

УДК 631.5 : 004.8

СРАВНЕНИЕ МОДЕЛЕЙ НЕЙРОСЕТЕЙ ДЛЯ ОБРАБОТКИ СНИМКОВ С БПЛА

Федоров Д.Е., канд. тех. наук, доцент кафедры агроинженерии
Стенина Н.А., канд. тех. наук, доцент, декан инженерного факультета
ФГБОУ ВО Кузбасский государственный аграрный университет имени В.Н.
Полецкова
г. Кемерово

В настоящее время нейросети активно внедряются во все сферы деятельности, в том числе для обработки изображений, полученных с беспилотных летательных аппаратов (БПЛА). Например, в лесном деле нейросети применяют для обработки снимков с БПЛА для инвентаризации и таксации лесов, выявления проблемных зон лесных массивов, противопожарного мониторинга, охраны лесов и т.д. [1, 2, 3]

Большое разнообразие существующих нейросетей для обработки изображений вызывает затруднения в поиске наиболее оптимальных моделей, которые бы показывали требуемую точность распознавания. Литературный анализ позволил выявить, что для обработки изображений в сельском и лесном хозяйстве по большей части применяются сверточные нейронные сети, например EfficientNet, U-Net, LeNet-5, PCSNet, YOLO и др. Реже используются трансформеры, генеративные и рекуррентные нейронные сети. [4, 5, 6]

Целью настоящей работы являлся анализ эффективности нейросетей для задачи детекции и сегментации объектов на снимках с БПЛА.

Для решения поставленной цели был собран ряд фотографий деревьев с помощью БПЛА DJI Mavic 3 Cine. Примеры собранных фотографий представлены на рис. 1.



Рисунок 1 – Примеры исходных фотографий

Далее снимки обрабатывались в сервисе Roboflow для разметки данных и аугментации датасета (искусственного увеличения количества снимков за счет генерации новых на основе существующих). Аугментация проводилась с использованием отражения и поворота изображений. Разметка данных осуществлялась путем обводки контуров деревьев с делением их на 3 класса:

деревья с зеленой листвой, деревья с желтеющей листвой и оголенные кроны деревьев без лиственной части. Всего было получено 130 изображений с

В качестве моделей нейросетей были выбраны модели YOLOv11, YOLO26, Roboflow 3.0 Instance Segmentation (Fast) и линейка моделей Roboflow RF-DETR Instance Segmentation. Обучение моделей нейросетей проводилось в самом сервисе Roboflow. На рис. 2 представлены результаты оценки метрик mAP50, mAP50-95, Precision и Recall различных моделей.

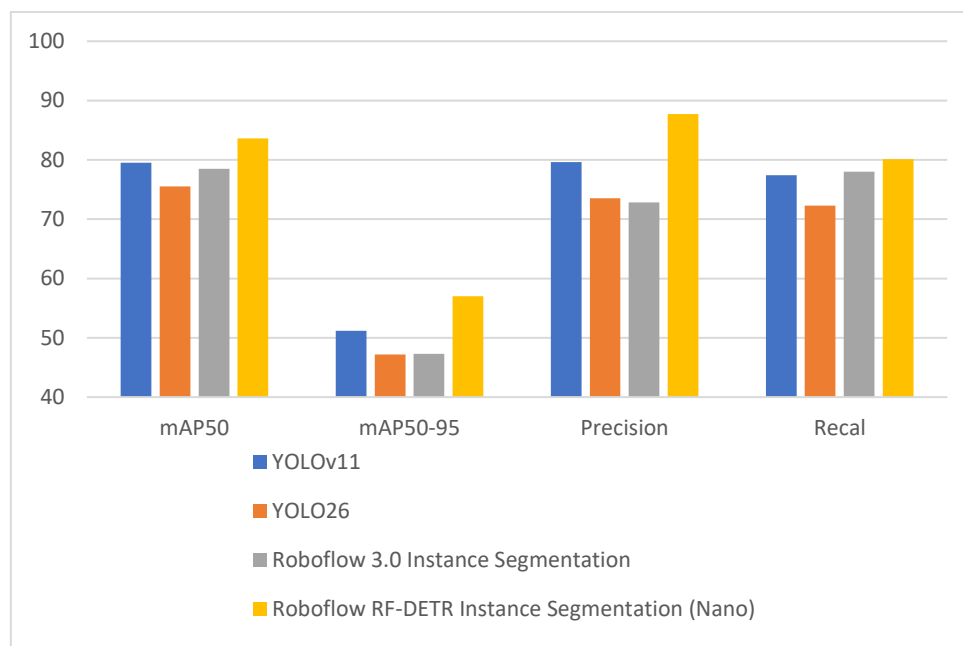


Рисунок 2 – Графики метрик эффективности моделей

Метрика mAP50 – это средняя точность при пороге IoU (степень перекрытия) 0,5. Другими словами, если предсказанный моделью контур совпадает с реальным хотя бы на 50%, то предсказание считается верным. Метрика mAP50-95 представляет собой среднее значение mAP, рассчитанное при разных порогах IoU от 0,5 до 0,95. Precision (точность) показывает количество правильно обнаруженных объектов среди всех найденных объектов. Recall (полнота) показывает способность модели находить все объекты в кадре.

