

ПРИМЕНЕНИЕ ВИДЕОКАМЕР ДЛЯ МОНИТОРИНГА АКТИВНОСТИ ВУЛКАНОВ

Королёв С.П. – н.с. ВЦ ДВО РАН, e-mail: serejk@febras.net;

Сорокин А.А. – директор ВЦ ДВО РАН, e-mail: alsor@febras.net;

Гирина О.А. – в.н.с. ИВиС ДВО РАН, e-mail: girina@ksnet.ru

На основе методов компьютерного зрения и машинного обучения разработаны алгоритмы для классификации снимков со стационарных видеокамер, а также детектирования на них признаков активности вулкана. Приведены результаты апробации разработанных алгоритмов на примере данных наблюдения за вулканами Ключевской и Шивелуч. Показано, что предложенные решения могут использоваться для оперативного мониторинга и ретроспективного анализа вулканической активности.

Based on computer vision and machine learning methods, algorithms have been developed to classify images from fixed video cameras, as well as detect signs of volcanic activity in them. The results of testing the developed algorithms are presented using the example of observation data on the Klyuchevskoy and Sheveluch volcanoes. It is shown that the proposed solutions can be used for operational and retrospective monitoring of volcanic activity.

Ключевые слова: вулканы Камчатки, мониторинг вулканической активности, компьютерное зрение, машинное обучение.

Введение. Для мониторинга и визуальной оценки состояния вулканов сегодня используются различные инструментальные средства и технологии, среди них можно выделить следующие.

1. Системы дистанционного зондирования Земли. Благодаря мультиспектральным сенсорам, установленным на спутниковых аппаратах (Aqua, Terra, Himawari-8, Meteor M-2 и др.) существует возможность получать широкий спектр данных, позволяющих исследовать пепловые облака и шлейфы [1], потоки лавы и др. К недостаткам (ограничениям) этого вида наблюдений относятся, например: низкая (не всегда достаточная для задач оперативного мониторинга) частота получения снимков, влияние облачности.

2. Термальные камеры (тепловизоры). С их помощью анализируется тепловое излучение объектов в инфракрасном диапазоне, что позволяет строить карты температур для каждого пиксела изображения вулкана [2]. К недостаткам таких камер относятся, в первую очередь, их высокая стоимость, низкое разрешение, невозможность стационарной установки в тяжелых погодных условиях на большом расстоянии от вулкана.

3. Видеокамеры с IR-cut-фильтром. В дневное время такие камеры работают в видимом диапазоне, специальный фильтр перед объективом убирает инфракрасную часть спектра. В ночное время суток, когда освещенность снижается до определенного порога, фильтр механически убирается, позволяя волнам ближнего инфракрасного диапазона так же попадать на сенсор камеры. Благодаря этому камера может фиксировать термальные аномалии на вулкане в темное время суток. Такие камеры могут быть установлены на расстоянии в несколько десятков километров от вулкана, однако искомые термальные аномалии в районе вулкана могут быть скрыты облачностью, зашумлены посторонними засветками в кадре.

4. Обычные камеры оптического диапазона. Являются самым дешевым инструментальным средством наблюдения за вулканами, позволяющим проводить визуальные наблюдения, в частности, осуществлять контроль появления пепловых колонн и шлейфов. При этом для анализа пригодны лишь снимки, сделанные в светлое время суток (дневные) и не содержащие плотную облачность в кадре.

С учетом возможности стационарной установки видеокамеры имеют потенциал в решении научных задач, в том числе задач мониторинга вулканов. При этом для их решения требуются соответствующие методы и подходы, которые либо отсутствуют, либо нуждаются

в доработке. Эти вопросы рассматриваются в настоящей работе на примере действующей сети видеонаблюдения за вулканами Камчатки [3].

Анализ дневных снимков. Ввиду различных погодных условий, а также большой удаленности места установки камер от вулкана (~50км), часть получаемых снимков не содержит полезной информации, так как вулкан на них полностью и частично закрыт облаками, яркими засветками и т.п. С другой стороны, часть снимков содержит признаки начала эруптивного события – пепловые колонны и облака, которые необходимо своевременно фиксировать. Поэтому основными задачами в работе со снимками, получаемыми в дневное время с камер оптического диапазона, являются классификация потока изображений, то есть разделения их на группы по степени видимости на них вулкана и его состояния, а также сегментация пепловых колонн и шлейфов.

