

СРАВНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ СЕГМЕНТАЦИИ ОБЛАКОВ И ИХ ТЕНЕЙ НА КОСМИЧЕСКИХ СНИМКАХ

Соколов Олег Игоревич

Югорский научно-исследовательский институт
информационных технологий
Ханты-Мансийск, Россия
E-mail: sokol.oleg2012@yandex.ru

Предмет исследования: алгоритмы сегментации спутниковых снимков.

Цель исследования: сравнение алгоритмов сегментации облаков и облачных теней.

Методы и объекты исследования: вычисление и сравнение метрик эффективности, размеченные космические снимки (CloudSEN12), алгоритмы Fmask, Kappamask, Sen2cloudless, Ukis-csmask, Mobile-Unet, сегментация облаков миссии Sentinel, классификация сцен Sen2cor, FC-CNN.

Основные результаты исследования: для рассматриваемых алгоритмов вычислены метрики Precision, Recall, Accuracy, F1. Лучший результат продемонстрировал Mobile-Unet с оценкой 0,888 по метрике F1. Новизна полученных результатов заключается в расширении контекста сравнительного анализа предыдущих исследований аналогичного рода: мы добавляем к нему еще один алгоритм (Ukis-csmask).

Ключевые слова: сегментация, облака, тени, машинное обучение, Sentinel-2, CloudSEN12, Mobile-Unet, Fmask, Kappamask, Sen2cor, Sen2cloudless, Ukis-csmask, FC-CNN.

THE COMPARISON OF CLOUD AND SHADOW SEGMENTATION ALGORITHMS ON SATELLITE IMAGES

Oleg I. Sokolov

Ugra Research Institute of Information
Technologies
Khanty-Mansiysk, Russia
E-mail: sokol.oleg2012@yandex.ru

Subject of research: the segmentation algorithms of satellite images.

Purpose of research: to compare cloud and cloud shadow segmentation algorithms.

Methods and objects of research: the calculation and comparison of efficiency metrics, labeled space images (CloudSEN12), Fmask, Kappamask, Sen2cloudless, Ukis-csmask, Mobile-Unet algorithms, Sentinel mission cloud segmentation, Sen2cor scene classification, FC-CNN.

Main results of research: the Precision, Recall, Accuracy, F1 metrics have been calculated for the algorithms under consideration. The best result was demonstrated by Mobile-Unet with a score of 0.888 on the F1 metric. The novelty of the obtained results lies in expanding the context of comparative analysis of previous similar studies: we add another algorithm to it (Ukis-csmask).

Keywords: segmentation, clouds, shadows, machine learning, Sentinel-2, CloudSEN12, Mobile-Unet, Fmask, Kappamask, Sen2cor, Sen2cloudless, Ukis-csmask, FC-CNN.

ВВЕДЕНИЕ

Ввиду существенного негативного влияния облаков и их теней на анализ данных есть смысл организовать этап определения таких областей с целью учитывать их в дальнейшем. Такой предобработкой мы сможем абстрагироваться от отвлекающих факторов, и при решении задачи сегментации дать возможность алгоритмам просматривать значимые для него области кадров.

Приведем конкретный пример: разработка автоматизированной системы сегментации лесных рубок. В процессе апробации реализованного решения обнаруживаем, что некоторые фрагменты облаков и их теней по ошибке распознаются системой как рубки. С целью предотвращения ложных срабатываний приходим к следующему решению: изменяем алгоритм сегментации облаков и их теней, удаляем выявленные пиксели изображения из рассмотрения. На таком изображении не будет облаков и, следовательно, количество ложноположительных срабатываний будет значительно ниже. Тем самым получаем выигреш в качестве распознавания – в этом и заключается актуальность проведения такого рода сегментации. Конечно, в теории можно разработать такую систему распознавания,

которая изначально работает с облачными снимками без проблем, не путая наземные объекты с облаками. Тогда отпадает необходимость в перечисленных выше преобразованиях. Но далеко не всегда это возможно на практике ввиду трудности с точки зрения реализации.

