

Мониторинг реинтродуцированных редких растений с использованием данных БПЛА

Л.А. Городецкая
Самарский национальный
исследовательский университет им.
академика С.П. Королева
Самара, Россия
ludmila260601@gmail.com

А.Ю. Денисова
Самарский национальный
исследовательский университет им.
академика С.П. Королева
ИСОИ РАН – филиал ФНИЦ
«Кристаллография и фотоника»
Самара, Россия
denisova_ay@geosamara.ru

Л.М. Кавеленова
Самарский национальный
исследовательский университет им.
академика С.П. Королева
Самара, Россия
lkavelenova@mail.ru

А.В. Помогайбин
Ботанический сад Самарского
национального исследовательского
университета им. академика С.П.
Королева
Самара, Россия
botanikсад@yandex.ru

И.В. Рузаева
Ботанический сад Самарского
национального исследовательского
университета им. академика С.П.
Королева
Самара, Россия
ruzaeva.iv@ssau.ru

В.А. Федосеев
Самарский национальный
исследовательский университет им.
академика С.П. Королева
ИСОИ РАН – филиал ФНИЦ
«Кристаллография и фотоника»
Самара, Россия
vicanfed@gmail.com

Аннотация — Реинтродукция редких растений - одна из важнейших задач сохранения биоразнообразия. В Самарской области силами кафедры экологии, ботаники и охраны природы Самарского университета постоянно ведется работа по возвращению редких растений в их естественную среду обитания. Для мониторинга процесса развития растений в естественной среде проводятся полевые обследования. Однако, сложный рельеф местности и особый охранный статус территорий, на которых производится реинтродукция, требуют разработки методов наблюдения за растениями, снижающими контакт человека с природной средой. В качестве такого метода в статье предлагается использовать данные беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) совместно с обнаружением реинтродуцированных видов растений с помощью нейронных сетей обнаружения объектов, а именно YOLOv3. Предложенный метод сокращает антропогенное влияние на территорию в процессе мониторинга и сокращает трудоемкость проведения наблюдений за растениями.

Ключевые слова— реинтродукция, особо ценные природные территории, биоразнообразие, данные БПЛА, нейронные сети, YOLOv3.

1. ВВЕДЕНИЕ

Реинтродукция редких видов растений – это процесс восстановления популяции данных растений в естественной природной среде с целью сохранения природного разнообразия.

В Самарской области уже более 10 лет реинтродукция производится сотрудниками Ботанического сада и кафедры экологии, ботаники и охраны природы Самарского национального исследовательского университета имени академика С.П. Королева. Одним из таких растений является пион тонколистый (*Paeonia tenuifolia*) из Красной книги Российской Федерации [1]. Данное растение было разведено в Ботаническом саду и затем высажено в естественной среде в окрестностях села Чубовка (Кинельский район, Самарской области) в пределах особо охраняемой природной территории.

Для мониторинга развития популяции пиона тонколистного необходимо проводить полевые обследования и оценивать степень развития популяции в естественных условиях. Ранее мониторинг производился

использованием наземных обследований. Однако большой перепад высот (10-15 метров) на территории реинтродукции существенно усложняет проведение мониторинга.

С целью автоматизации мониторинга в 2022 году сотрудниками Ботанического сада, кафедры экологии, ботаники и охраны природы и кафедры геоинформатики и информационной безопасности Самарского университета было проведено исследование возможности обнаружения пионов на изображениях, полученных с помощью БПЛА, методом нейронных сетей обнаружения объектов.

2. ПРЕДЛАГАЕМЫЙ МЕТОД

Для мониторинга популяции пиона тонколистного с помощью данных БПЛА был выбран подход с использованием нейронных сетей обнаружения объектов (НСОО). Данный вид нейронных сетей позволяет локализовать расположение в кадре детектируемых объектов различных классов [2]. Одной из лучших архитектур НСОО является сеть YOLO [3]. В настоящей статье в качестве НСОО была выбрана YOLOv3 в виду доступности ее открытой реализации с предобученными весами.

Применение глубоких нейронных сетей требует использования больших объёмов данных для их обучения. В случае отсутствия достаточного количества данных используется подход с переносом обучения, когда уже натренированная на некотором наборе данных сеть дообучается на новых образцах, характерных для решаемой задачи. В нашем случае использовался перенос обучения для сети YOLOv3.

Для формирования обучающей выборки, соответствующей рассматриваемой задаче, в период цветения пиона на полигоне в Ботаническом саду были отсняты посадки пиона тонколистного с помощью БПЛА DJI Phantom 4 PRO v2. Вся территория была отснята с высоты 10 метров в вертикальном направлении с 80% перекрытием соседних кадров в продольном и поперечном направлении. В результате сформировано ортофото с разрешением 1 см / 1 пиксель. Далее ортофото разбивалось на участки небольшого размера (от 230×205 до 691×640 пикселей), на которых обучалась НСОО. Разметка изображений сделана в среде LabelImg. В результате для каждого изображения был

сформирован файл с указанием координат обрамляющих прямоугольников для всех пионов на изображении.