Для классификации снимков был применен распространенный подход, основанный на использовании нейронных сетей. Предварительно был создан обучающий набор, содержащий 15000 снимков вулкана Ключевской трех классов: «вулкан не виден», «вулкан неактивен», «вулкан активен». Далее с его помощью было проведено обучение нейронной сети с архитектурой Efficient Net. Выполнялась 10-блочная кросс-валидация полученных результатов, которая показала точность классификации 91% [4].

Исследования по детектированию и сегментации пепловых колонн во время извержений вулканов, зафиксированных на дневных снимках с камер видеонаблюдения, также проводились с применением нейронных сетей. Для решения данной задачи также необходима соответствующая обучающая выборка с размеченными пепловыми колоннами, которая на сегодняшний день отсутствует. Экспериментальные расчеты показали, что существующие наборы снимков с размеченным дымом от пожаров или техногенных объектов не позволяют в полной мере применить их в решении указанной задачи.

С точки зрения восприятия пепловой колонны человеком, она определяется на снимке по характерному для пепла цвету и текстуре - турбулентным завихрениям пепла при выходе из кратера. Поэтому на первом этапе предложено выполнить предварительную сегментацию снимка на суперпиксели методом SEEDS [5], учитывающую схожесть пикселей по цветовым характеристикам (рис. 1). Далее для каждого суперпикселя вычислялась размерность Минковского-Булиганда, которая позволяет получить формализованную оценку «сложности» его текстуры. Для полученного набора значений выполнялась кластеризация по алгоритму K-means, на два класса, из которых экспериментальным путем выбирался тот, в который попадают суперпиксели с пепловой колонной.

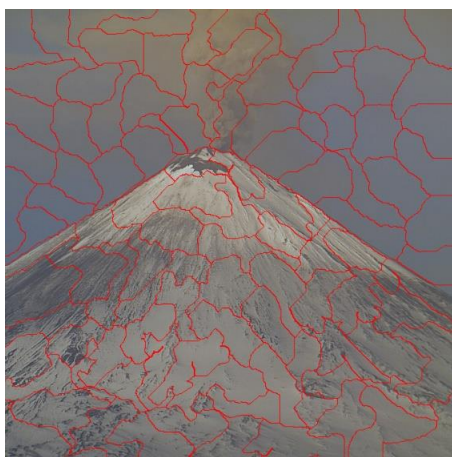


Рис. 1 Результат сегментации снимка вулкана на суперпиксели методом SEEDS.

Предложенным способом было размечено и вручную проверено более 300 снимков вулкана Ключевской. На основе подготовленного размеченного набора снимков проведено обучение нейронной сети с архитектурой U-Net [6], с гиперпараметрами: число эпох – 100, размер батча – 1. В качестве метрики использовалась мера Сёренсена, тестирование показало

сходство в 65%. Получение более значимых результатов требует дальнейшей оптимизация архитектуры нейронной сети, а также увеличение обучающей выборки.

Анализ ночных снимков. Это направление исследований включает детектирование и сегментацию ярких областей, свидетельствующих о наличии термальной аномалии в районе вулкана. Основная проблема – отделить яркие области, являющиеся термальными аномалиями, от посторонних засветок природного или антропогенного происхождения, имеющих ту же максимальную интенсивность яркости (рис. 2). Ранее авторами был разработан базовый алгоритм, позволяющий выделить описываемые яркие области на снимках и выполнить их классификацию: термальные аномалии и посторонние засветки [7]. Основу алгоритма составляет поиск центров ярких областей с помощью масштабной пирамиды Гаусса, вычисление вектора признаков для каждой найденной области, и их дальнейшая классификация с помощью машины опорных векторов. Метод был доработан по трем основным направлениям:

- с помощью подбора новых эмпирических параметров улучшена сегментация ярких областей;
- для минимизации влияния выбросов и возможных ошибок в данных на качество классификации признаковое нормализовывалось и преобразовывалось в подпространство меньшего размера с помощью метода PCA;
- выполнен поиск оптимальных гиперпараметров модели классификатора, с помощью поиска по сетке.

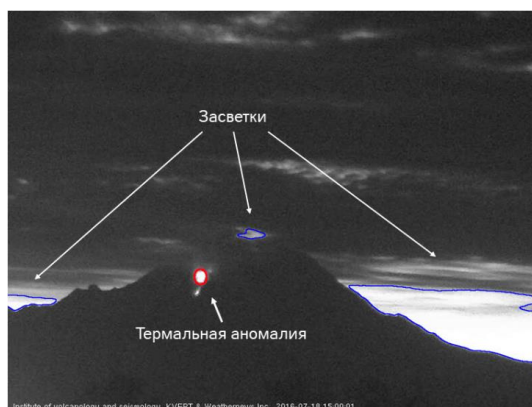


Рис. 2 Снимок вулкана в темное время суток: красным обведена термальная аномалия, синим – посторонние засветки.

