

Мачука Мендоса Кристиан Родриго (Эквадор)
Томский политехнический университет, г. Томск
Научный руководитель: Марков Николай Григорьевич,
д-р техн. наук, профессор

ВОССТАНОВЛЕНИЕ СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЧАСТИЧНЫХ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Аннотация. Удаление облаков на спутниковых изображениях и восстановление участков таких изображений под облаками по-прежнему являются актуальными задачами дистанционного зондирования Земли. В данной работе предложен способ восстановления мультиспектральных спутниковых изображений с удаленными облаками с использованием частичных сверточных нейронных сетей. Исследована эффективность таких нейронных сетей и нейронных сетей U-Net при решении задачи восстановления.

Введение

Спутниковые изображения предоставляют очень полезную и достоверную информацию о поверхности планеты. Они могут быть использованы во многих приложениях, таких как классификация земного покрова, мониторинг экосистем, городское планирование и т.д. Примерно 75 % поверхности планеты покрыто облаками [1]. Однако наличие безоблачных спутниковых снимков является фундаментальным требованием при решении многих прикладных задач пространственного анализа таких снимков. Поэтому продолжает оставаться актуальной задача очистки спутниковых снимков от облаков. После очистки необходимо восстановление соответствующих участков изображения путем замены отсутствующих на нем пикселей на пиксели, получаемые через извлечение информации из окружающих пикселей.

В данной работе предлагается использовать частичные сверточные нейронные сети (ЧСНС) для восстановления спутниковых изображений, полученных с космического аппарата (КА) Sentinel-2. Приводятся результаты исследования эффективности восстановления таких изображений с помощью ЧСНС и сверточных нейронных сетей U-Net.

Семантическая сегментация изображений с КА Sentinel-2

Для решения задачи семантической (попиксельной) сегментации изображений с КА Sentinel-2 был применен метод k -ближайших соседей (англ. k -nearest neighbors, KNN). Нами метод KNN использовался не

только для создания карт земного покрова, но и для идентификации облаков, что является обязательным шагом при получении бинарных масок, которые затем необходимы при восстановлении изображений.

Разработанный на основе метода KNN алгоритм классификации позволяет присвоить каждому пикселю изображения один из классов объектов земной поверхности на основе его спектральных свойств. Для обучения классификатора KNN был создан сбалансированный набор данных с использованием данных с КА Sentinel-2. Этот набор данных содержит 5 миллионов записей, в каждой из них 14 столбцов (13 столбцов - спектральные каналы и столбец - «Метка»). В свою очередь, в столбце «Метка» стоит значение одного из 5 классов земного покрова. Пример проведенной сегментации изображения тестового участка с облаками представлен на рисунке 1.