Рассмотрим причину рассмотрения теней от облаков для задачи сегментации изображения. Облака не пропускают весь свет через себя, как следствие – на земной поверхности образуется тень, и чем облако плотнее, тем эта тень более темная. Такие области на снимке также могут привести к проблемам анализа земной поверхности.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Проблемы алгоритмов рассматриваемого типа

Для общего понимания предметной области требуется сформировать представления о трудностях, возникающих в процессе сегментации облаков и их теней. Бывают слишком «осторожные» и слишком «неосторожные» алгоритмы. В первом случае имеем ситуацию, когда алгоритм не путает облако с чем-либо другим: если он разметил облако на снимке – значит, может быть уверен, что

это в самом деле оно. Но есть проблема: он сегментирует облака не до конца, пропуская большое их количество. Во втором случае алгоритм выделяет все облака, однако вдобавок он распознает в качестве облака или тени еще и то, что к таковым не относится. Возникают другие случаи, которые однозначно не относятся к первым двум: когда сегментация была произведена неадекватно в принципе. Причиной таких проблем может являться то, что ситуация на снимке оказалась слишком нестандартной, и рассматриваемый алгоритм не был к ней приспособлен.

Неопределенности добавляет и следующее: можем ли мы идентифицировать полупрозрачные облака низкой плотности в качестве таковых? Условно можно сказать: то или иное облако имеет некий процент прозрачности. Есть возможность задать некоторый порог и задать правило такого вида: если конкретное облако имеет на снимке процент прозрачности больше порога, то тогда считаем его облаком. Иначе – считаем, что это нечто иное. Определение порога прозрачности требует использования экспериментальных данных, и формализация этой задачи может быть предметом отдельного исследования.

Отдельно отметим проблему, характерную для регионов планеты с холодным климатом: бывает трудно различить облака на фоне заснеженной поверхности. Они могут на снимке слиться воедино: как следствие, облака можно по ошибке распознать как снег и наоборот. Существуют алгоритмы, которые справляются с такой задачей достаточно качественно (в качестве примера можно привести Fmask 4.0 [1]), однако могут быть и те, которые не приспособлены для ее решения, либо приспособлены недостаточно хорошо.

Обзор аналогичных исследований

Обширная работа по рассматриваемой тематике отражена в [2]. В данной статье приводится сравнительный анализ большого количества алгоритмов сегментации облаков и их теней, апробация которых производится на множестве наборов данных. Среди работ данного типа следует отметить также [3]. Здесь производят собственный набор данных (с указанием процесса его построения) и проводят по нему эксперименты: его используют для вычисления метрик эффективности алгоритмов рассматриваемого нами типа. Приводится достаточно большое количество таких алгоритмов. Отметим статью [4]. Отличительной особенностью этой работы по отношению к остальным – здесь приводится сравнительный анализ конкретно на снимках Sentinel-2. Здесь рассматривается пять алгоритмов, апробация которых выполняется

на спутниковых снимках Африки и Западной Европы.

Следует отметить: в представленных выше работах [2] и [3] приведенный список метрик можно расширить (например, добавить F-меру). В этих же работах список алгоритмов, подлежащих оценке и сравнению, также не является исчерпывающим: целесообразно ввести в рассмотрение и другие. В работе [4] рассматривается лишь часть планеты, северные широты – вне рассмотрения. Для большей полноты картины есть смысл опробовать алгоритмы и на северных широтах.

Постановка задачи

Конкретизируем цель, преследуемую нами в рамках выполнения данной работы, посредством разделения на следующие задачи:

1. дать характеристику набору данных, на основе которого в дальнейшем будем считать метрики;
2. дать характеристику рассматриваемым алгоритмам сегментации облаков и их теней; привести метрики эффективности для каждого включенного в рассмотрение алгоритма (используемые метрики определены в соответствующем разделе данной работы);
3. подвести итоги на основании полученных метрик.

Набор данных

В нашем исследовании мы используем набор данных CloudSEN12 [3]. В нем собраны фрагменты снимков размером 509 на 509 пикселей, произведенных спутником Sentinel-2 [5], с размеченными облаками и их тенями. Для большей наглядности представим размеченный фрагмент с идентификатором «20181219T133221_20181219T133216_T23MMR» (рисунок 1). Здесь отображен непосредственно сам снимок (а) и разметка (б) – облака обозначены серым цветом, тени – белым.

