



УДК 582.675.1+57.087.1

Идентификация представителей рода *Pulsatilla* (Ranunculaceae) и их гибридов при помощи сверточных нейронных сетей

В. Ф. Зайков^{1,2*}, М. Г. Куцев^{1,3}, З. В. Тихомирова^{1,4}, Д. Ю. Козлов^{1,5}

¹ Алтайский государственный университет, пр. Ленина, д. 61, г. Барнаул, 656049, Россия

² E-mail: vz1703@mail.ru; ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0003-1641-9458>

³ E-mail: m_kucev@mail.ru; ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0003-2284-6851>

⁴ E-mail: zlatatikhomirova21@mail.ru; ORCID iD <https://orcid.org/0009-0008-9049-3000>

⁵ E-mail: kozlov@math.asu.ru; ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0002-7016-5623>

* Автор для переписки

Ключевые слова: гибрид, машинное обучение, Google Teachable Machine, Personal Image Classifier, *Pulsatilla multifida*, *Pulsatilla turczaninovii*.

Аннотация. Наличие ограниченного количества надежных морфологических признаков и высокий уровень межвидовой гибридизации у представителей рода *Pulsatilla* Mill. затрудняет их идентификацию. В настоящем исследовании авторами предпринята успешная попытка определения гибридов с привлечением различных инструментов искусственного интеллекта. В качестве исходных данных были использованы по 50 изображений пластинки прикорневых листьев видов *P. multifida*, *P. turczaninovii* и 8 для гибридных растений. Был применен устоявшийся в компьютерном зрении подход к решению задачи классификации с помощью предобученных сверточных нейронных сетей. Сначала доучивались классификаторы на основе модели ResNet50, F1-score для которых составил 0,99. Затем было показано, что такие инструменты как Google Teachable Machine (TM) и Personal Image Classifier (PIC) могут использоваться для быстрого прототипирования подобных решений, практически не требуя знаний технологий искусственного интеллекта и навыков программирования. Все тестовые образцы *P. turczaninovii* и *P. multifida* были классифицированы верно.

Identification of representatives of the genus *Pulsatilla* (Ranunculaceae) and their hybrids using convolutional neural networks

V. F. Zaikov¹, M. G. Kutsev¹, Z. V. Tikhomirova¹, D. Y. Kozlov¹

¹ Altai State University, Lenina Pr., 61, Barnaul, 656049, Russian Federation

Keywords: convolutional neural networks, Google Teachable Machine, hybrid, machine learning, Personal Image Classifier, *Pulsatilla multifida*, *Pulsatilla turczaninovii*.

Summary. The presence of a limited number of reliable morphological features and a high level of interspecific hybridization in representatives of the genus *Pulsatilla* Mill. complicates their identification. In this study, the authors made a successful attempt to identify hybrids using various artificial intelligence tools. The initial data included 50 images of basal leaf blades for *P. multifida*, *P. turczaninovii*, and 8 for hybrid plants. An established computer vision approach to solving the classification problem using pre-trained convolutional neural networks was applied. First, classifiers based on the ResNet50 model were trained, the F1-score for which was 0.99. Then, it was shown that tools

such as Google Teachable Machine (TM) and Personal Image Classifier (PIC) can be used for rapid prototyping of such solutions with virtually no knowledge of artificial intelligence technologies and programming skills. All test samples of *P. turczaninowii* and *P. multifida* were classified correctly.

Представители рода *Pulsatilla* Mill. (прострел) – поликарпические травянистые растения (около 30–35 видов). Многие прострелы находят применение в садоводстве (Grey-Wilson, 2014) и медицине (Cheng et al., 2008; Xu et al., 2012; Ling et al., 2016; Wang et al., 2016; Suh et al., 2017). Между тем прострелы являются сложной в таксономическом плане группой растений. Система рода неоднократно пересматривалась (Zamels, 1927; Aichele, Schwegler, 1957; Tamura, 1991; Grey-Wilson, 2014; Sramko et al., 2019). Из-за высокой степени морфологической изменчивости прострелов требуется много времени, чтобы их идентифицировать. Многие виды гибридизируют между собой, а морфологические признаки, важные для таксономии, могут быть расплывчатыми (Stepanov, 2014; Li et al., 2019; Sramko et al., 2019; Valuyskikh et al., 2020; Punina et al., 2024; Zaikov et al., 2024). Следовательно, существует необходимость в разработке автоматизированной или компьютеризированной системы для идентификации и классификации растений. У прострелов небольшое количество надежных для идентификации морфологических признаков. Среди них – характер рассечения пластинки прикорневых листьев. Форма листа является наиболее часто используемой характеристикой при разработке автоматизированных систем классификации растений. Помимо формы, лист может предоставлять дополнительную информацию, такую как текстура, жилки и цвета. Также имеют значение количественные признаки: абсолютные размеры, соотношение размеров, количество долей листа и т. п.