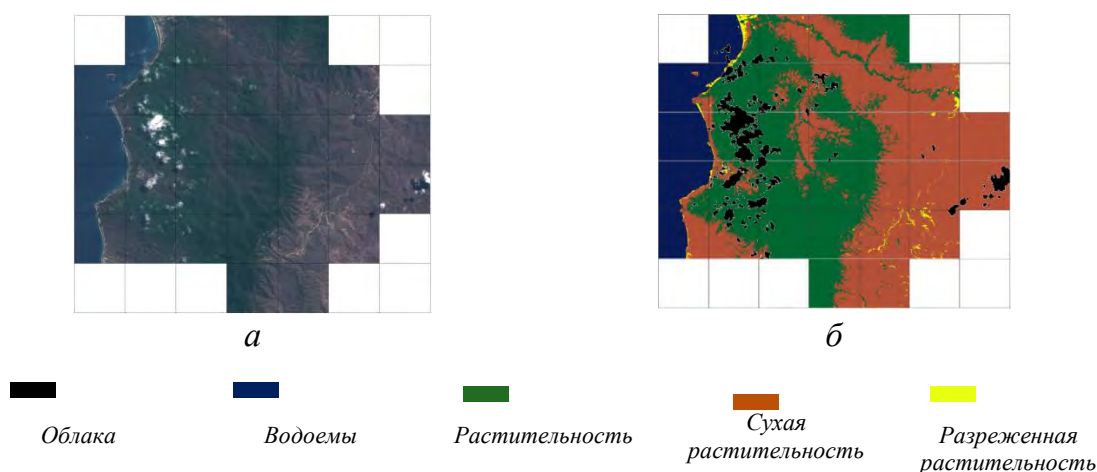


Рис. 1. Сегментация изображения тестового участка с облачностью: а - RGB-композиция изображения тестового участка, составленная из 4 (R), 3 (G) и 2 (B) каналов; б - результат семантической сегментации этого изображения

Частичная свёрточная нейронная сеть

Частичный сверточный слой –это слой, который содержит маскированную и повторно-нормализованную операцию свертки, за которой следует операция обновления маски. Основным отличием такого слоя от слоя сверточной нейронной сети (СНС) является наличие операции автоматического обновления маски, которая удаляет часть маски, где пиксели уже были восстановлены [2]. Использование частичных сверток таково, что при наличии бинарной маски результаты свертки зависят только от немаскированных пикселей.

Для решения поставленной задачи восстановления изображений предложено использовать ЧСНС с архитектурой типа энкодер-декодер

U-Net. Но в ней заменены сверточные слои исходной ЧНС U-Net частичными сверточными слоями. Архитектура предложенной ЧНС показана на рисунке 2.

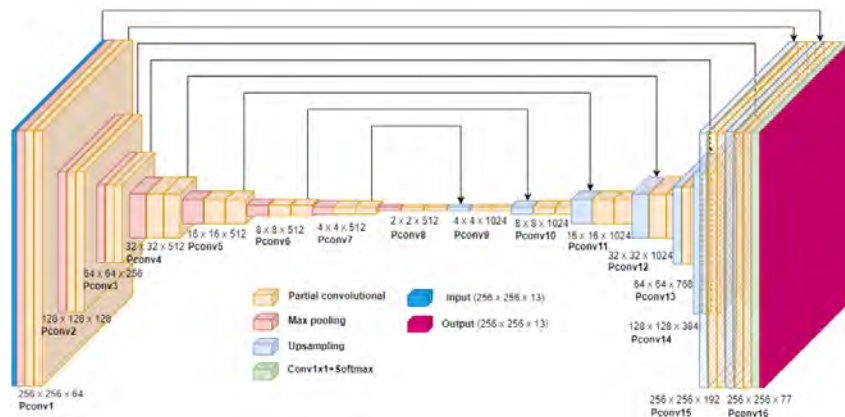


Рис. 2. Модифицированная архитектура ЧНС U-Net

Для обучения ЧНС был создан другой набор данных, состоящий из 16630 изображений **без облачности** с КА Sentinel-2 размером 256 x 256 пикселей с 13 спектральными каналами и с пространственным разрешением 10 метров. Затем 13000 изображений из набора использовались для обучения ЧНС, а остальные 3630 – для ее тестирования.

В обучении и тестировании ЧНС принимает в качестве входных данных изображение и связанную с ним бинарную маску, назначаемую ему случайным образом. Такие бинарные маски были созданы с помощью двумерного генератора случайных чисел и нескольких исходных облачных масок с КА Sentinel-2. Как видно на рисунке 3, область черного цвета маски – это область для прогнозирования (восстановления пикселей) с помощью ЧНС, а область белого цвета – область действительных пикселей, используемых для прогнозирования удаленных (облачных) пикселей первой области.



Рис. 3. Примеры бинарных масок

Поскольку ЧНС не имеют официальной реализации в средах TensorFlow и PyTorch, был использован модуль, описанный в [3]. С его помощью реализованы модифицированные слои свертки. Обучение и тестирование ЧНС проводилось на персональном компьютере с ОЗУ

64ГБ и с графическим процессором NVIDIA GTX 980 (с ОЗУ 8ГБ). Для оптимизации при обучении использовался алгоритм Adam [4]. Пакетная нормализация применялась на этапе декодера, чтобы добиться более быстрой сходимости при обучении ЧНС.

