

Анализ спутниковых данных с целью выявления очагов лесных пожаров на территории Мурманской области на основе использования свёрточных нейронных сетей

И. О. Починок, И. М. Лазарева, О. И. Ляш

Мурманский арктический университет, Мурманск, 183038, Россия
E-mails: igoamigo2000@gmail.com, lazareva.irina@masu.edu.ru, lyash.oleg@masu.edu.ru

В связи с увеличением интенсивности освоения арктической зоны Российской Федерации (АЗРФ) возникает потребность в оперативном отслеживании и прогнозировании развития таких чрезвычайных ситуаций, как лесные пожары. Своевременное обнаружение очага возгорания имеет решающее значение для сохранения окружающей среды и человеческих жизней. На данный момент одним из ведущих инструментов мониторинга крупных территорий представляется дистанционное зондирование Земли из космоса. В работе рассматриваются возможности использования свёрточных нейронных сетей (*англ.* convolutional neural networks) для анализа спутниковых снимков с целью обнаружения термальных точек лесных пожаров на территории Мурманской обл. Обоснован выбор спутников, данные которых позволяют решить поставленную задачу. Оперативный мониторинг территории Мурманской обл. обеспечивается автоматическим скачиванием, предобработкой и анализом спутниковых данных. Реализованы программные решения на базовой архитектуре свёрточных нейронных сетей U-Net для сегментации изображений. Проводимый анализ осуществляет построение результирующих масок очагов возгорания. Рассмотрены особенности решения задачи с учётом ограниченности доступного для использования материала спутниковых наблюдений. Приведены результаты и оценка эффективности использования спутниковых данных для оперативного распознавания очагов пожара с помощью методов машинного обучения. Предложены направления будущих исследований по рассматриваемой тематике.

Ключевые слова: дистанционное зондирование Земли, анализ спутниковых данных, арктический регион, природные пожары, оперативный мониторинг, свёрточная нейронная сеть

Одобрена к печати: 26.10.2023

DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-6-167-176

Введение

Традиционные методы обнаружения лесных возгораний, такие как наземный мониторинг, аэрофотосъёмка, имеют повсеместное применение. Но возникают проблемы со своевременным получением информации о появлении природных пожаров на обширных незаселённых территориях. В связи с интенсификацией процессов исследования и освоения территорий арктической зоны Российской Федерации (АЗРФ), частью которой является Мурманская обл., актуализируется потребность оперативного отслеживания возникновения опасных природных явлений и чрезвычайных ситуаций.

Задача выявления пожара состоит в обнаружении его признаков на наиболее ранней стадии горения (дым, пламя и т.п.), что необходимо для своевременного реагирования служб спасения и последующей минимизации ущерба от пожара (Подрезов, 2023). Для этого требуется определять место горения, в идеале — координаты зоны горения, как можно раньше.

Методы обнаружения лесных пожаров можно условно разделить на наземные и дистанционные. Наземные способы заключаются в наблюдении за лесопожарной обстановкой с использованием различных технических средств, расположенных на земле, например наблюдательных вышек, пожарно-химических станций, систем видеонаблюдения, технических средств обнаружения пожаров. Дистанционные способы основаны на применении летательных аппаратов и средств космического мониторинга (Корнилов и др., 2016).

Вместе с тем именно дистанционное зондирование Земли (ДЗЗ) с применением возможностей космических спутников выступает наиболее доступным средством мониторинга

(Кудрин и др., 2006). Дальнейшее развитие технологий ДЗЗ и совмещение их результатов с применением возможностей искусственного интеллекта позволяет детектировать нестандартные ситуации с достаточно высокой скоростью (Сергиенко, Тихоненко, 2017; Wooster et al., 2021). Кроме того, использование нейронных сетей позволяет обобщить результаты применения традиционных алгоритмов детектирования ландшафтного возгорания (Pereira et al., 2021), а также адаптировать их к различным особенностям конкретной территории или условиям спутниковой съёмки (Друки и др., 2018; Rostami et al., 2022).

В настоящее время технологии свёрточных нейронных сетей продемонстрировали хороший результат при обнаружении природных пожаров благодаря своей способности автоматически извлекать данные из изображений в режиме реального времени (Фраленко, 2023; Avhad et al., 2023; Zhao et al., 2022). Предобученная нейронная сеть обнаружения объектов YOLOv5 (англ. You Only Look Once) позволяет детектировать пожары и его компоненты с высокой скоростью обработки данных (Bashambu et al., 2023; Yang et al., 2022). Следующим актуальным направлением использования нейронных сетей для автоматизированной обработки материалов ДЗЗ выступает предсказание последствий пожаров и оценка лесопокрытых территорий, пройденных пожарами (Волосюк, Топаз, 2022).