Каждый такой фрагмент относится к той или иной области земного шара. Всего в наборе данных имеется 9880 таких областей, среди которых:

- 2000 областей с разметкой высокого качества (в них содержится в общей совокупности 10 000 фрагментов);
- 2000 областей с разметкой низкого качества (10 000 фрагментов);
- 5880 областей без разметки (29 400 фрагментов).

Оставим вне рассмотрения те фрагменты, которые имеют разметку низкого качества: посчитать метрики должным образом по ним

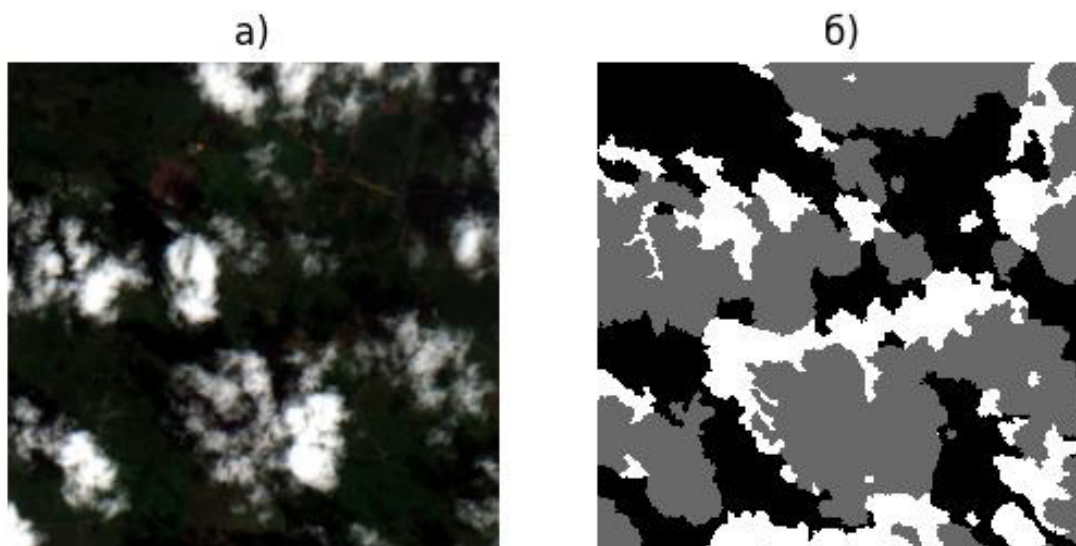


Рисунок 1. Фрагмент снимка Sentinel-2 (слева) и файл разметки (справа).

не удастся. Также отбросим и неразмеченные, исходя из тех же принципов. Итого далее в нашем рассмотрении остается 10 000 изображений. Среди них имеются 2001 безоблачных фрагментов (идентификатор такой группы в рамках набора данных: cloud-free), 1999 – практически безоблачных (almost-clear), 2000 – с низкой облачностью (low-cloudy), 2000 – со средней облачностью (mid-cloudy) и 2000 – облачных (cloudy). Можем констатировать: набор данных практически идеально сбалансирован по данным категориям.

Помимо характеристик облачности, следует также принять во внимание и географические характеристики рассматриваемых фрагментов (рисунок 2). Красными

точками на карте отображены области съемки. Наблюдаем, что они распределены по земной поверхности более-менее равномерно (за исключением Гренландии, Южной Африки и Антарктиды): в наборе данных представлено множество регионов планеты. Так что с точки зрения географического распределения набор данных также вполне сбалансирован. Здесь присутствуют как южные и средние широты, так и северные.

Рассматриваемые алгоритмы

В этом же наборе данных, помимо размеченных фрагментов, поставляются в комплекте также и результаты выполнения некоторых алгоритмов: мы намереваемся ими

