

0.1. Петова К.А. Распознавание лесных пожаров с помощью сверточной нейронной сети VGG

Одной из главных проблем в современном мире до сих пор остаётся контроль сохранности лесных ресурсов. Для повышения скорости процесса мониторинга земной поверхности применяются интеллектуальные системы, в основе которых лежат модели глубокого машинного обучения, способные решать задачи распознавания и классификации изображений. Поэтому разработка и внедрение нейросетевых моделей, способных обнаруживать лесные пожары, а также проведение анализа эффективности применения тех или иных архитектур нейронных сетей является актуальной задачей.

В данной работе был осуществлен анализ эффективности применения модели VGG для задачи обнаружения лесных пожаров.

Была выбрана модель сверточной нейронной сети VGG11 и разработана модель, вдохновленная идеей архитектур сетей VGG, так как данный вид сверточных нейронных сетей показал хорошие результаты в задаче распознавания и классификации изображений [1].

Для реализации системы распознавания лесных пожаров был выбран язык программирования Python. Данный язык широко используется для реализации большого количества интеллектуальных систем за счет наличия в нем ряда библиотек, облегчающих проектирование нейросетевых моделей. В данной работе для создания и обучения нейронных сетей использовались такие библиотеки, как TensorFlow и Keras.

Для исследования было использовано 2 датасета, включающих в себя изображения лесных пожаров. Один из датасетов содержит различные изображения лесов, разделенные на два класса: с признаками пожара и без. Второй преимущественно состоит из тех изображений, которые были получены путем кадрирования видео, полученных с беспилотных летательных аппаратов. Они также делятся на два класса: отсутствие пожара и его наличие.

Были проведены исследования зависимости предсказательной способности сети от выбранного алгоритма обучения. Были рассмотрены алгоритмы Adam, Nadam и Adamax [2]. Для обучения модифицированной модели и модели с оригинальной архитектурой VGG11 в каждом эксперименте было выбрано количество эпох, равное 10, и определена функция обратного вызова (callback), позволяющая останавливать обучение, если в течение трех эпох значение функции ошибки на валидации начинает изменяться на малые значения. В качестве функции ошибки для обеих моделей была выбрана категориальная кросс-энтропия.

Для анализа результатов работы сети на тестовых данных были использованы матрица ошибок и от-

чет о классификации, включающий в себя метрики accuracy, precision, recall и F1-score [3]. Для анализа результатов обучения были выведены графики функции ошибки и точности с помощью библиотеки Matplotlib.

В ходе исследования обе модели показали хорошие результаты. На тестовой выборке из первого набора данных модифицированная модель VGG, обученная с использованием алгоритма Adamax, совершила наименьшее количество ошибок при классификации изображений обоих классов. На втором наборе данных модель также показала хорошие результаты, так как метрика F1-score для класса, содержащего снимки лесных пожаров, составила 0,97, а для класса с изображениями леса без пожара – 0,91. Модель VGG11, обученная с использованием алгоритма Adam на первом наборе данных совершила 7 ошибок при классификации изображений, относящихся к категории лесных пожаров, что также является отличным результатом. Обе модели были добавлены в разработанную систему.

Научный руководитель — к.т.н., доцент Солдатова О. П.

Список литературы

- [1] VGG16 - нейросеть для выделения признаков изображений. [Электронный ресурс]. URL: <https://neurohive.io/ru/vidy-nejrosetej/vgg16-model/> (дата обращения: 20.04.2024).
- [2] Оптимизаторы градиентных алгоритмов: RMSProp, AdaDelta, Adam, Nadam. [Электронный ресурс]. URL: <https://proproprogs.ru/ml/ml-optimizatory-gradientnyh-algoritmov-rmsprop-adadelta-adam-nadam> (дата обращения: 25.04.2024).
- [3] Метрики в задачах машинного обучения. [Электронный ресурс]. URL: <https://habr.com/ru/companies/ods/articles/328372/> (дата обращения: 29.04.2024).