Исходные данные

Космические аппараты снимают одну и ту же территорию несколько раз в сутки, что позволяет следить за возникновением и развитием лесного пожара.

В отличие от активных лесных пожаров, площади которых измеряются гектарами леса (<https://fireman.club/inseklodepia/klassifikatsiya-lesnyih-pozharov>), очаги, или же точки возгорания, представляют собой относительно малые площади горения земной поверхности — от 100 м².

Для обеспечения наибольшей эффективности распознавания очага пожара можно выделить несколько критериев отбора источников спутниковых данных:

- источник данных должен иметь оборудование для работы с инфракрасным (ИК) диапазоном;
- пространственное разрешение используемого источника данных должно быть приближенным к минимально возможному для определения очага пожара (не более 100 м²);
- для сохранения актуальности получаемых данных период возможного обновления данных должен быть не меньше двух раз за сутки.

В последующем анализе были использованы данные спутников серии Landsat-8 как удовлетворяющие перечисленным выше критериям. Изображения распространяются в формате GeoTIFF с разрешением 7600×7600 пикселей, с 16 битами на каждый пиксель каждого канала. Каждый мультиспектральный пиксель соответствует 30 м пространственного разрешения.

Спутник Landsat-8 имеет некоторые особенности охвата территорий Мурманской обл. Официально указанным периодом повторения траектории полёта является 16 сут. В результате наблюдений было выявлено, что Мурманская обл. попадает на снимки в течение восьми подряд идущих суток. Затем наступает перерыв в получении данных, который можно заполнить, используя данные новых спутников с аналогичным оборудованием.

Размеры снимков, получаемых с сенсоров Landsat-8 каждый день, перекрывают полученные в предыдущий день на 3/4 территории захвата. В результате повторно доступными оказываются около 38 тыс. км² исследуемой территории. Помимо ежесуточного горизонтального перекрытия имеется вертикальное перекрытие снимков, сделанных за одни сутки. Такая особенность получаемых со спутника Landsat-8 данных позволяет анализировать 17 тыс. км² территории дважды в сутки (рис. 1, см. с. 169). И этого массива данных достаточно для того, чтобы оценить эффективность использования средств дистанционного наблюдения из космоса для мониторинга пожарной ситуации.



Рис. 1. Перекрытие полосы захвата спутника 15–17 мая 2023 г.

Кроме того, использование инструментов спутника Landsat-8 позволяет провести серию экспериментов для выбора каналов получения данных, наиболее полезных для решения задачи определения очага пожара.

Методы и инструменты

Использование методов глубокого обучения для оценки состояния поверхности земли на основе данных спутникового наблюдения становится активно развивающейся областью исследования (Федоров и др., 2022; Meyer-Neß et al., 2022; Zhao et al., 2022). Основные задачи реализации данного подхода — определение архитектуры нейронной сети, наиболее эффективной для выявления необходимых артефактов на анализируемых снимках, и поиск крупномасштабных наборов данных для её обучения.

В сравнении с классическими нейронными сетями для анализа спутниковых данных целесообразно использовать архитектуру свёрточной нейронной сети как одно из доступных и проработанных решений (Друки и др., 2018).

Для выявления зон возникновения лесного пожара подходит метод сегментации изображения. Сегментация позволяет выделить группы пикселей, отличающихся от своих соседей по какому-либо признаку. В случае пожара таким признаком является мощность излучения, зафиксированная в пикселе изображения.

Решение задачи сегментации позволит построить маску очага возгорания для определения размера территории пожара. За основу архитектуры свёрточной нейронной сети была взята базовая архитектура U-Net, которая часто используется для быстрой и точной сегментации изображений.

В практической реализации было использовано готовое решение открытого доступа (Pereira et al., 2021), предлагающее свёрточную нейронную сеть с базовой архитектурой U-Net, расширенной пакетной нормализацией после каждого слоя и дополнительными слоями исключений, что помогает избежать проблем с переобучением и распространением ошибки во время обучения. На рис. 2 (см. с. 170) показана использованная архитектура U-Net с вышеуказанными дополнениями.

Для обучения свёрточной нейронной сети был использован набор открытых данных *activefire* (<https://github.com/pereira-gha/activefire>), содержащий 146 214 патчей (фрагментов) изображений по 256×256 пикселей каждый. Патчи представляют собой 10-полосные 16-битные изображения в формате TIFF с каналами *c1–c7* и *c9–c11*. Разметка исходных данных была реализована как построение соответствующей каждому фрагменту изображения маски сегментации, созданной с помощью применения комбинации наиболее известных алгоритмов обнаружения активных пожаров (Kumar, Roy, 2017; Murphy et al., 2016; Schroeder et al., 2014).