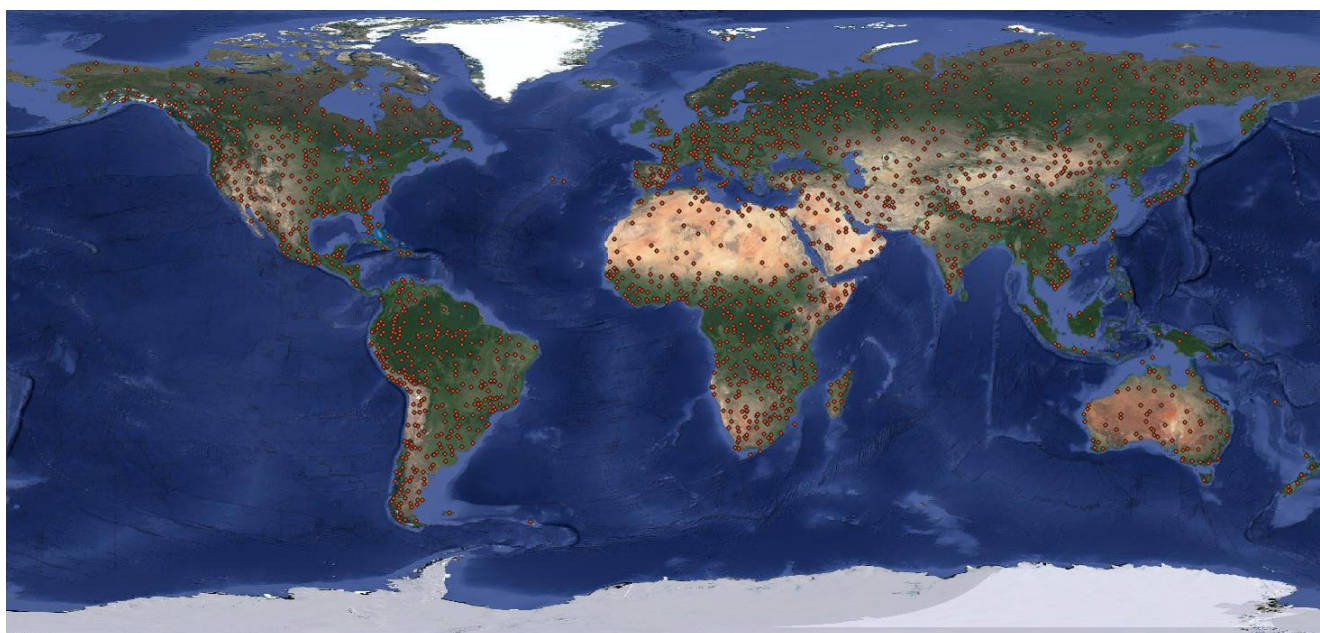


Рисунок 2. Распределение областей с фрагментами, имеющими разметку высокого качества (CloudSEN12).

воспользоваться для вычисления метрик в нашей работе.

Здесь представлен алгоритм сегментации облаков миссии Sentinel (в рассматриваемом датасете эта маска содержится в файле «qa60.tif») [6]. Посредством данного алгоритма осуществляется сегментация перистых (cirrus) и плотных облаков (opaque clouds), однако тени им не обнаруживаются. Для вычисления используются: синий диапазон (B1 или B2), диапазон B10 и коротковолновый инфракрасный диапазон (B11 или B12). Сгенерированная данным алгоритмом маска лежит в файлах снимка Sentinel-2.

В наличии также алгоритм сегментации облаков s2cloudless для снимков со спутника Sentinel-2, разработанный исследовательской командой Sentinel Hub. Базируется на градиентном бустинге (gradient boosting) – методе машинного обучения. Программная реализация вместе с описательной характеристикой представлена в [7]. Вычисление выполняется на основе диапазонов B01, B02, B04, B05, B08, B8A, B09, B10, B11, B12. В файле «s2cloudless.tif» имеем маску следующего содержания: в каждом ее пикселе содержится вероятность того, относится ли он к облаку или нет. Непосредственно ее использовать для вычисления метрик нецелесообразно – алгоритм имеет опцию преобразовать карту вероятностей в карту классов (имеются два – «облако» и «не-облако»); ее мы применим в нашей работе.

Также есть в наличии результаты выполнения алгоритма Fmask 4.0 [1]. Посредством него осуществляется сегментация облаков и их теней для снимков спутников Landsats 4-8 и Sentinel-2. Вдобавок он также проводит сегментацию водной и снежной поверхностей. Реализация осуществляется посредством методов машинного обучения. Во внимание берутся правила и статистические данные, полученные на основе физических характеристик облаков и их теней.