Методы машинного обучения, особенно такие как искусственные сверточные нейронные сети активно используются для распознавания образов. С развитием науки и техники машинное обучение стало широко использоваться для решения задач классификации и выявления заболеваний растений по изображениям листьев (Hassan et al., 2021), идентификации видов винограда (Koklu et al., 2022), идентификации растений по плодам (Ibrahim et al., 2022). Идентификация видов стала простой и более адаптивной как для специалистов, так и общественности с помощью классификации изображений. Некоторые приложения, такие как Inaturalist, PlantSnap и SnapCode, используют машинное обучение

для идентификации видов на основе изображений, однако решающее значение для разработки подобных инструментов имеют используемые данные для первоначального обучения модели. В качестве примеров практического применения методов машинного обучения можно назвать таксономическую классификацию лекарственных видов семейства Ranunculaceae L. (Chen et al., 2022), а также определение влажности яблок в промышленной сушке со 100 % точностью (Baltacıoğlu, 2024) и быстрое определение размеров и массы плодов (Fedasyuk et al., 2023).

В настоящее время глубокое обучение для распознавания объектов – подраздел искусственного интеллекта (ИИ), является популярной и широко используемой техникой, которая применяется в различных областях, включая биологию (Wei et al., 2018), медицину (Rezaei, Mohseni, 2024) и ряд других. Глубокое обучение – это современный подход ИИ, который вносит большой вклад в контролируемое обучение (Shorten, Khoshgoftaar, 2019). Глубокое обучение способно извлекать более подробную информацию по сравнению с обычными статистическими методами, особенно когда используются расплывчатые или перекрывающиеся данные между объектами, а использование кластерного анализа, метода главных компонент, метода байесовых вероятностей и других статистических подходов не дает желаемого результата.

Материалы и методы

Получение изображений. Для анализа брались целые листовые пластинки прикорневых листьев двух видов прострелов (*Pulsatilla turczaninowii* Krylov et Serg., *P. multifida* (E. Pritz.) Juz.) и гибрида между ними (*P. chemalesis* Zaikov et Shmakov). Каждый образец распаривали и расправляли. Затем происходила его оцифровка с помощью сканера Microtek ObjectScan 1600 (программа Microtek ScanWizard Graph). Всего было получено по 50 изображений листьев *P. turczaninowii*, *P. multifida* и 8 изображений гибрида *P. chemalesis* (рис. 1).

Примеры полученных изображений листьев *P. turczaninowii*, *P. multifida* и *P. chemalensis* приведены на рис. 2.



Рис. 1. Точки сбора исследованного гербарного материала.