Обучающий и тестовый наборы снимков были подобраны и размечены вручную на основе архива наблюдений по вулкану Шивелуч. На рис. 3 показаны ошибки классификации с помощью исходной и улучшенной модели. Видно, что ошибки классификации преобладают в зимне-весенний период, по нашему предположению, из-за высокой отражательной способности заснеженных склонов вулкана. В летнее время ошибки носят единичный характер. По сравнению с исходной версией алгоритма, значительно увеличилось количество найденных термальных аномалий. Итоговая точность классификации с помощью новой модели составила 98%.

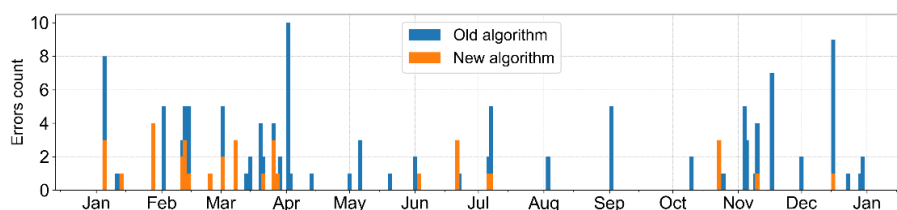


Рис. 3 Количество ошибок классификации аномалий на снимках тестовой выборки, выполненной с помощью старой (синий цвет) и новой (оранжевый цвет) моделью.

Валидация работы модели была проведена на основе архива ночных снимков вулкана Шивелуч за 2022 год в количестве 219765 снимков. После сегментации и классификации на 32555 снимках были найдены 72361 аномалия. Для каждой из них был вычислен размер и максимальная интенсивность яркости (рис. 4).

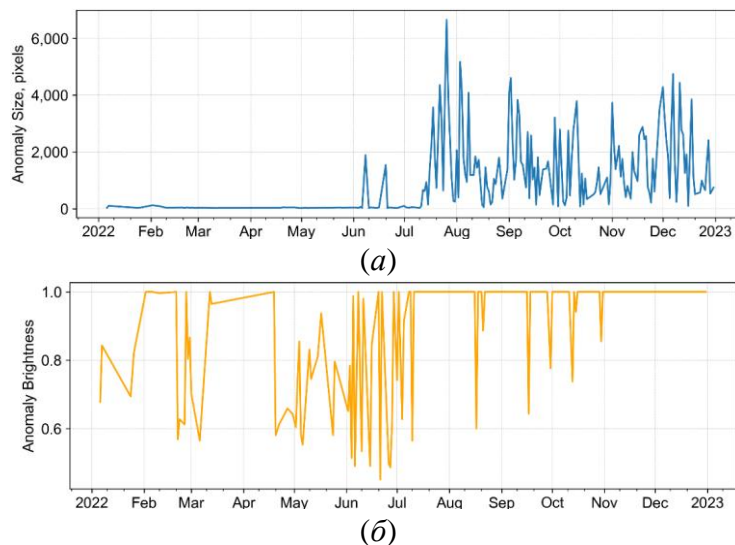


Рис. 4 Суточные характеристики термальной аномалии вулкана Шивелуч в 2022 году: максимальный размер (а), максимальная яркость (б).

Динамика интенсивности яркости аномалии на снимках плохо отражает динамику активности вулкана, поскольку интенсивность яркости почти всегда имеет максимальные значения. Это связано с тем, что используемые камеры с IR-суперфильтром фиксируют свет, а не тепловое излучение, при этом интенсивность света записывается в 8-битных значениях. Кроме того, фактическая яркость снижается в условиях дымки или тумана. Поэтому следует отметить, что яркость аномалии играет меньшую роль, чем ее размер. Динамика изменения размера аномалии вулкана Шивелуч за 2022 год и величины разности температур термальной аномалии и фона, определяемой сотрудниками Камчатской группы реагирования на вулканические извержения (KVERT) по данным спутниковых наблюдений, показана на рис. 5.