Программное обеспечение sen2cor [8] предназначено для атмосферной коррекции, которая в данной работе не рассматривается: нас здесь интересует другой момент. Чтобы осуществить атмосферную коррекцию, алгоритм предварительно осуществляет сегментацию снимка по следующим классам: растительность (Vegetation), почва (Bare Soils), вода (Water), снег (Snow), облако со средней вероятностью (Cloud medium probability), облако с высокой вероятностью (Cloud high probability), тонкое перистое облако (Thin cirrus) и облачная тень (Cloud shadows). Эти результаты сохраняются в виде отдельного файла-маски, которая в наличии у рассматриваемого нами набора данных.

Kappamask является алгоритмом, основанным на искусственном интеллекте [9]. Модель основана на полносвязной сверточной нейронной сети (CNN-based model) с использованием методологии активного обучения (active learning). Сегментация выполняется по классам: «clear», «cloud shadow» (тень от облака), «semi-transparent cloud» (полупрозрачное облако), «cloud» (облако) и «missing» (дефектные пиксели или те, которые не содержали данных). В датасете представлены два варианта отработки алгоритма: результаты по снимку уровня Level-1C (представлен в файле «kappamask_L1C.tif») и отдельно – по Level-2A («kappamask_L2A.tif»).

Представлены и другие алгоритмы, построенные на основе сверточной полносвязной нейронной сети, результаты которых содержатся в файлах «CD-FCNN-RGBI.tif» и «CD-FCNN-RGBISWIR.tif». Здесь используется архитектура U-net [10]. На выходе имеем маску вероятностей облачности (вместо однозначного отношения к классу). Значения этой маски распределены от 1 до 10000. Поиск теней от облаков здесь не осуществлен.

Рассматриваемые задачи также были решены посредством применения сверточной нейронной сети Mobile-Unet [11]. Отмечается: ее преимущество заключается в скорости, что дает возможность решать задачи в реальном времени. Результаты сегментации напрямую в датасете в виде готовых масок не содержатся, однако с датасетом поставляется программная библиотека, в которой содержится уже обученная модель Mobile-Unet, готовая для использования [12]: мы ее применим в нашей работе для вычисления метрик.

Дополним выше представленный список посредством введения в рассмотрение алгоритма ukis-csmask [13], также основанного на U-net. На вход подаются следующие диапазоны: «Blue», «Green», «Red», «NIR», «SWIR1», «SWIR2». Сегментируются как облака (без разделения на непрозрачные или полупрозрачные), так и их тени. Будем использовать программную реализацию, представленную в [14].

Методология проведения оценок

Будем использовать Precision, Recall, Accuracy, F1 с макро-усреднением (Macro-Averaging). Общая его идея заключается в том, что эти метрики считаются как для одного, так и для обратного класса (в качестве примера можно привести класс «облако» и обратные ему класс «не-облако») с последующим усреднением. Далее определим проведение оценок по облачности. Формула для вычисления F1 имеет вид:

Таблица 1. Метрики по сегментации облаков.

Алгоритм	Precision	Recall	Accuracy	F1
qa60	0.680	0.675	0.782	0.631
Fmask	0.824	0.796	0.865	0.774
Kappamask_L1C	0.804	0.761	0.854	0.744
Kappamask_L2A	0.738	0.691	0.786	0.656
sen2cor	0.777	0.731	0.828	0.703
sen2cloudless	0.817	0.773	0.863	0.756
FC-CNN-RGBI	0.771	0.736	0.806	0.696
FC-CNN- RGBISWIR	0.786	0.749	0.817	0.709
Mobile-Unet	0.917	0.890	0.940	0.888
ukis-csmask	0.803	0.785	0.838	0.753

$$F1 = \frac{F1_{cloud} + F1_{non-cloud}}{exists_{cloud} + exists_{non-cloud}}, \quad (1)$$

где $F1_{cloud}$ – метрика F1, вычисленная для класса «облако»,

$F1_{non-cloud}$ – метрика F1, вычисленная для класса «не-облако»,

$exists_{cloud} = 1$, если в данной паре масок «ожидаемое» – «предсказанное» имеется как минимум один пиксель, относящийся к классу «облако», иначе – данное значение нулевое.