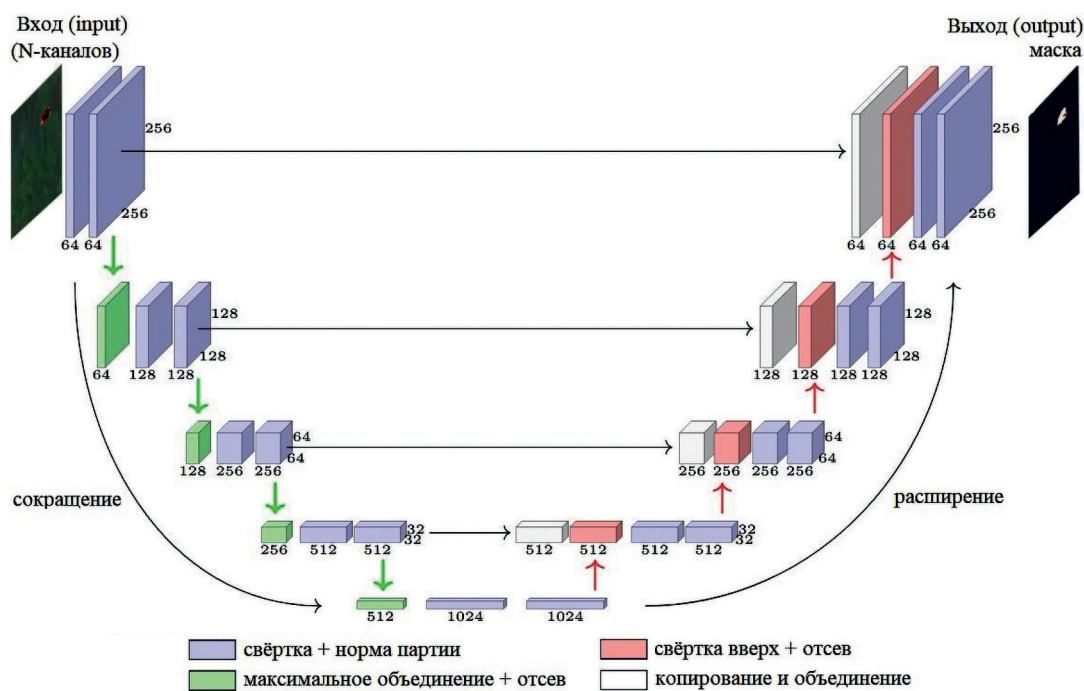


Рис. 2. Архитектура U-Net для сегментации изображений

Патчи изображений из набора данных были случайным образом разделены на три набора для обучения, валидации и тестирования, содержащих соответственно 40, 10 и 50 % патчей. Обучение и проверка проводились на процессоре Intel Core i9-10980XE с использованием видеокарт GIGABYTE GeForce RTX 2080 с объёмом видеопамати 8 ГБ, разрядностью шины памяти 256 бит, эффективной частотой памяти 15 500 МГц. Программная реализация была выполнена на языке Python с использованием библиотек NumPy, Pandas, Keras, TensorFlow5.

Обучение выбранной архитектуры нейронной сети планировалось проводить в течение 50 эпох с вариантом досрочного окончания в случае прекращения изменений определённого показателя. В нашем случае целью тренировки была минимизация функции потерь, что привело к остановке обучения на 37-й эпохе из 50.

Для повышения эффективности вычислений использовался алгоритм градиентной оптимизации стохастических целевых функций первого порядка Adam. Выбор данного метода был обусловлен рядом его преимуществ, таких как: эффективность в вычислительном отношении, малые затраты памяти, инвариантность к диагональному изменению масштабов градиентов (Вик и др., 2021).

Была проведена оценка реализованной архитектуры в соответствии с основными показателями, применяемыми в задачах семантической сегментации. Результаты представлены в табл. 1.

Таблица 1. Основные метрики архитектуры свёрточной нейронной сети

Маска	Точность, P	Полнота, R	Индекс Жаккара, IoU	Оценка F1
U-Net архитектура	89,42	94,8	85,24	92,03

Обученная сетевая модель на выходе формирует 1-канальное бинарное изображение 256×256 пикселей, где значения 1 и 0 представляют собой соответственно горящие и негорящие пиксели. Для получения этих двоичных данных выходы свёрточной нейронной сети обрабатываются пороговым критерием так, что любой пиксель на выходе нейронной сети со значением свыше 0,25 будет зафиксирован как 1.

Результаты и обсуждение

С целью обеспечения оперативного мониторинга лесного хозяйства Мурманской обл. был разработан программный модуль для автоматического скачивания спутниковых снимков и передачи их в модуль обработки.

