141.
2. Bollas N., Kokinou E., Polychronos V. Comparison of sentinel-2 and UAV multispectral data for use in precision agriculture: an application from northern greece. *Drones*, 2021, vol. 5, p. 35.
3. Fan X., Liu Y. A comparison of NDVI intercalibration methods. *International Journal of Remote Sensing* vol, 2017, vol. 38, no. 19, pp. 5273-5290.
4. D'Odorico P., Gonsamo A., Damm A., Schaepman M.E. Experimental evaluation of Sentinel-2 spectral response functions for NDVI time-series continuity. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, vol. 51, no. 3, pp. 1336-1348.
5. Villaescusa-Nadal J., Franch B., Roger J.-C., Vermote E., Skakun S., Justice C. Spectral Adjustment Model's Analysis and Application to Remote Sensing Data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, vol. 12, no. 3, pp. 1-12.
6. Scheffler D., Segl K., Frantz D. Spectral harmonization and red edge prediction of Landsat-8 to Sentinel-2 using land cover optimized multivariate regressors. *Remote Sensing of Environment*, 2020, vol. 241.
7. Finlayson G.D., Mackiewicz M., Hurlbert A. Color correction using root-polynomial regression. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, vol. 24, no. 5, pp. 1460-1470.
8. Kordecki A. Practical testing of irradiance-independent camera color calibration. *Eleventh International Conference on Machine Vision (ICMV 2018)*. Munich: SPIE, 2019, vol. 11041, pp. 340-345.
9. Фирсов Н.А., Подлипов В.В., Николаев П.П., Машков С.В., Ишкин П.А., Скиданов Р.В., Никоноров А.В. Нейросетевая классификация гиперспектральных изображений растительности с формированием обучающей выборки на основе адаптивного вегетационного индекса. *Компьютерная оптика*, 2021, том 45, № 6, стр. 887-896.
10. Chander G., Mishra N., Helder D. L., Aaron D. B., Angal A., Choi T., Doelling D. R. Applications of spectral band adjustment factors (SBAF) for cross-calibration. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, vol. 51, no. 3, pp. 1267-1281.
11. Николаев Д.П., Коноваленко И.А., Николаев П.П. Мультипликативно замкнутые спектральные модели в задачах цветового анализа. *Сенсорные системы*, 2022. том 36. № 2, стр. 153-182.
12. Sentinel2A. Source: <https://www.esa.int/Applications/Observing_the_Earth/Copernicus/Sentinel-2>

13. Parrot Sequoia+. Source: <<https://www.mapping-solutions.co.uk/downloads/data/pdf/m2.pdf>>
14. Bird R, Riordan C. Simple Solar Spectral Model for Direct and Diffuse Irradiance on Horizontal and Tilted Planes at the Earth's Surface for Cloudless Atmosphere. *NREL Technical Report*, 1984.
15. Flood N. Continuity of Reflectance Data between Landsat-7 ETM+ and Landsat-8 OLI, for Both Top-of-Atmosphere and Surface Reflectance: A Study in the Australian Landscape. *Remote Sensing*, 2014, vol 6, pp. 7952-7970.
16. Shabanov A, Gladilin S.A., Shvets E.A. Optical-to-SAR image registration using a combination of CNN descriptors and cross-correlation coefficient. *Twelfth International Conference on Machine Vision (ICMV 2019)*. Amsterdam: SPIE, vol. 11433.
17. 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.
18. 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.
19. Волков В.В. Модифицирование метода поиска и дескрибирования устойчивых точек sift для сопоставления оптических и радиолокационных изображений. *Сенсорные системы*, 2022, том 36, № 4, стр. 349-365.
20. Vermote E., Kotchenova S. Atmospheric correction for the monitoring of land surfaces. *Geophysical Research Atmospheres*, 2008, vol. 113, no. D23
21. Kokaly R., Clark R, Swayze G, Livo K, Hoefen T, Pearson N, Wise R, Benz W, Lowers H, Driscoll R, Klein A. USGS Spectral Library Version 7 Data. 2017.
22. EO-1 (Earth Observing-1). Source: <<https://www.eoportal.org/satellite-missions/eo-1#eo-1-earth-observing-1>>
23. Airborne visible/infrared imaging spectrometer (AVIRIS). Source: <<https://aviris.jpl.nasa.gov/>>
24. HyMap. Source: <<https://airbornescience.nasa.gov/instrument/HyMap>>
25. APEX. Source: <<https://apex-esa.org/en/apex>>
26. AISA Eagle/Hawk. Source: <<http://arsf.nerc.ac.uk/instruments/specim.asp>>
27. Holmgren W, Hansen C, Mikofski M. pvlib python: a python package for modeling solar energy systems. *Journal of Open Source Software*, 2018, vol. 3, no. 29, p. 884.
28. Logie G, Coburn C. 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.
29. Parrot Sequoia+ sensitivities. Source: <<https://www.mapping-solutions.co.uk/downloads/data/pdf/m2.pdf>>
30. Sakowska K, Vescovo L, Marcolla B, Juszczak R, Olejnik J, Gianelle D. Monitoring of carbon dioxide fluxes in a subalpine grassland ecosystem of the Italian Alps using a multispectral sensor. *Biogeosciences*, 2014, vol. 11, pp. 4695-4712.

Spectral harmonization of UAV and satellite data for the needs of precision agriculture

Nurmukhametov A.L., Sidorchuk D.S., Konovalenko I.A., Nikonorov A.V., Gracheva M.A.

In precision agriculture, unmanned aerial vehicles (UAVs) remote sensing can well complement, and in some cases even completely replace, satellite imagery. However it is important to harmonize their signals for consistent use. In this work problem of spectral harmonization is considered. We propose two new methods of spectral harmonization: method of root-polynomial correction (RPC) and method based on spectral model of radiance (MBSH). Evaluation of methods was made on synthetic dataset that was generated using AVIRIS hyperspectral data and known spectral sensitivities of two sensors: Sentinel-2A (satellite) and Parrot Sequoia+ (UAV). As a result, RPC has outperformed all state-of-the-art methods in most channels. The MBSH method despite of medium result shown has an important advantage: it does not require retraining for sensors with different spectral sensitivity.

KEYWORDS: remote sensing, precision agriculture, spectral harmonization, unmanned aerial vehicle, Parrot Sequoia+, Sentinel-2A.