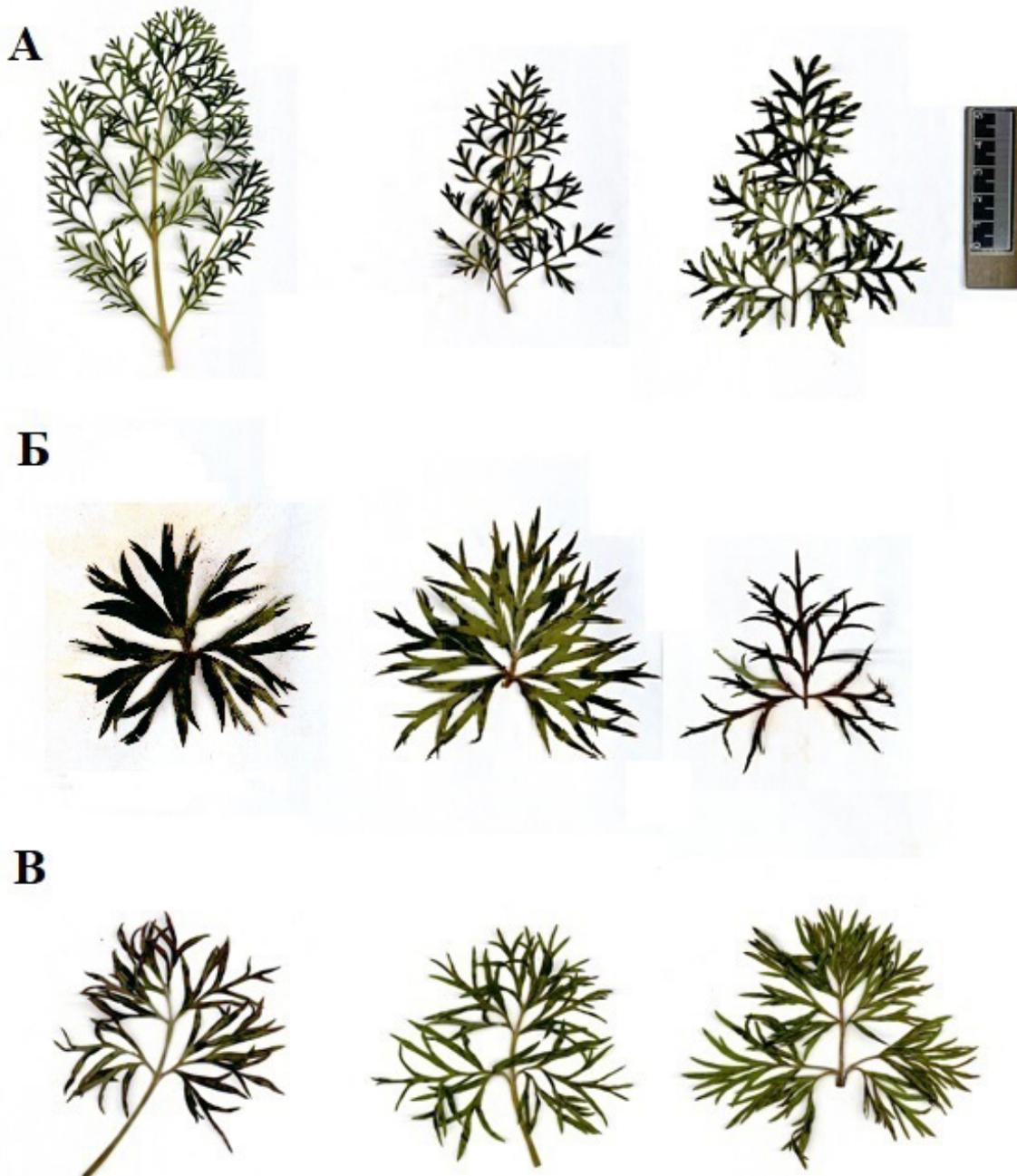


Рис. 2. Примеры листовых пластинок: А – *Pulsatilla turczaninonii*; Б – *P. multifida*; В – *P. chernalensis*.

Обработка данных с использованием ResNet50. Для распознавания образов хорошо подходят сверточные нейронные сети. Практика решения задач компьютерного зрения, в частности задачи классификации, сегодня использует, как правило, подход Transfer Learning (перенос обучения). В этом случае исследователь не строит собственную архитектуру сверточной нейронной сети, а выбирает какую-либо хорошо зарекомендовавшую себя обученную на большом датасете (наборе данных) нейронную сеть. Такие предварительно обученные на наборе данных ImageNet (URL: <https://www.image-net.org/>) нейронные сети решают задачи классификации для 1000 классов. Затем один или несколько последних слоев такой сети заменяются подходящими к решаемой исследователем задаче. В этом случае классифицирующий слой обычно содержит столько нейронов, сколько классов имеется в задаче. После ряда экспериментов для дифференциации представителей рода *Pulsatilla* в данной работе решено было выбрать хорошо зарекомендовавшую себя в задачах компьютерного зрения нейросетевую модель ResNet50 (URL: <https://pytorch.org/vision/main/models/generated/torchvision.models.resnet50.html>); основополагающая статья по архитектуре ResNet принадлежит К. Хе с коллегами (He et al., 2015).

Для изображений листьев *P. turczaninovii*, *P. multifida* и *P. chemalesis* было произведено разделение на обучающие и тестовые данные случайным образом. Поскольку исходный датасет невелик, проводилась его аугментация (обогащение данными): использовались преобразования цветности, яркости и контрастности. Все изображения были приведены к размеру 224 на 224 пикселя и нормализованы. Для контроля возможности переобучения нейронной сети из обучающих данных было выделено 20 % в валидационное множество. Основные гиперпараметры обучения были такими: функция потерь – категориальная кроссэнтропия (CrossEntropyLoss), оптимизатор – AdamW, коэффициент скорости обучения $\text{learning_rate} = 1 \times 10^{-3}$ (постепенно уменьшается до $1,5 \times 10^{-8}$), размер пакета (batch_size) – 32, количество эпох обучения – 1000. В процессе обучения вычислялись следующие параметры на каждой эпохе: Train Loss, Validation Loss, а также метрики Validation F1-Score, Validation Accuracy. В ходе серии экспериментов были подобраны оптимальные гиперпараметры обучения, обеспечивающие максимальные значения F1-Score и Accuracy.

Обработка данных с использованием Google Teachable Machine (TM). Не всегда, имея дело с изображениями, специалист в предметной области имеет возможность привлечь к обработке данных исследователей из сферы компьютерного зрения. Далее покажем, что для быстрого прототипирования решения и определения дальнейшего направления поиска можно использовать веб-сервисы, не требующие глубоких знаний технологий искусственного интеллекта и навыков программирования.