Источник спутниковых данных — геопортал EarthDataSearch (<https://search.earthdata.nasa.gov/search>). При подготовке продукта на сайте устраняются атмосферные помехи для лучшего отражения наземных условий в коротковолновом инфракрасном, ближнем инфракрасном и красном диапазонах электромагнитного спектра (<https://www.usgs.gov/centers/eros/science/usgs-eros-archive-landsat-archives-landsat-8-9-olitirs-collection-2-level-2>). В анализе использовались только дневные снимки.

Скачиваемые данные имеют вид архива, в котором содержится как необходимая для анализа информация в виде TIFF-изображений, так и сопроводительная информация. Предобработка полученных входных данных включает в себя объединение снимков TIFF в один многоканальный снимок.

В исходной проекции снимка все данные разрезаются на фрагменты 256×256 пикселей без перекрытия. Из анализа исключаются пиксели, для которых нет данных.

Далее подготовленные сцены обрабатываются программным модулем, реализующим ранее обученную свёрточную нейронную сеть. Выходными данными модуля является набор координат пикселей, определённых свёрточной нейронной сетью как горящие.

На *рис. 3–5* (см. с. 172) представлены результаты анализа спутниковых данных, полученных в пожароопасный период 2020–2022 гг. на территории Мурманской обл.

Для валидации предлагаемого решения были использованы данные о пожарах, представленные Главным управлением Министерства Российской Федерации по делам гражданской обороны, чрезвычайным ситуациям и ликвидации последствий стихийных бедствий (МЧС) России по Мурманской обл. за пожароопасный период (июнь–сентябрь) 2020–2022 гг. Информация содержала следующие данные: адрес пожара, площадь (га), дату и время обнаружения, дату и время локализации, дату и время ликвидации. Данные о реальных пожарах, обнаруженных на проанализированных выше снимках, представлены в *табл. 2*.

Таблица 2. Информация о пожарах на территории Мурманской обл. за 2020–2022 гг.

Адрес пожара	Площадь (га) лесная/нелесная		Время, дата		
	обнаружения	ликвидации	обнаружения	локализации	ликвидации
Пожар № 1а, Ковдорский р-н, Зашейковское лесничество, Енское участко- вое лесничество, Квартал 222	12,2 (в том числе 12,2 — лесная, 0 — нелесная)	28,2 (в том числе 24,2 — лесная, 4,0 — нелесная)	18:00 13.06.2020	18:00 14.06.2020	18:00 14.06.2020
Пожар № 7а, Кольский р-н, Печенегское лесничество, Лотское участко- вое лесничество, Квартал 337	5,0 (в том числе 5,0 — лесная, 0 — нелесная)	229,7 (в том числе 214,7 — лесная, 15,0 — нелесная)	12:30 12.06.2021	06:00 14.06.2021	22:00 14.06.2021
Пожар № 3а, Мончегорское лесничество, Оленегорское участковое лес- ничество, Квартал 213	0,10 (в том числе 0,01 — лесная, 0 — нелесная)	0,80 (в том числе 0,80 — лесная, 0 — нелесная)	13:55 02.06.2022	21:00 02.06.2022	23:00 02.06.2022

Примечание: здесь и далее время местное.

Данные для сравнения фактов выявления пожаров и зафиксированных размеров площади возгорания на представленных примерах приведены в *табл. 3*.

Имея архивные данные о лесных пожарах на территории Мурманской обл., можно оценить потенциальную эффективность использования спутниковой информации для раннего обнаружения точек возгорания (*табл. 4*).



Рис. 3. Выделенные пиксели очага возгорания, полученные по данным спутника 13.06.2020, 09:00, в Ковдорском р-не Мурманской обл.

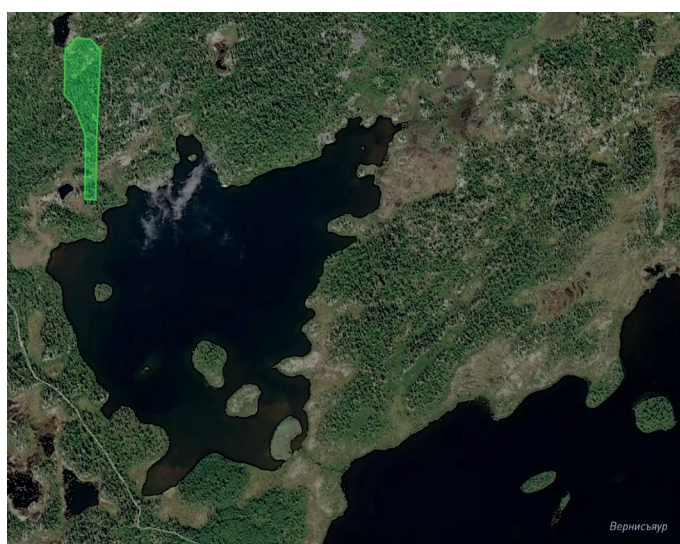


Рис. 4. Выделенные пиксели очага возгорания, полученные по данным спутника 12.06.2021, 09:00, в Кольском р-не Мурманской обл.