$exists_{non-cloud} = 1$, если в данной паре масок «ожидаемое» – «предсказанное» имеется как минимум один пиксель, относящийся к классу «не-облако», иначе – данное значение нулевое.

Формулы для метрик Precision, Recall, Accurasy строим по аналогичному принципу. Требуется задать следующее:

Precision_{cloud} и Precision_{non-cloud}

Recall_{cloud} и Recall_{non-cloud}

Accurasy_{cloud} и Accurasy_{non-cloud}

Дадим для выше представленных значений определения

$$Precision_a = \frac{TP_a}{TP_a + FP_a}, \quad (2)$$

$$Recall_a = \frac{TP_a}{TP_a + FN_a}, \quad (3)$$

$$Accurasy_a = \frac{TP_a + TN_a}{TP_a + TN_a + FP_a + FN_a}, \quad (4)$$

$$F1_a = \frac{2 * Precision_a * Recall_a}{Precision_a + Recall_a}, \quad (5)$$

где a – класс, для которого строится соответствующее значение.

Аналогично вычисляем метрики по теням. Имеем те же самые формулы за исключением следующего: меняем «cloud» на «shadow», «non-cloud» – на «non-shadow».

Если тот или иной алгоритм сегментирует на несколько классов облачности («полупрозрачное облако», «перистое облако», «непрозрачное облако»), – все объединяем и считаем это одним классом «облако» для удобства вычисления метрик. В самой разметке («manual_hq.tif») выделяются также непрозрачные и полупрозрачные облака, – с ней производим аналогичные действия.

Алгоритмы FC-CNN-RGBI и FC-CNN-SWIR в своем роде кардинально отличаются от остальных: у них нет разметки по классам, маска заполнена значениями от 1 до 10000. Таким образом, здесь по факту представлено 10 000 классов: нет возможности адекватно посчитать метрики непосредственно по этим данным. Стоит задача отображения данного диапазона в диапазон двух значений: 0 («не-облако») и 1 («облако»). Для этого следует подобрать некоторый порог. Подбор порога – задача, требующая отдельного исследования. Возьмем для наших последующих вычислений значение порога в 5000.

Для алгоритмов FC-CNN-RGBI, FC-CNN-RGBISWIR, Fmask, qa60, sen2cloudless, Mobile-Unet, sen2cor было принято решение добавить постобработку следующего вида: если алгоритм обнаружил на снимке облака площадью менее 1 % от площади всего снимка, то игнорируем этот результат. Считаем, что алгоритм не нашел здесь облаков: установлено экспериментально, что данная мера немного увеличивает значения метрик (например, по Mobile-Unet поднялась метрика F1 на 0,9 % по

Таблица 2. Метрики по сегментации облачных теней.

Алгоритм	Precision	Recall	Accuracy	F1
Fmask	0,764	0,747	0,913	0,743
Kappamask_L1C	0.732	0.694	0.928	0.688
Kappamask_L2A	0.767	0.687	0.921	0.687
sen2cor	0.723	0.693	0.922	0.686
Mobile-Unet	0.889	0.870	0.963	0.871
ukis-csmask	0.740	0.687	0.923	0.685

облачности, а на 2,3 % – поднялась та же оценка по теням. Аналогичным образом поступаем с сегментацией теней.

Результаты оценки моделей

Результаты вычисления метрик по облакам представлены в таблице 1. Для каждого алгоритма было получено (или найдено – если маски с результатами уже имелись в наборе данных) 10 000 масок по соответствующим 10 000 снимкам. Для каждой такой маски были подсчитаны Precision, Recall, Accuracy, F1. По маскам было проведено среднее арифметическое, которое и отражено в таблице.

Результаты по теням представлены в таблице 2, вычисления производились аналогичным образом. Здесь представлено меньше алгоритмов ввиду того, что не каждый из раннее перечисленных нацелен на сегментацию теней.