Google TM – это веб-инструмент, который упрощает создание моделей машинного обучения, делая его быстрым и доступным для всех, включая педагогов, специалистов и разработчиков всех видов. TM разработан таким образом, что не требует никаких предварительных знаний в области машинного обучения («Google Teachable Machine», <https://teachablemachine.withgoogle.com/train/image>). Модель Google TM, используемая в этом исследовании, основана на архитектуре MobileNet, легкой сверточной нейронной сети (CNN). С помощью TM пользователи могут обучать компьютеры распознавать изображения, звуки и позы без необходимости писать сложный код машинного обучения. После обучения модели пользователи могут использовать ее в различных проектах, на веб-сайтах, в приложениях и т. д. TM использует TensorFlow.js – библиотеку для машинного обучения на JavaScript. Инструмент позволяет обучать и запускать созданные модели прямо в браузере (Pang et al., 2020). Данное приложение использовано не только в медицинских приложениях (Forchhammer et al., 2022), но и для распознавания растений по гербарным образцам (Malahina et al., 2024), выявления заболеваний яблонь (Odabas et al., 2024), выявления биотического и абиотического стресса томатов по изображениям листьев (Choudhary et al., 2023). Модели, разработанные на основе TM, позволяют выявлять сорта кукурузы с точностью 85–99 % по изображениям семян (Kozan, Akyürek, 2025).

Обработка данных с использованием Personal Image Classifier (PIC). PIC – это интерфейс, который позволяет пользователям обучать пользовательские модели классификации изображений, а расширение MIT APP Inventor позволяет пользователям загружать свои классификаторы изображений для использования в мобильных приложениях (Personal Image Classifier. URL: <https://classifier.appinventor.mit.edu/oldpic/>). PIC позволяет пользователям создавать

модели классификации изображений для распознавания объектов по меткам и делать примеры фотографий объектов с помощью веб-камеры или загружать фотографии. Интерфейс PIC написан на HTML и JavaScript. Приложение размещается с использованием HTTP-сервера на виртуальной машине Linux, предоставленной MIT App Inventor (Kim et al., 2019). Данное приложение ранее успешно использовалось для идентификации бактерий (Rahman et al., 2022), разработке роботизированных систем для выявления заболеваний растений (Xenakis et al., 2022).

Загрузка и маркировка данных ТМ и PIC. Все изображения наборов данных были помечены в соответствии с установленной видовой принадлежностью на основе морфологических признаков. Предполагаемый гибрид был также подтвержден с помощью ISSR-PCR метода и анализа ITS ядерного фрагмента ДНК (Zaikov et al., 2025). Каждая платформа имеет свой способ загрузки и хранения набора данных. В случае платформы ТМ изображения возможно загружать пакетами каждый раз для обучения. Для PIC данные загружаются пофайлово. На всех

платформах данные маркируются в соответствии с классами вручную.

Обработка данных и обучение модели ТМ и PIC. Обучение моделей требует разделения изображений на обучающие, проверочные и тестовые наборы. Для разделения каждого набора данных изображений использовалось соотношение количества обучающих изображений к тестовым 40 : 10, а общее количество было обусловлено наличием гербарных материалов. Всего было выделено 2 класса – *P. turczaninovii* и *P. multifida*. Тестовые данные (по 10 изображений *P. turczaninovii*, *P. multifida* и 8 изображений *P. chemalensis*) не классифицировались и не использовались для обучения модели, а были проанализированы после обучения модели.

Модели ТМ и PIC обучались с использованием одних и тех же изображений, описанных в Таблице 1, с использованием веб-интерфейса. Эти модели не требовали каких-либо специальных применений CPU или GPU. Параметры обучения устанавливались по умолчанию следующие: количество эпох – 150; размер пакета – 16; скорость обучения – 0,001.

Таблица 1. Результаты классификации изображений тестовых образцов *Pulsatilla* (уверенность, %)

Инструментарий					
ResNet 50		Google Teachable Machine		Personal Image Classifier	
Класс					
<i>P. turczaninovii</i>	<i>P. multifida</i>	<i>P. turczaninovii</i>	<i>P. multifida</i>	<i>P. turczaninovii</i>	<i>P. multifida</i>
<i>Pulsatilla turczaninovii</i>					
88	12	100	0	99,8	0,2
77	23	100	0	99,4	0,6
82	18	100	0	100	0
70	30	100	0	100	0
77	23	100	0	100	0
50	50	100	0	100	0
75	25	100	0	100	0
70	30	100	0	99,9	0,1
71	29	100	0	99,5	0,5
54	46	100	0	99,9	0,1
<i>Pulsatilla multifida</i>					
10	90	0	100	0,5	99,5
4	96	0	100	0,4	99,6
21	79	0	100	1,2	98,8
12	88	0	100	0,3	99,7
17	83	0	100	0,3	99,7
32	68	0	100	4,2	95,8
14	86	0	100	0,4	99,6
29	71	0	100	0,2	99,8
18	82	0	100	0,2	99,8
29	71	0	100	1,1	98,9

Таблица 1 (окончание)