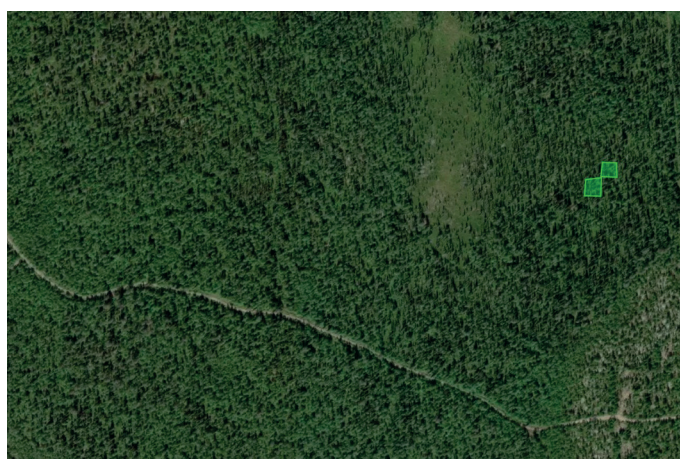


Рис. 5. Выделенные пиксели очага возгорания, полученные по данным спутника 02.06.2022, 09:00, в Мончегорском р-не Мурманской обл.

Таблица 3. Данные по площади возгорания на момент обнаружения при пролёте спутника

Адрес пожара	Время, дата обнаружения по данным МЧС	Время, дата пролёта спутника	Площадь (га) возгорания при обнаружении по данным	
			МЧС	спутника
Пожар № 1а, Ковдорский р-н, Зашейковское лесничество, Енское участковое лесничество, Квартал 222	18:00, 13.06.2020	09:00, 13.06.2020	12,2	1,62
Пожар № 7а, Кольский р-н, Печенегское лесничество, Лотское участковое лесничество, Квартал 337	12:30, 12.06.2021	09:00, 12.06.2021	5,0	3,69
Пожар № 3а, Мончегорское лесничество, Оленегорское участковое лесничество, Квартал 213	13:55, 02.06.2022	09:00, 02.06.2022	0,10	0,18

Таблица 4. Результаты анализа архивных данных по пожарам 2020–2022 гг.

Год	Обнаружены по спутниковым данным				Ликвидированы МЧС вне пролёта спутника		Всего пожаров обнаружено
	раньше задокументированных МЧС		позже задокументированных МЧС		число	%	
	число	%	число	%			
2020	19	33	3	5	36	62	58
2021	23	36	7	11	34	53	64
2022	15	34	6	14	23	52	44
Всего	57	34	16	10	93	56	166

Данные в *табл. 4* показывают, что 34 % произошедших за три года лесных пожаров могли быть обнаружены раньше, чем это произошло в реальности. Таким образом, использование спутниковых данных позволяет сократить время обнаружения пожара, часто, как следствие, уменьшить площадь пожара (см. *табл. 3*) и, как результат, снизить затраты на их ликвидацию.

В *табл. 5* приведены данные, позволяющие оценить эффективность применения методов глубокого обучения для анализа спутниковых данных. В анализе участвовали данные МЧС за те периоды времени, для которых имелись спутниковые снимки.

Таблица 5. Оценка эффективности обнаружения пожаров

Год	Общее число обработанных снимков	Общее число пожаров, обнаруженных по спутниковым данным	Пожары, обнаруженные МЧС		Пожары, обнаруженные по спутниковым данным			
					и подтверждённые данными МЧС		и отсутствующие в данных МЧС	
			число	площадь, га	число	площадь, га	число	площадь, га
2020	54	26	22	50,90	22	10,80	4	0,60
2021	62	37	30	52,71	30	59,47	7	3,42
2022	53	27	21	54,28	21	19,40	6	2,70
Всего	169	90	73	157,89	73	89,67	17	6,72

Из архивных данных для обработки прежде всего были взяты снимки со спутника за те даты, в которых пожары были зафиксированы сотрудниками МЧС. Затем случайным образом равномерно по месяцам из доступных спутниковых данных были отобраны для анализа ещё 96 снимков.

Данные в *табл. 5* показывают, что реализованный метод позволил на спутниковых снимках верно определить 100 % случаев пожаров, выявленных сотрудниками МЧС. Обращают на себя

внимание 17 случаев, когда пожар был обнаружен только на данных со спутника. Для объяснения этих ситуаций требуется отдельный анализ каждого случая, так как эти расхождения могут быть вызваны горячими точками, не связанными с лесными пожарами, а также возможной неточностью используемых данных от МЧС.