Можем констатировать: по всем метрикам и по всем двум задачам (сегментации облаков и облачных теней) оказался лучшим алгоритм Mobile-Unet с заметным отрывом от остальных. В качестве второго по эффективности можно выделить Fmask. Если говорить конкретно про облака: наименьшие метрики имеет алгоритм qa60. Если про сегментацию облачных теней: в этой задаче наименее эффективные результаты продемонстрировал алгоритм ukis-csmask.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ И ВЫВОДЫ

В рамках данной работы было осуществлено сравнение алгоритмов сегментации областей на космическом снимке, которые покрыты облаками, либо их тенями. Оценка производилась отдельно по облакам, и отдельно – по теням. Была проведена характеристика и осуществлен анализ используемого набора данных CloudSEN12. Была проведена описательная характеристика рассматриваемых алгоритмов сегментации. Представлено среднее арифметическое метрик по их отработке: Precision, Recall, Accuracy, F1.

Исследование показало: лучшие результаты по всем метрикам (как по теням, так и по облакам) имеет алгоритм, основанный на нейронной сети Mobile-Unet.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Shi Qiu, Zhe Zhu, Binbin He. Fmask 4.0: Improved cloud and cloud shadow detection in Landsats 4–8 and Sentinel-2 imagery // Remote Sensing of Environment. – 2019, No. 231. – 67 p.
2. Sergii V. Skakun, Jan Wevers, Carsten Brockmann, Georgia Doxani, et al. Cloud Mask Intercomparison eXercise (CMIX): An evaluation of cloud masking algorithms for Landsat 8 and Sentinel-2 // Remote Sensing of Environment. – 2022, Vol. 274, No. 1. – 22 p.
3. Cesar Aybar, Luis Ysuhaylas, Jhomira Loja, Karen Gonzales, et al. CloudSEN12, a global dataset for semantic understanding of cloud and cloud shadow in Sentinel-2 // Scientific Data. – 2022. – Vol 9, No. 1. – 17 p.
4. Katelyn Tarrio, Xiaojing Tang, Jeffrey G Masek, Martin Claverie, et al. Comparison of cloud detection algorithms for Sentinel-2 imagery // Sci Remote Sens. – 2020. – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666017220300092>
5. Sentinel-2. ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services, URL: https://sentinel.esa.int/documents/247904/349490/S2_SP-1322_2.pdf
6. Level-1C Algorithms and Products / Cloud Masks. URL: <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/technical-guides/sentinel-2-msi/level-1c/cloud-masks>
7. Sentinel Hub's cloud detector for Sentinel-2 imagery. URL: <https://github.com/sentinel-hub/sentinel2-cloud-detector?ysclid=lil7s21ueq330887295> – Загл. с экрана.
8. Magdalena Main-Knorn, Bringfried Pflug, Jerome Louis, Debaecker, Jerome Louis, et al. Sen2Cor for sentinel-2. In Image and Signal Processing for Remote Sensing // International Society for Optics and Photonics. – 2017. – Vol. 10427. – p. 1042704. –
9. URL: https://www.researchgate.net/publication/320231869_Sen2Cor_for_Sentinel-2
10. Marharyta Domnich, Indrek Sünter. KappaMask: AI-Based Cloudmask Processor for Sentinel-2 // Remote Sensing. – 2021. – Vol. 13, No. 20. – 22 p.

11. Zongwei Zhou, Md Mahfuzur Rahman Siddiquee, Nima Tajbakhsh, Jianming Liang. UNet++: A Nested U-Net Architecture for Medical Image Segmentation // 4th Deep Learning in Medical Image Analysis (DLMIA) Workshop. – 2018. – 11 p.
12. Junfeng Jing, Zhen Wang, Matthias Räscher, Huanhuan Zhang. Mobile-Unet: An efficient convolutional neural network for fabric defect detection // Textile Research Journal. – 2020. – Vol. 92, No 12. – 17 p.
13. CloudSEN12: A global dataset for cloud and cloud shadow semantic understanding. URL: <https://github.com/cloudsen12/examples?ysclid=ij2iwsvofs700104227> – Загл. с экрана.
14. M. Wieland, Yu Li, S. Martinis. Multi-sensor cloud and cloud shadow segmentation with a convolutional neural network // Remote Sensing of Environment. – 2019. – No. 230. – 22 p.
15. Ukis-csmask. URL: <https://github.com/dlr-eoc/ukis-csmask?ysclid=ij2iaa2xs492603360> – Загл. с экрана.