Инструментарий					
ResNet 50		Google Teachable Machine		Personal Image Classifier	
Класс					
<i>P. turczaninovii</i>	<i>P. multifida</i>	<i>P. turczaninovii</i>	<i>P. multifida</i>	<i>P. turczaninovii</i>	<i>P. multifida</i>
<i>Pulsatilla chemalensis</i>					
30	70	9	91	34,7	65,3
22	78	5	95	34,6	65,4
31	69	2	98	35,2	64,8
38	62	2	98	17,1	82,9
26	74	5	95	6,7	93,3
26	74	1	99	6,4	93,6
45	55	2	98	14,3	85,7
50	50	3	97	8,6	91,4

Результаты и обсуждение

По результатам обучения моделей получены графики зависимости точности и потерь от количества эпох обучения для ResNet50 (рис. 3) и Google TM (рис. 6). При условии достижения высокого качества обучения моделей компьютерного зрения точность стремится к 1, а потери, отражающие, насколько предсказания модели далеки от истины – стремятся к 0. Приведенные на рис. 3 кривые свидетельствуют о достигнутом высоком качестве классификации по итогам периода обучения. Осциллирующий характер

зависимостей, видимо, объясняется малым объемом исходных данных. На основании того, что значения параметра «Loss» – потери для валидационной кривой ниже соответствующих значений для обучающей кривой, можно утверждать, что нейронная сеть не переобучилась.

Небезынтересно проследить за прохождением сигнала, порожденного входным изображением, на разных участках обученной нейросети. Приведем несколько карт признаков для некоторых матричных фильтров сверточных слоев ResNet на рис. 4.

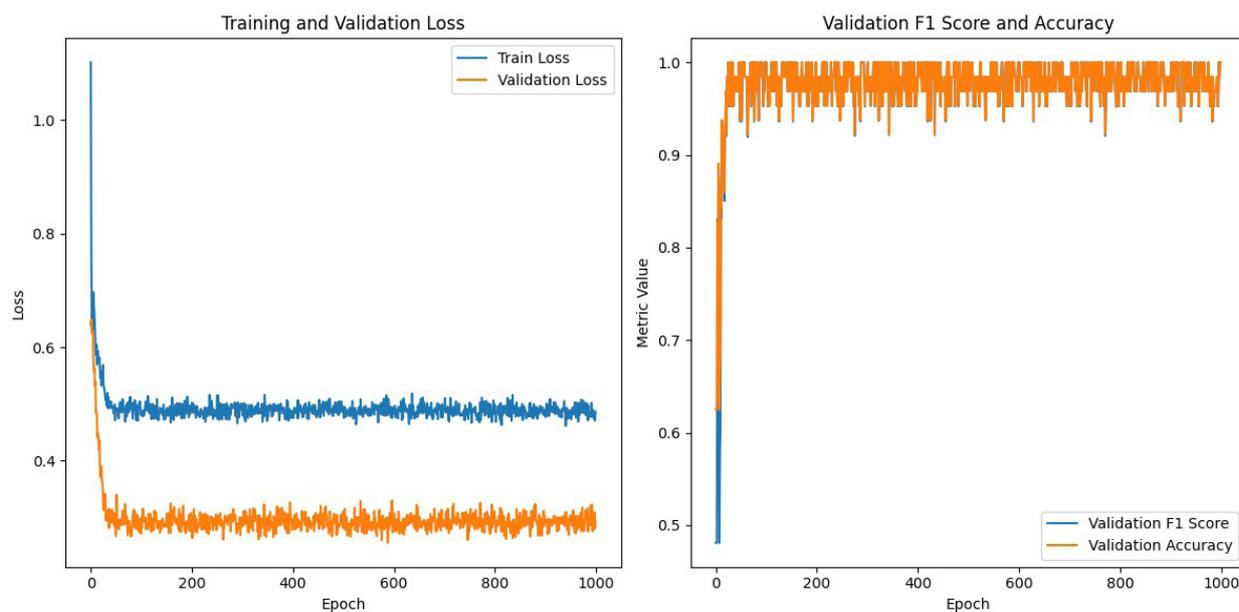


Рис. 3. Графики функции потерь для обучающего и валидационного множества (слева) и кривые F1-Score и Accuracy (точности) для валидационного множества (справа) для ResNet 50.

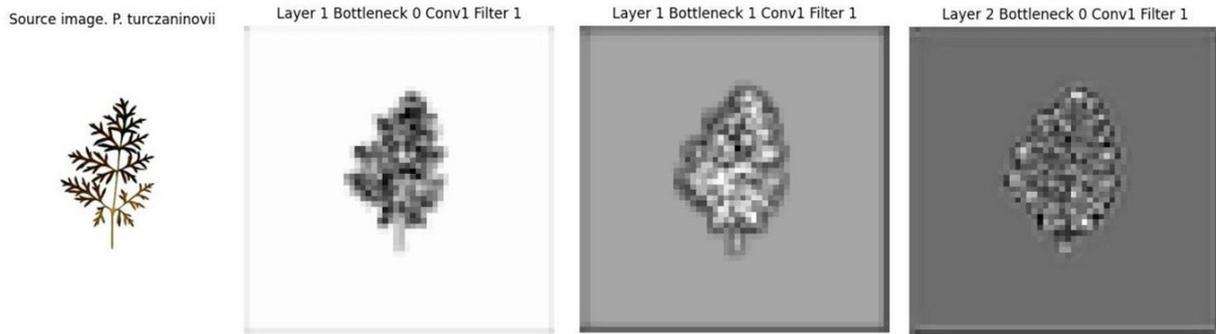


Рис. 4. Исходное изображение (слева) и карты признаков для некоторых матричных фильтров сверточных слоев ResNet, выделенные нейросетью из этого изображения.