Результаты восстановления изображения тестового участка

В качестве примера использования обученной ЧНС на ее вход подавались изображение тестового участка с облаками (рисунок 4а) и связанная с ним бинарная маска (рисунок 4б). Для формирования этой маски использовался реализующий метод KNN модифицированный нами алгоритм классификации, который устанавливал пиксели облаков в черный цвет и устанавливал пиксели других классов в белый цвет.

Из визуального анализа результата на рисунке 4в следует, что восстановленные отсутствующие области снимка плавно интегрируются в окружающий контекст, а сегментированное восстановленное изображение на рисунке 4г полностью безоблачно.

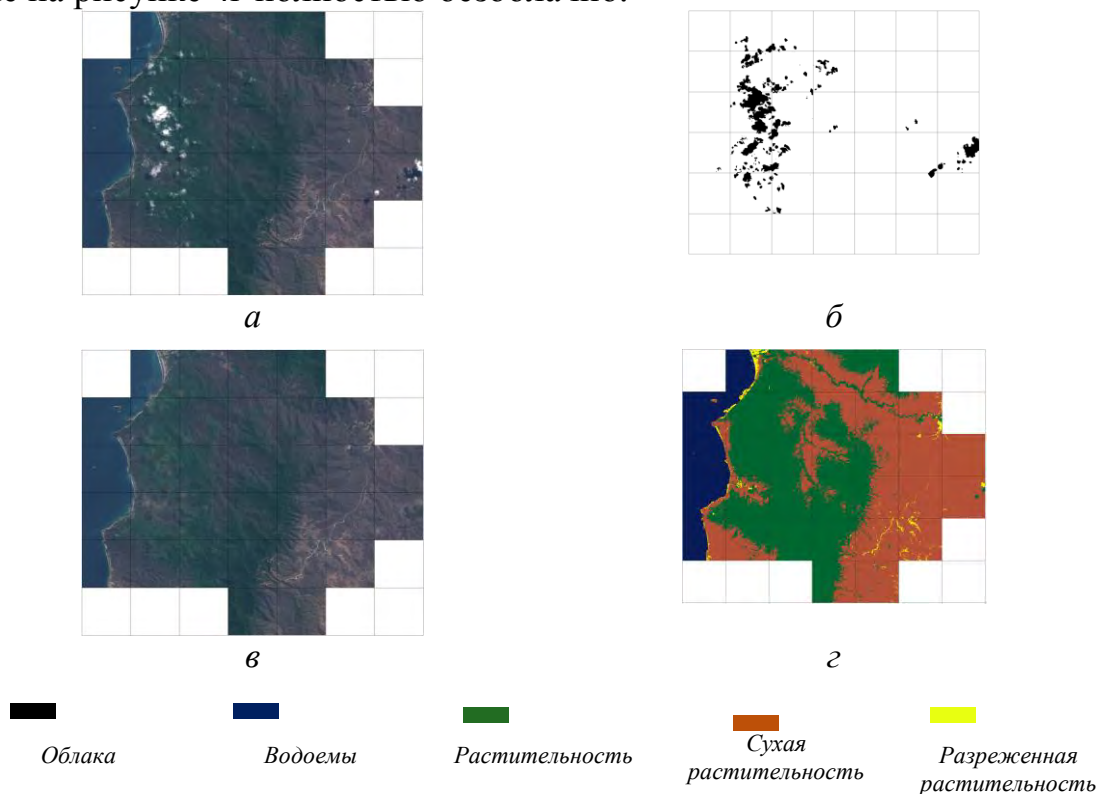


Рис. 4. Результаты обработки изображения тестового участка с облачностью: а – исходное RGB-композиционное изображение, составленное из 4 (R), 3 (G) и 2 (B) каналов; б – сформированная связанная с ним бинарная маска; в – RGB-композиция восстановленного изображения с помощью ЧНС, составленная из 4 (R), 3 (G) и 2 (B) каналов; г – сегментированное восстановленное изображение

Оценка точности восстановления изображений

Количественная оценка точности восстановления с помощью ЧСНС изображений, на которых удалены облака, проводилась сравнением каждого сегментированного из 3630 эталонных изображений с каждым сегментированным восстановленным с использованием бинарной маски изображением. По результатам 3630 экспериментов были вычислены метрики: средняя абсолютная ошибка (англ. mean absolute error, MAE) и усредненный коэффициент Жаккара mIoU. Значения этих метрик приведены в таблице 1.

