

**Голев А.В.**

## **Система мониторинга и обеспечения безопасности природных ресурсов**

**Аннотация:** Представлена система анализа изменений лесного массива Земли за определенный период времени по космическим изображениям с использованием сверточных нейронных сетей и методов глубокого обучения. Система протестирована на космических снимках части России за разные периоды и показала 85% точность для этих данных.

**Ключевые слова:** нейронные сети, спутниковые снимки, лесной массив, изображения, глубокое обучение

### **Введение**

Процесс уничтожения леса является проблемой, поскольку влияет на экологические, климатические и социально-экономические характеристики страны. Обезлесение приводит к снижению биоразнообразия, запасов древесины, к почвенной эрозии и снижению водности рек.

### **Постановка задачи**

Анализ спутниковых снимков позволяет проводить поиск изменений лесного массива – т.е. мониторинг и обеспечение безопасности природных ресурсов. Под изменением будем понимать различие между спутниковыми снимками, сделанными в разное время. Лесной массив подвержен пожарам и вырубке. Задача системы мониторинга и обеспечения безопасности состоит в поиске таких измененных зон по спутниковым снимкам и передача полученных сведений ответственным лицам.

Новизна данной системы заключается в определении изменений лесного массива по спутниковым снимкам с использованием сверточных нейронных сетей [1]. Такой способ является эмпирическим, то есть зависит от качества и вида снимков и подбирается для каждой конкретной задачи с нуля.

### **Решение задачи**

Решение задачи состоит из нескольких этапов: первичная обработка данных; обработка данных для работы нейронной сети;

создание архитектуры нейронной сети; обучение нейронной сети на данных; использование обученной нейронной сети на практике.

Первый этап связан с получением данных. Многоспектральный спутниковый снимок представляет собой массив из нескольких снимков. Для обучения нейронной сети многоспектральный спутниковый снимок подаётся вместе с бинарной маской для проверки ответов нейронной сети. Эти данные требуется преобразовать с помощью метода скользящего окна. Таким образом, получаем набор данных, где каждое изображение будет являться вектором для обучения или тестирования.

На втором этапе для подачи изображений в сверточную нейронную сеть создается случайная выборка из набора данных. Такая операция требуется для предотвращения переобучения модели, так как причиной переобучения может быть недостаточное количество данных для обучения модели, способной обобщать новые данные. Такой прием расширения данных реализует подход дополнительных обучающих данных из имеющихся изображений путем их трансформации множеством случайных преобразований, дающих правдоподобное изображение [2].

На третьем этапе создается архитектура сверточной нейронной сети, которая представляет собой последовательность отдельных блоков нейронной сети: кодировки, передачи карт признаков, декодировки и получение результатов [3]. Блоки используются для уменьшения пространственного разрешения исходного изображения, а затем для увеличения, предварительно объединив карты признаков с помощью метода проброса карт признаков, который обеспечивает ансамблирование результатов с разных слоев, а значит разных разрешений.

Блок кодировки состоит из трех операций, действующих на карты признаков:

- 1) операция свертки, которая одновременно работает с каждым каналом изображения, где ядро свертки обрабатывает предыдущий слой из фрагментов, суммируя вычисления, полученные из матричных произведений над фрагментом;

- 2) выпрямляющая линейная функция активации ReLU [4];

- 3) операция подвыборки, которая позволяет сократить пространственное представление изображения, чтобы уменьшить число параметров и объем вычислений в сети. Эта операция задает

максимальное значение для изображения и с помощью матричных вычислений уменьшает его пространственный объем, так как на стадии свертки уже были выявлены некоторые признаки, с помощью которых изображение уплотняется до менее подробного и служит для генерации новых карт признаков большей размерности.

Блок декодировки включает функции свертки и активации ReLU и состоит из четырех последовательных операций:

1) операция пространственного исключения, которая выключает слой нейронов с вероятностью  $p$ ;

2) слой свертки с ядром матрицы, размером  $1 \times 1$ , который необходим для уменьшения размерности карты признаков;

3) сигмоидальная функция активации, у которой скалярный результат каждой свертки попадает на функцию активации, представляющую собой нелинейную функцию [4];

4) линейное увеличение размерности – операция, обратная операции подвыборки. Представляет собой линейное повторение карты признаков, при этом каждая точка преобразуется в группу точек, проходя линейное преобразование. Преобразования затрагивают все точки, каждая из которых превращается в группу точек, при этом они имеют одинаковое значение.

На выходе нейронной сети формируется набор карт вероятностей, где каждый пиксель каждого слоя изображения принадлежит определенному классу.

На этапе обучения используется бинарная маска для проверки тренировочных данных, полученных с нейронной сети. После того, как модель обучилась на тренировочных данных, происходят измерения точности и потерь модели по обучающим и тестовым данным в процессе обучения.

Затем, на тестовых данных измеряется точность классификации нейронной сети с использованием меры Жаккара. Если рассматривать отношение пересечения площадей бинарной маски и ответа нейронной сети к их объединению площадей, то возможно получить оценку для проверки точности, то есть среднюю оценку точности совпадения ответа нейронной сети с реальным изменением лесного массива.

На заключительном этапе обученную нейронную сеть возможно применить для системы мониторинга и обеспечения

безопасности природных ресурсов с использованием спутниковых снимков.

### **Выводы**

Система мониторинга и обеспечения безопасности лесных массивов создана с использованием сверточных нейронных сетей и методов глубокого обучения. Проведены эксперименты на реальных данных, полученных со спутника Landsat-7. На этих данных система показала точность анализа примерно 85%. Дальнейшие исследования будут продолжены в области повышения точности работы системы анализа.

Для повышения достоверности и точности анализа могут быть использованы различные приемы: увеличение числа признаков, использование размерных и текстурных показателей, повышение точности при разметке данных, увеличение объема данных для обучения.

### Литература:

1. *Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А.* Глубокое обучение / пер. с англ. А. А. Слинкина. – 2-е изд., испр. – М.: ДМК Пресс, 2018. – 652 с.
2. *Terrance DeVries, Graham W.* Taylor School of Engineering University of Guelph Guelph//ON N1G 2W1, Canada, 2017. – 12 p.
3. *Ronneberger O., Fischer P., Brox T.* U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation / Computer Science Department and BIOSS Centre for Biological Signalling Studies. – University of Freiburg, Germany, 2015. – 8 p.
4. *Осовский С.* Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польск. И.Д. Рудинского. – 2-е изд., перераб. и доп. – М.: Горячая линия–Телеком, 2016. – 448 с.

---

**Баранов Л.А., Балакина Е.П.**

### **Методы повышения безопасности движения поездов городских железных дорог в условиях централизованного автоматического управления**

**Аннотация:** Рассматриваются методы обеспечения безопасности движения пассажирских поездов городских