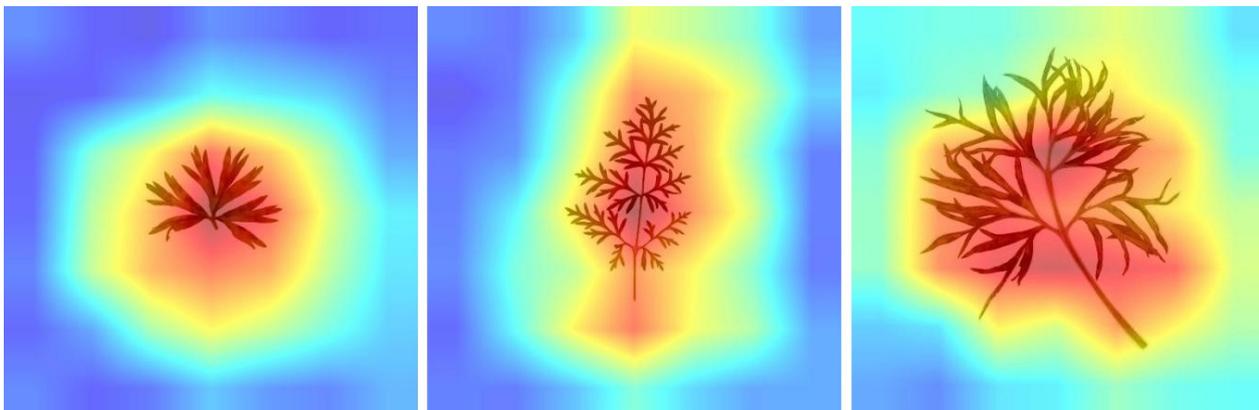


Рис. 5. Применение Grad-CAM для визуализации внимания ResNet50 на морфологических признаках образцов. Слева направо: *Pulsatilla multifida*, *P. turczaninowii*, *P. chemalensis*.

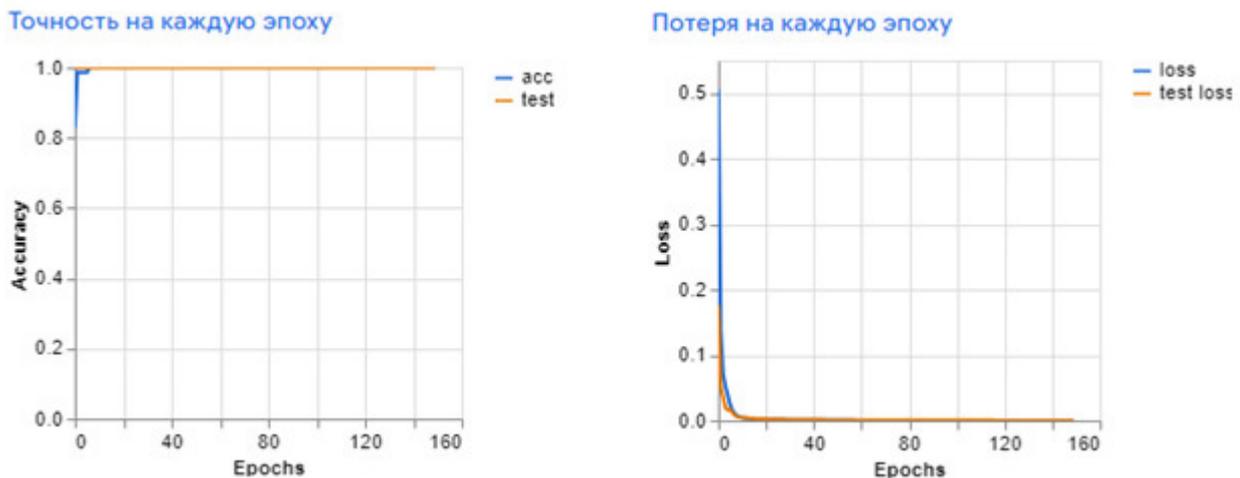


Рис. 6. Точность и потери при обучении модели Google Teachable Machine.

Видно, как нейросеть, сначала концентрировавшаяся на мелких деталях, постепенно выделяет все более крупномасштабные структуры в образах. Еще один способ визуализации того, на какие детали обращает внимание нейронная сеть – Grad-CAM (Selvaraju et al., 2020). На рис.

