**Первый слайд**

Добрый день, уважаемые члены комиссии и гости. Меня зовут Стонтов Егор и сегодня я представляю дипломную работу на тему «Разработка системы классификации типов воздушных судов по спутниковым изображениям с использованием методов машинного обучения

Авиация – это ключевой элемент транспортной и оборонной инфраструктуры соврмененного мира и задача распознавания воздушных судов является одной из приоритетных в обеспечении безопасности и мониторинга. Один из возможных методов распознавания воздушных судов - использование спутниковых изображений, однако ручная обработка таких данных требует значительных усилий. Для автоматизации части процесса распознавания воздушных судов, а именно их классификации, я предлагаю систему автоматической классификации типов воздушных судов.

**Второй слайд**

Задача классификации типов воздушных судов на спутниковых снимках относится к более широкой области классификации изображений - одного из фундаментальных направлений в компьютерном зрении. Существует несколько алгоритмов, применяемых в классификации изображений:

* Метод опорных векторов
* Метод k-ближайших соседей
* Метод случайного леса
* Нейронные сети

**Третий слайд**

Для определения наиболее подходящего метода был проведён библиометрический анализ научных публикаций по теме «Классификация воздушных судов по изображениям».

Была построена карта совместной встречаемости ключевых слов, представленная на слайде и было установлено, что наиболее часто встречаемые термины в научных работах по данной тематике - «feature extraction», которые встречаются вместе с терминами «deep learning», «training», «neural networks» и «CNN», что говорит о частом использовании алгоритмов глубокого обучения, способных выделять признаки изображения.

На основе полученной карты было принято решение использовать сверточную нейронную сеть для разработки системы.

**Четвертый слайд**

Сверточная нейронная сеть – специальная архитектура искусственных нейронных сетей, которая часто применяется в обработке изображений. Особенно высокие показатели эффективности СНС демонстрирует в задачи классификации изображений. Это связано с использованием в СНС слоев свертки, позволяющих автоматически выделять ключевые признаки на изображении — такие как края, текстуры и формы — без необходимости ручной разметки. Эти признаки постепенно обобщаются на разных уровнях сети, а после их обобщения используются полносвязные слои, чтобы классифицировать объект на изображении и получить финальное предсказание о принадлежности объекта на изображении к опрделенному классу.

**Пятый слайд**

Несмотря на то, что базовые элементы и структура СНС не меняются, за последние годы было предложено и внедрено множество различных улучшений стандартной архитектуры, позволяющих современным моделям достичь крайне высоких показателей точности в задачах классификации изображений из множества областей.

На данном слайде изображена схема архитектуры современной СНС Resnet 34 отличающейся использованием пропускных соединений, которые позволяют входным данным слоя напрямую передаваться в следующие слои, минуя один или несколько промежуточных слоёв.

**Шестой слайд**

Для разработки системы автоматической классификации воздушных судов необходимо было выбрать архитектуру, которая продемонстрирует наиболее высокие показатели эффективности в задаче обработки спутниковых изображений.

Было выбрано несколько вариаций моделей из различных «семейств» моделей:

**Седьмой слайд**

Для обучения и последующего определения наиболее оптимальной модели был выбран набор данных MTARSI (Multi-Type Aircraft Remote Sensing Images), состоящий из 9385 спутниковых изображений самолетов 20 различных типов. Каждое изображение содержит ровно один самолет, а аннотации были выполнены семью экспертами в области интерпретации аэрокосмических данных.

Набор данных был разделен в соотношении 60:15:25;

**Восьмой слайд**

На данном слайде представлена структура классов в наборе данных.

**Девятый слайд**

Для создания, компиляции, обучения и последующей оценки свёрточных нейронных сетей использовались библиотеки для языка программирования Python – TensorFlow и Keras. TensorFlow и Keras являются ключевыми инструментами в области глубокого обучения, широко используемыми для разработки и обучения нейронных сетей.

При обучении использовалось 50 эпох, при этом во время процесса обучения сохранялась модель, показавшая минимальные значения функции потерь на валидационном наборе данных.

Также для повышения стабильности обучения использовался метод уменьшения скорости обучения (ReduceLROnPlateau), который снижал значение коэффициента скорости обучения (англ. learning rate) в 2 раза при отсутствии улучшений в течение 3 эпох

На графиках, представленных на слайде, можно наблюдать процесс обучения моделей. Все модели достигают плато обучения около 20 эпохи и дальнейшее обучение не приводило к значимым улучшениям значений метрик.

**Десятый слайд**

Для анализа эффективности полученных моделей использовались следующие метрики: точность, отражающая долю изображений, для которых модель правильно определила класс, значение функции потерь на тестовой выборке, характеризующую расхождение между предсказанным классом и истинной меткой а также среднее время обработки одного изображения.

По метрикам точности и функции потерь модель EfficientNetV2S продемострировала лучшие результаты.

**Одиннадцатый слайд**

Минимальное среднее время обработки одного изображения продемонстрировали модели с архитектурой MobileNet – 40 милисекунд.

Также на данном слайде можно увидеть значения точности первого второго и третьего порядка для данной модели. По ним можно сказать, что в трёх наиболее вероятных предсказаниях модель в 99% случаев содержится верный класс.

Таким образом на основе полученных метрик наиболее оптимальная модель – EfficientNetV2S.