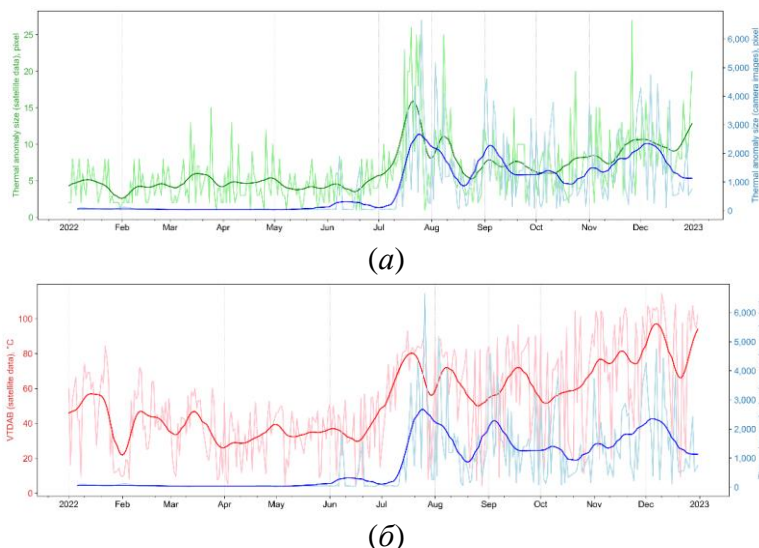


Рис. 5 Динамика изменения характеристик термальной аномалии вулкана Шивелуч за 2022 год: размер термальной аномалии по данным видеонаблюдения и по спутниковым данным (а), величина разности температур термальной аномалии и фона и размер термальной аномалии по данным видеонаблюдения (б).

Показано, что динамика изменения размера термальной аномалии на ночных снимках с видеокамер хорошо согласуется с динамикой активности вулкана, определяемой независимым способом с помощью спутниковых наблюдений.

Заключение. Использование современных методов компьютерного зрения, машинного обучения, а также нейронных сетей позволяют проводить анализ снимков вулканов, получаемых от неспециализированных видеокамер. Хорошие результаты получены для классификации дневных снимков, при этом для качественной сегментации на них пепловых колонн и шлейфов требуются дальнейшие исследования. На ночных снимках предлагаемый подход позволяет детектировать большинство термальных аномалий в районе вулкана и анализировать динамику их развития. Полученные результаты позволяют говорить о применимости созданных методов и алгоритмов как для оперативного, так и ретроспективного анализа архивов изображений для детектирования и оценки развития вулканических событий.

Список литературы:

1. Webley P.W., Lopez T.M., Ekstrand A.L., Dean K.G., Rinkleff P., Dehn J., Cahill C.F., Wessels R.L., Bailey J.E., Izbekov P., Worden A. Remote observations of eruptive clouds and surface thermal activity during the 2009 eruption of Redoubt volcano // *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 2013. Vol. 259, p. 185-200. <https://doi.org/10.1016/j.jvolgeores.2012.06.023>
2. Spampinato L., Calvari S., Oppenheimer C., Boschi E. Volcano surveillance using infrared cameras // *Earth-Science Reviews*, 2011. Vol. 106, Iss. 1–2, p. 63-91. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2011.01.003>
3. Sorokin A., Korolev S., Romanova I., Girina O., Urmanov I. The Kamchatka Volcano Video Monitoring System // *Proceedings of 2016 6th International Workshop on Computer Science and Engineering, WCSE 2016, Tokyo, Japan, 17-19 June, 2016*. Pp. 734-737.
4. Korolev S., Sorokin A., Urmanov I., Kamaev A., Girina O. Classification of Video Observation Data for Volcanic Activity Monitoring Using Computer Vision and Modern Neural Networks (on Klyuchevskoy Volcano Example) // *Remote Sensing*, 2021. Vol. 13, Iss. 23. Article Number: 4747. <https://doi.org/10.3390/rs13234747>
5. Van den Bergh M., Boix X., Roig G., Van Gool L. SEEDS: Superpixels Extracted via Energy-Driven Sampling // *Computer Vision and Pattern Recognition*. arXiv:1309.3848. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1309.3848>
6. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // *Computer Vision and Pattern Recognition*. arXiv:1505.04597. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1505.04597>
7. Kamaev A.N., Korolev S.P., Sorokin A.A., Urmanov I.P. Detection of Thermal Anomalies in the Images of Volcanoes Taken at Night // *Journal of Computer and Systems Sciences International*, 2020. Vol. 59, Iss. 1. P. 95-104. DOI: 10.1134/S106423071906008X.