5 приведены примеры такой визуализации с использованием цветowych градиентов для каждого класса.

На представленном изображении тепловая карта Grad-CAM показывает, что нейронная сеть фокусируется на форме и текстуре листьев

растения, так как эти области окрашены в красный и оранжевый цвет. Это означает, что модель использует эти характеристики для принятия решения о том, к какому классу относится данное растение. Фоновые области, окрашенные в синий цвет, играют меньшую роль в процессе классификации.

Google TM дает возможность оценивать точность и потери на каждую эпоху, отражающие насколько модель дает правильный прогноз в классификации объектов. При количестве эпох больше 5 точность составляла 100 %, а потери практически равнялись 0 (рис. 6). Для модели PIC подобные данные пользователю не доступны, что не позволяет провести оценку точности модели.

Как базовый процесс машинного обучения процесс тестирования был запущен на втором этапе после завершения обучения. Модель была повторно оценена с помощью тестового набора. Самым важным критерием разработанной модели является оценка производительности. Основными параметрами в этой оценке можно назвать матрицу ошибок и точность по классам. Методы дополнения данных гарантировали, что разработанная модель выдаст более точные и чувствительные результаты. Для того, чтобы оценить качество работы обученной модели, к необработанным изображениям, используемым для обучения, были применены вращения, сдвиги, отражения и масштабирования. В этом случае при тестировании выборки из 8 изображений каждого вида точность определения составляла 100 %.

Результаты анализа изображений тестовых образцов, не использованных при обучении модели, приведены в таблице 1. Все 100 % тестовых образцов *P. turczaninovii* и *P. multifida* были классифицированы верно для TM и PIC, причем большее сходство с классом для *P. turczaninovii* дала модель PIC, а для *P. multifida* – модель TM. Дообучение ResNet50 также дало вполне приемлемое качество классификации, особенно в условиях небольшого объема исходных данных. Гибридные образцы были классифицированы

с более низкими значениями уверенности, что указывает на выявленные морфологические различия, не позволяющие однозначно отнести изображения к одному из классов – *P. multifida* или *P. turczaninovii*.

Заключение

Правильная классификация видов *Pulsatilla* важна во многих областях, включая таксономию, флористику, мониторинг и охрану окружающей среды. В данном исследовании для дифференциации родительских видов и гибрида была дообучена модель ResNet50 и результаты ее классификации сравнивались с решениями двух веб-приложений, позволяющих реализовать обучение моделей на основе графического интерфейса – Teachable Machine от Google и Personal Image Classifier. При использовании набора изображений листьев *P. turczaninovii* и *P. multifida* видовая принадлежность тестовых изображений была успешно классифицирована с уверенностью до 100 % с применением TM от Google и PIC и с меньшей уверенностью при применении ResNet50.

Эти результаты показывают, что использование Google TM может увеличить доступность и полезность современной технологии машинного обучения в ботанике. Важными результатами исследования являются высокая точность классификации при малом количестве объектов, а также большой потенциал улучшения путем применения полученных моделей в разработке локальных приложений с удобным интерфейсом, в том числе для полевых исследований.

Благодарности

Исследование выполнено по Программе развития Алтайского государственного университета на 2021–2030 годы в рамках реализации программы стратегического академического лидерства «Приоритет 2030» – проект «ДНК-маркеры хозяйственно ценных, редких и исчезающих видов растений» – В. Ф. Зайков.

REFERENCES / ЛИТЕРАТУРА

- Aichele D., Schwegler H.-W. 1957. Die taxonomie der Gattung *Pulsatilla*. *Feddes Repert.* 60: 1–230.
- Baltacioğlu C. 2024. Prediction of apple drying level by machine learning and electronic nose. *Acta Alimentaria* 53(4): 659–672.
- Chen J., Yang W., Tan G., Tian C., Wang H., Zhou J., Liao H. 2022. Prediction of the taxonomical classification of the Ranunculaceae family using a machine learning method. *New J. Chem.* 46(11): 5150–5161.