Заключение

В результате проведенного исследования была разработана программная реализация методов глубокого обучения для анализа спутниковых снимков Landsat-8. Была оценена эффективность использования данного подхода для раннего обнаружения лесных пожаров на территории Мурманской обл. Применение предлагаемых программных решений позволит повысить результативность выявления очагов возгорания на труднодоступной территории арктических регионов Российской Федерации.

Ближайшим направлением развития настоящего исследования представляется разработка аналогичных решений для данных с других общедоступных спутников (Landsat-9, Sentinel-2A/B). Обеспечение регулярного покрытия контролируемой территории позволит использовать предлагаемый инструмент в практической деятельности сотрудников МЧС.

Исследование выполнено в рамках инициативной научно-исследовательской и опытно-конструкторской работы (НИОКТР) (№ 122060900081-3 в Единой государственной информационной системе учёта (ЕГИСУ) НИОКТР).

Литература

1. Вик К. В., Друки А. А., Григорьев Д. С., Спицын В. Г. Применение нейронных сетей глубокого обучения для решения задачи сегментации лесных пожаров на спутниковых снимках // Вестн. Томского гос. ун-та. Управление, вычисл. техника и информатика. 2021. № 55. С. 18–25. DOI: 10.17223/19988605/55/3.
2. Волосюк А. И., Топаз А. А. Оценка последствий лесных пожаров на основе автоматизированной обработки материалов дистанционного зондирования Земли // Журн. Белорусского гос. ун-та. География. Геология. 2022. № 1. С. 57–70. DOI: 10.33581/2521-6740-2022-1-57-70.
3. Друки А. А., Спицын В. Г., Болотова Ю. А., Башлыков А. А. Семантическая сегментация данных дистанционного зондирования Земли при помощи нейросетевых алгоритмов // Изв. Томского политехн. ун-та. Инжиниринг георесурсов. 2018. Т. 329. № 1. С. 59–68.
4. Корнилов А. А., Гапоненко Л. Б., Голубев А. В. К вопросу о способах обнаружения лесных пожаров // Пожарная безопасность: проблемы и перспективы. 2016. Т. 1. № 1(7). С. 55–56.
5. Кудрин А. Ю., Запорожец А. И., Подрезов Ю. В. Современные методы обнаружения и мониторинга лесных пожаров // Технологии гражд. безопасности. 2006. Т. 3. № 4(12). С. 66–67.
6. Подрезов Ю. В. Основные направления предупреждения чрезвычайных лесопожарных ситуаций // Изв. высш. учеб. заведений. Лесной журн. 2023. № 2(392). С. 172–182. DOI: 10.37482/0536-1036-2023-2-172-182.
7. Сергиенко С. Б., Тихоненко Д. В. Обработка спутниковых снимков с помощью нейронных сетей с целью выявления природных катаклизмов // Решетневские чтения. 2017. Т. 2. С. 282–284.
8. Федоров Р. К., Попова А. К., Авраменко Ю. В. Классификация спутниковых снимков с помощью нейронных сетей // Материалы 9-й Международ. науч. конф. «Регион. проблемы дистанц. зондирования Земли». Красноярск, 13–16 сент. 2022. Красноярск: Сибирский федер. ун-т, 2022. С. 303–306.
9. Фраленко В. П. Нейросетевые методы обнаружения возгораний в лесных массивах // Искусств. интеллект и принятие решений. 2023. № 1. С. 67–77. DOI: 10.14357/20718594230107.
10. Avhad V., Tanna N., Govekar N. et al. Fire image detection using CNN // Intern. J. Scientific Research in Engineering and Management. 2023. V. 7. Iss. 4. Article 19013. DOI: 10.55041/ijrsrem. com/download/fire-image-detection-using-cnn.
11. Bashambu D., Gupta A., Khandelwal S. Real Time Fire and Smoke Detection System // Intern. J. Research in Applied Science and Engineering Technology. 2023. V. 11. Iss. 4. P. 2593–2600. DOI: 10.22214/ijraset.2023.54039. <https://www.ijraset.com/best-journal/real-time-fire-and-smoke-detection-system>.