Кроме того, получены результаты восстановления изображений с помощью СНС U-Net с традиционной архитектурой. Из сравнения значений метрик MAE и mIoU в таблице 1 для каждой из моделей СНС следует, что ЧСНС показывает лучшие результаты по точности.

Таблица 1

Значения метрик для оценки точности восстановления изображений

Модель СНС	MAE	mIoU
СНС U-Net	0,0382	0,8512
ЧСНС	0,0288	0,9344

Заключение

В работе предложено после удаления облачности восстанавливать мультиспектральные спутниковые изображения с помощью ЧСНС. Результаты исследований показали, что ЧСНС позволяет точнее, чем СНС U-Net с традиционной архитектурой, восстанавливать такие изображения. При этом ЧСНС с минимальной ошибкой восстанавливает области после удаления облаков любой формы, размера, местоположения и расстояния от границ изображения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Warren, S., Eastman, R., Hahn, C. A. Survey of Changes in Cloud Cover and Cloud Types over Land from Surface Observations, 1971 – 96 // Journal of Climate. 2007. Vol. 20. No. 4. P. 717-738. doi:10.1175/JCLI4031.1
2. Liu, G. et al. Image Inpainting for Irregular Holes Using Partial Convolutions // ECCV. 2018. Vol. abs/1804.07723 doi:10.48550/arXiv.1804.07723.
3. Gruber, M. Partial Convolutions for Image Inpainting using Keras [Электронный ресурс]. 2019. URL: <https://github.com/MathiasGruber/PConv-Keras> (дата обращения: 03.05.2021).

4. Kingma, D.P., Ba, J. Adam: A Method for Stochastic Optimization // Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations. 2015. doi: 10.48550/arXiv.1412.6980.

Мукомберо Хоуп (Зимбабве)

Томский политехнический университет, г. Томск

Научный руководитель: Цапко Ирина Валериевна, канд. техн. наук., доцент

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ АЛГОРИТМ ШИНГЛОВ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ СХОДСТВА ТЕКСТОВ

Введение

Плагиат является одной из самых серьезных этических проблем в образовании, в связи с чем возникает необходимость проверки уникальности содержания документов, представляемых студентами в рамках их учебной работы. Основной целью данного обзора является побуждение студентов к самостоятельному выполнению заданий, что, в свою очередь, повышает стандарты углубленной исследовательской работы и качество представляемых студентами результатов. Интеграция алгоритмов проверки на плагиат для обнаружения плагиата является обычным явлением для онлайн-проверки опубликованных материалов по глобальным академическим базам данных. Однако если речь идет о взаимной проверке студенческих работ на плагиат внутри вуза, то таких систем не так много, а существующие решения не обладают тем функционалом, который требуется. Настоящая работа направлена на решение этой проблемы и предлагает разработку приложения для сравнения уникальности документов, расположенных на локальном диске, с использованием алгоритма шингла.

Теоретическое понимание методов обнаружения плагиата

Плагиатом является использование чужих слов или идей без указания источника и представление их в качестве своих. Дословный плагиат, также известный как плагиат копирования и вставки, включает в себя прямое копирование и вставку текста из источника без указания автора. Создание совершенно нового текста путем копирования фраз и понятий из нескольких источников называется лоскутным или мозаичным плагиатом. Глобальный плагиат – это когда человек полностью берет чужую работу и выдает ее как свою [1]. Повторное использование ранее представленной работы или повторное использование идей, разработанных на основе предыдущих заданий, называется само плагиатом. Независимо от