Полученные данные использовались для обнаружения пиона, реинтродуцированного в естественную среду. Территория реинтродукции содержит 4 участка с локализованным произрастанием пиона площадью от 800 до 2000 квадратных метров. Эти участки были сняты БПЛА с сохранением основных параметров съёмки, использованных на полигоне в Ботаническом саду. Несмотря на это, результаты съёмки имеют следующие отличия от данных питомника: иное пространственное разрешение; иные условия освещения (солнечная/пасмурная погода); иной состав почвы.

Данные, полученные в результате съёмки в естественной среде, также были размечены вручную для тестирования работы нейронной сети. Для применения обученной сети ортофотопланы разбивались на участки того же размера, что и при обучении сети и далее подавались на вход нейронной сети для локализации и подсчёта цветков пионов.

3. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

В ходе экспериментальных исследований ставилась задача проверки работоспособности рассматриваемой технологии мониторинга, а также исследовались параметры аугментации данных и количество эпох обучения. Качество работы сети оценивалось для набора тестовых изображений, снятых в естественной среде, по мере Ассигасу (точность), которая рассчитывается как доля верно обнаруженных пионов. В качестве методов аугментации использовались горизонтальное и вертикальное отражения изображения и повороты на углы кратные 90 градусам.

Результаты обучения с аугментацией и без аугментации при различном количестве эпох обучения представлены в таблицах 1 и 2. Из этих таблиц можно сделать вывод, что оптимальным является использование 3000 итераций для обучения сети без аугментации и 4000 итераций для обучения с аугментацией. Полученные результаты приводят к выводу о том, что рассмотренный вид аугментации не позволяет улучшить качество работы сети.

Тем не менее, проведенный эксперимент показывает, что применение подхода переноса обучения для сети YOLOv3 позволяет решать задачу автоматического обнаружения пионов на изображениях со средней точностью 0,87. Напомним, что обучение сети производилось исключительно с помощью изображений пионов, полученных в другой среде обитания, что очевидным образом осложняет задачу обнаружения в силу различий в условиях съёмки и условиях развития растений в разных средах обитания.

Таблица I. Точность обнаружения пионов на тестовой выборке при обучении без аугментации

Изображение	Количество эпох обучения					
	1000	2000	3000	4000	5000	6000
Участок 1	0,64	0,76	0,81	0,67	0,67	0,74

Изображение	Количество эпох обучения					
	1000	2000	3000	4000	5000	6000
Участок 2	0,76	0,96	0,87	0,91	0,98	0,96
Участок 3	0,77	0,85	1,00	1,00	0,85	1,00
Участок 4	0,68	0,72	0,80	0,74	0,74	0,77
Средняя точность	0,71	0,82	0,87	0,83	0,81	0,87

Таблица II. Точность обнаружения пионов на тестовой выборке при обучении с аугментацией

Изображение	Количество эпох обучения					
	1000	2000	3000	4000	5000	6000
Участок 1	0,64	0,76	0,81	0,67	0,67	0,74
Участок 2	0,76	0,96	0,87	0,91	0,98	0,96
Участок 3	0,77	0,85	1,00	1,00	0,85	1,00
Участок 4	0,68	0,72	0,80	0,74	0,74	0,77
Средняя точность	0,59	0,76	0,84	0,87	0,85	0,83

4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье рассмотрена задача дистанционного мониторинга развития сообществ краснокнижных растений (пион тонколистный) при помощи БПЛА и глубоких свёрточных нейронных сетей. Сбор данных для обучения нейронной сети YOLOv3 осуществлялся на территории Ботанического сада Самарского университета, а проверка работы сети произведена по данным, снятым на территории реинтродукции в окрестностях села Чубовка в Самарской области. Средняя точность детектирования пионов по четырём тестовым участкам составила 0,87, что показывает высокий потенциал рассмотренного подхода мониторинга. Однако, для повышения качества работы сети необходимо расширение обучающей выборки данными тестовой территории за другой период, а также более совершенная процедура аугментации данных, что составляет направление будущих исследований.

БЛАГОДАРНОСТИ

Работа выполнена при поддержке Министерства лесного хозяйства, охраны окружающей среды и природопользования Самарской области, благодаря финансовой поддержке которого выполнена реинтродукция растений пиона тонколистного.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Красная книга Российской Федерации (растения и грибы) / Министерство природных ресурсов и экологии РФ; Федеральная служба по надзору в сфере природопользования; РАН; Российское ботаническое общество; МГУ им. М. В. Ломоносова. – М.: Тов-во научн. изданий КМК, 2008. — 855 с.
- [2] Dhillon, A. Convolutional neural network: a review of models, methodologies and applications to object detection / A. Dhillon, G.K. Verma //Progress in Artificial Intelligence. – 2020. – Vol. 9(2). – P. 85–112.
- [3] Du, J. Understanding of object detection based on CNN family and YOLO /J. Du //Journal of Physics: Conference Series. – IOP Publishing, 2018. – Vol. 1004(1). – P. 012029.