12. *Kumar S., Roy D.* Global operational land imager Landsat-8 reflectance-based active fire detection algorithm // *Intern. J. Digital Earth*. 2017. V. 11. Iss. 2. P. 154–178. DOI: 10.1080/17538947.2017.1391341.
13. *Meyer-Heß M. F., Pfeffer I., Juergens C.* Application of Convolutional Neural Networks on Digital Terrain Models for Analyzing Spatial Relations in Archaeology // *Remote Sensing*. 2022. V. 14. Iss. 11. Article 2535. DOI: 10.3390/rs14112535.
14. *Murphy S., Souza-Filho C., Wright R. et al.* Hotmap: Global hot target detection at moderate spatial resolution // *Remote Sensing of Environment* (Elsevier). 2016. V. 177. P. 78–88. DOI: 10.1016/j.rse.2016.02.027.
15. *Pereira G. H., Fusioka A. M., Tomoyuki N. B., Minetto R.* Active fire detection in Landsat-8 imagery: A large-scale dataset and a deep-learning study // *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*. 2021. V. 178. P. 171–186. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.06.002.
16. *Rostami A., Shah-Hosseini R., Asgari S. et al.* Active Fire Detection from Landsat-8 Imagery Using Deep Multiple Kernel Learning // *Remote Sensing*. 2022. V. 14. Iss. 4. Article 992. DOI: 10.3390/rs14040992.
17. *Schroeder W., Oliva P., Giglio L., Csiszar I.* The new VIIRS 375 m active fire detection data product: Algorithm description and initial assessment // *Remote Sensing of Environment* (Elsevier). 2014. V. 143. P. 85–96. DOI: 10.1016/j.rse.2013.12.008.
18. *Wooster M. J., Roberts G. J., Giglio L. et al.* Satellite remote sensing of active fires: History and current status, applications and future requirements // *Remote Sensing of Environment*. 2021. V. 267. P. 112694–112714. DOI: 10.1016/j.rse.2021.112694.
19. *Yang C., Pan Y., Cao Y., Lu X.* CNN-Transformer Hybrid Architecture for Early Fire Detection // *Artificial Neural Networks and Machine Learning — ICANN*. ICANN 2022. Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer, 2022. V. 13532. P. 570–581. DOI: 10.1007/978-3-031-15937-4_48. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-031-15937-4_48.
20. *Zhao L., Liu J., Peters S. et al.* Investigating the Impact of Using IR Bands on Early Fire Smoke Detection from Landsat Imagery with a Lightweight CNN Model // *Remote Sensing*. 2022. V. 14. Iss. 13. Article 3047. DOI: 10.3390/rs14133047. <https://www.mdpi.com/2072-4292/14/13/3047/>.

Satellite data analysis to identify forest fires in Murmansk Region using convolutional neural networks

I. O. Pochinok, I. M. Lazareva, O. I. Lyash

Murmansk Arctic University, Murmansk 183038, Russia

E-mails: igoamigo2000@gmail.com, lazareva.irina@masu.edu.ru, lyash.oleg@masu.edu.ru

As the intensity of exploration in the Arctic zone of the Russian Federation increases, there is an escalating need for real-time monitoring and prediction of emergencies such as forest fires. Timely identification of fire initiation is pivotal for the preservation of both the environment and human lives. Presently, one of key tools for monitoring expansive territories is remote sensing from space. This study explores the feasibility of using convolutional neural networks to analyze satellite imagery with the objective of identifying thermal hotspots of forest fires within Murmansk Region. Satellites with suitable data were selected for solving the problem. Operational monitoring of Murmansk Region is facilitated through automated downloading, preprocessing, and analysis of satellite data. Software solutions were implemented on the basic architecture of U-Net convolutional neural networks for image segmentation. The conducted analysis results in generation of masks indicating potential fire hotspots. The paper discusses the challenges of the problem solution, particularly considering the limited availability of satellite observation data. The results and evaluation of the effectiveness of using satellite data for rapid detection of fires using machine learning methods are presented. Also, ideas for future research in the considered field are proposed.

Keywords: remote sensing of the Earth, satellite data analysis, Arctic region, wildfires, operational monitoring, convolutional neural network