Из представленных результатов следует, что по всем метрикам модель Roboflow RF-DETR Instance Segmentation (Nano) превосходила остальные модели. Поэтому в дальнейших исследованиях были обучены другие модели данной линейки: Medium и Large. Результаты представлены в табл. 1.

Таблица 1 - Показатели метрик эффективности моделей линейки Roboflow RF-DETR Instance Segmentation

Модификация модели	mAP50, %	mAP50-95, %	Precision, %	Recall, %
Nano	83,6	57,0	87,7	80,1
Medium	87,2	59,9	85,0	84,0
Large	86,6	60,4	84,0	81,3

Из приведенных данных следует, что по показателю mAP50-95 выигрывает модель Large, опередив Medium на 0,5%. Однако по всем другим показателям она проигрывает модели Medium. Особенно это касается показателя Recall, который у нее был выше на 2,7%.

Таким образом, в качестве рекомендуемой модели для задачи сегментации была выбрана модель Roboflow RF-DETR Instance Segmentation (Medium). Пример работы данной модели представлен на рис. 3.

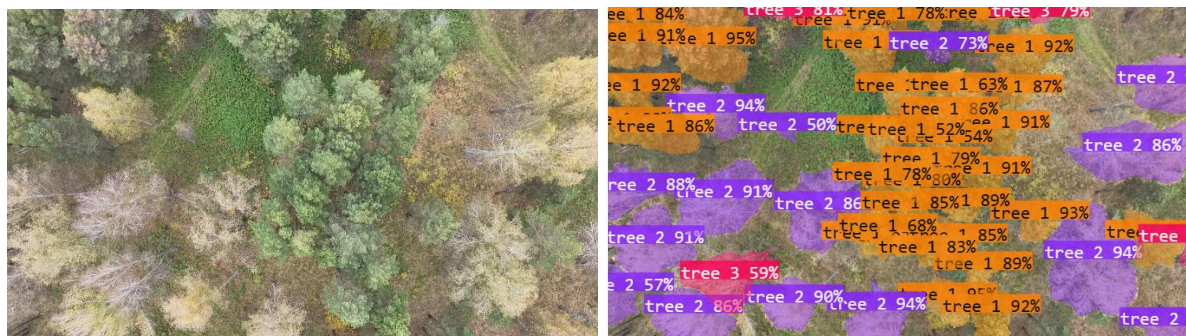


Рисунок 3 – Результат работы обученной модели Roboflow RF-DETR Instance Segmentation (Medium) при сегментации и классификации деревьев

Таким образом, в результате проведенной работы была получена модель нейросети, позволяющая осуществлять сегментацию и классификацию деревьев на снимках с БПЛА, а также исследована эффективность различных моделей нейросетей. Подобные модели могут быть полезны в лесном хозяйстве для мониторинга и таксации лесов, выявления проблемных зон и сухостоя.

Список литературы

1. Кошенов А.Т. Разработка системы для мониторинга лесного хозяйства с применением БПЛА и глубокого обучения / А.Т. Кошенов, М.Г. Жартыбаева // Искусственный интеллект и обратные задачи в науке, технике и индустрии. - 2025. - С. 314-315.
2. Kabyev A. Use of UAV in forestry / A. Kabyev, K. Abayeva, A. Malenko // Science and World. - 2022. - № 7 (107). - С. 46-47.
3. Кононова С.А. Применение беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) в лесном хозяйстве / С.А. Кононова, А.А. Перепичаев, Н.А. Рыжова // Актуальные проблемы лесного комплекса. - 2023. - № 64. - С. 58-60.
4. Рогачев А.Ф. Нейросетевое выявление проблемных участков состояния посевов методами искусственного интеллекта / А.Ф. Рогачев, Белоусов И.С. // Известия Нижневолжского агроуниверситетского комплекса: Наука и высшее профессиональное образование. - 2022. - № 3 (67). - С. 459-466.
5. Рогачев А.Ф. Мультиклассовое распознавание аэрофотоснимков участков сельскохозяйственных полей / А.Ф. Рогачев, Е.В. Мелихова // Известия Нижневолжского агроуниверситетского комплекса: Наука и высшее профессиональное образование. - 2020. - № 3 (59). - С. 142-152.

6. Мударисов С.Г. Автоматическое обнаружение и идентификация болезней пшеницы с использованием методов глубокого обучения и применением дронов в режиме реального времени / С.Г. Мударисов, И.Р. Мифтахов // Вестник Казанского государственного аграрного университета. - 2024. - Т. 19. - № 2 (74). - С. 90-104.