Accepted: 26.10.2023

DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-6-167-176

References

1. Vik K. V., Druki A. A., Grigoriev D. S., Spitsyn V. G., Application of deep learning neural networks for solving the problem of forest fire segmentation on satellite images, *Vestnik Tomskogo Gosudarstvennogo Universiteta — Upravlenie, Vychislitel'naya Tekhnika i Informatika*, 2021, No. 55, pp. 18–25 (in Russian), DOI: 10.17223/19988605/55/3.
2. Valasiuk A., Topaz A., Assessment of forest fire effects based on automated processing of Earth remote sensing imagery, *J. Belarusian State University. Geography and Geology*, 2022, pp. 57–70 (in Russian), DOI: 10.33581/2521-6740-2022-1-57-70.
3. Druki A. A., Spitsyn V. G., Bolotova Yu. A., Bashlykov A. A., Semantic segmentation of earth scanning images using neural network algorithms, *Bull. Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering*, 2018, Vol. 329, No. 1, pp. 59–68 (in Russian).
4. Kornilov A. A., Gaponenko L. B., Golubev A. V., On the question of ways to detect forest fires, *Pozharnaya bezopasnost': problemy i perspektivy*, 2016, Vol. 1, No. 1(7), pp. 55–56 (in Russian).
5. Kudrin A. Yu., Zaporozhets A. I., Podrezov Yu. V., Modern methods of forest fires detection and monitoring, *Tekhnologii grazhdanskoi bezopasnosti*, 2006, Vol. 3, No. 4(12), pp. 66–67 (in Russian).
6. Podrezov Yu. V., Principal directions for prevention of emergency fire situations in forests, *Bull. Higher Educational Institutions — Forestry J.*, 2023, No. 2(392), pp. 172–182 (in Russian), DOI: 10.37482/0536-1036-2023-2-172-182.
7. Sergienko S. B., Tikhonenko D. V., Processing satellite images with neuron networks for the detection of natural cataclysm, *Reshetnevskie chteniya*, 2017, Vol. 2, pp. 282–284 (in Russian).
8. Fedorov R. K., Popova A. K., Avramenko Yu. V., Classification of satellite images with neural networks, *Materialy 9-i Mezhdunarodnoi nauchnoi konferentsii "Regional'nye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli"* (Proc. 9th Intern. Scientific Conf. "Regional problems of remote sensing of the Earth"), Krasnoyarsk, 13–16 Sept. 2022, Krasnoyarsk: Siberian Federal University, 2022, pp. 303–306 (in Russian).
9. Fralenko V. P., Neural network methods for detecting fires in forests, *Artificial intelligence and decision-making*, 2023, No. 1, pp. 67–77 (in Russian), DOI: 10.14357/20718594230107.
10. Avhad V., Tanna N., Govekar N. et al., Fire image detection using CNN, *Intern. J. Scientific Research in Engineering and Management*, 2023, Vol. 7, Issue 4, Article 19013, DOI: 10.55041/ijrem19013, <https://ijrem.com/download/fire-image-detection-using-cnn>.
11. Bashambu D., Gupta A., Khandelwal S., Real Time Fire and Smoke Detection System, *Intern. J. Research in Applied Science and Engineering Technology*, 2023, Vol. 11, Issue 4, pp. 2593–2600, DOI: 10.22214/ijraset.2023.54039, <https://www.ijraset.com/best-journal/real-time-fire-and-smoke-detection-system>.
12. Kumar S., Roy D., Global operational land imager Landsat-8 reflectance-based active fire detection algorithm, *Intern. J. Digital Earth*, 2017, Vol. 11, Issue 2, pp. 154–178, DOI: 10.1080/17538947.2017.1391341.
13. Meyer-Heß M. F., Pfeffer I., Juergens C., Application of Convolutional Neural Networks on Digital Terrain Models for Analyzing Spatial Relations in Archaeology, *Remote Sensing*, 2022, Vol. 14, Issue 11, Article 2535, DOI: 10.3390/rs14112535.
14. Murphy S., Souza-Filho C., Wright R. et al., Hotmap: Global hot target detection at moderate spatial resolution, *Remote Sensing of Environment (Elsevier)*, 2016, Vol. 177, pp. 78–88, DOI: 10.1016/j.rse.2016.02.027.
15. Pereira G. H., Fusioka A. M., Tomoyuki N. B., Minetto R., Active fire detection in Landsat-8 imagery: A large-scale dataset and a deep-learning study, *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, Vol. 178, pp. 171–186, DOI: 10.1016/J.ISPRSJPRS.2021.06.002.
16. Rostami A., Shah-Hosseini R., Asgari S. et al., Active Fire Detection from Landsat-8 Imagery Using Deep Multiple Kernel Learning, *Remote Sensing*, 2022, Vol. 14, Issue 4, Article 992, DOI: 10.3390/rs14040992.
17. Schroeder W., Oliva P., Giglio L., Csiszar I., The new VIIRS 375 m active fire detection data product: Algorithm description and initial assessment, *Remote Sensing of Environment (Elsevier)*, 2014, Vol. 143, pp. 85–96, DOI: 10.1016/j.rse.2013.12.008.
18. Wooster M. J., Roberts G. J., Giglio L. et al., Satellite remote sensing of active fires: History and current status, applications and future requirements, *Remote Sensing of Environment*, 2021, Vol. 267, pp. 112694–112714, DOI: 10.1016/j.rse.2021.112694.
19. Yang C., Pan Y., Cao Y., Lu X., CNN-Transformer Hybrid Architecture for Early Fire Detection, *Artificial Neural Networks and Machine Learning — ICANN, ICANN 2022, Lecture Notes in Computer Science*, Cham: Springer, 2022, Vol. 13532, pp. 570–581, DOI: 10.1007/978-3-031-15937-4_48, https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-031-15937-4_48.
20. Zhao L., Liu J., Peters S. et al., Investigating the Impact of Using IR Bands on Early Fire Smoke Detection from Landsat Imagery with a Lightweight CNN Model, *Remote Sensing*, 2022, Vol. 14, Issue 13, Article 3047, DOI: 10.3390/rs14133047, <https://www.mdpi.com/2072-4292/14/13/3047/>.