- Cheng L., Zhang M., Zhang P., Song Z., Ma Z., Qu H.** 2008. Silver complexation and tandem mass spectrometry for differentiation of triterpenoid saponins from the roots of *Pulsatilla chinensis* (Bunge) Regel. *Rapid Commun. Mass Spectrom* 22: 3783–3790. <https://doi.org/10.1002/rcm.3801>
- Choudhary M., Sentil S., Jones J. B., Paret M. L.** 2023. Non-coding deep learning models for tomato biotic and abiotic stress classification using microscopic images. *Front. Plant Sci.* 14: 1–13.
- Fedasyuk D., Marusenkova T., Hura Y.** 2023. Architecture of mobile application for real-time calculation of fruit and vegetable mass-to-volume ratio. In: *18th International Conference on Computer Science and Information Technologies (CSIT)* (Lviv, October 19–21, 2023). Lviv: IEEE. Pp. 1–4.
- Forchhammer S., Abu-Ghazaleh A., Metzler G., Garbe C., Eigentler T.** 2022. Development of an image analysis-based prognosis score using google's teachable machine in Melanoma. *Cancers* 14(9): 2243.
- Google Teachable Machine** [2025]. URL: <https://teachablemachine.withgoogle.com/train/image> (Accessed 28 February 2025).
- Grey-Wilson C.** 2014. *Pasque-Flowers. The genus Pulsatilla*. Norfolk: "Barnwell Print". 216 pp.
- Hassan S. M., Maji A. K., Jasiński M., Leonowicz Z., Jasińska E.** 2021. Identification of plant-leaf diseases using CNN and transfer-learning approach. *Electronics* 10(12): 1388.
- He K., Zhang X., Ren S., Sun J.** 2015. Deep residual learning for image recognition. *Tech. report.*: 770–778. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1512.03385>
- Ibrahim N. M., Gabr D. G. I., Rahman A. U., Dash S., Nayyar A.** 2022. A deep learning approach to intelligent fruit identification and family classification. *Multimed. Tool. Appl.* 81(19): 27783–27798.
- ImageNet** [2025]. Stanford Vision Lab, Stanford University, Princeton University. URL: <https://www.image-net.org/> (Accessed 20 June 2025).
- Kim S., Seo M., Laptev I., Cho M., Kwak S.** 2019. Deep metric learning beyond binary supervision. In: *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (Long Beach, June 15–20, 2019). Long Beach: IEEE. Pp. 2283–2292.
- Koklu M., Unlarsen M. F., Ozkan I. A., Aslan M. F., Sabanci K.** 2022. A CNN-SVM study based on selected deep features for grapevine leaves classification. *Measurement*. 188: 110425.
- Kozan H. İ., Akyürek H. A.** 2025. Efficient and rapid classification of various maize seeds using transfer learning and advanced AI techniques. *ASEAN J. Sci. Tech. Report. Online* 28(1): e255200. <https://doi.org/10.55164/ajstr.v28i1.255200>
- Li Q.-J., Wang X., Wang J.-R., Su N., Zhang L., Ma Y.-P., Chang Z.-Y., Zhao L., Potter D.** 2019. Efficient identification of *Pulsatilla* (Ranunculaceae) using DNA barcodes and micro-morphological characters. *Front. Plant Sci.* 10: 1196. <https://doi.org/10.3389/fpls.2019.01196>
- Ling Y., Lin Z., Zha W., Lian T., You S.** 2016. Rapid detection and characterisation of triterpene saponins from the root of *Pulsatilla chinensis* (Bunge) Regel by HPLC-ESI/TOF-MS/MS. *Phytochem.* 27: 174–183. <https://doi.org/10.1002/pca.2613>
- Malahina E. A. U., Saitakela M., Bulan S. J., Lamabelawa M. I. J., Belutowe Y. S.** 2024. Teachable machine: optimization of herbal plant image classification based on epoch value, batch size and learning rate. *J. Appl. Data Sci.* 5(2): 532–545.
- Odabas M. S., Şenyay N., Saka S. O.** 2024. Classification of apple diseases and pests using the Google.com Powered Teachable Machine. *JAFAG* 41(2): 66–71.
- Pang B., Nijkamp E., Wu Y. N.** 2020. Deep learning with tensorflow: A review. *J. Educ. Behav. Stat.* 45(2): 227–248.
- Personal Image Classifier** [2025]. URL: <https://classifier.appinventor.mit.edu/oldpic/> (Accessed 28 February 2025).
- Punina E. O., Mikhaylova Yu. V., Shneyer V. S., Krapivskaya E. E., Machs E. M., Rodionov A. V.** 2024. Intra-genomic polymorphism of the 35S rDNA internal transcribed spacers (ITS) in three species and three interspecific hybrids of *Pulsatilla* (Ranunculaceae). *Turczaninowia* 27, 4: 67–85. [In Russian] (Пунина Е. О., Михайлова Ю. В., Шнейер В. С., Крапивская Е. Е., Мачс Э. М., Родионов А. В. Внутригеномный полиморфизм внутренних транскрибируемых спейсеров 35S рДНК (ITS) у трёх видов и трёх межвидовых гибридов *Pulsatilla* (Ranunculaceae) // *Turczaninowia*, 2024. Т. 27, № 4. С. 67–85). <https://doi.org/10.14258/turczaninowia.27.4.8>
- Rahman N. A. A., Rahman R. M. P., Abd R. F., Hasan Z., Izaham R. M. A. R.** 2022. Scan de microbes using MIT app inventor. *Hum. En. Tech.* 1(2): 56–63.
- ResNet50** [2025]. In: *PyTorch Foundation – Linux Foundation*. URL: <https://pytorch.org/vision/main/models/generated/torchvision.models.resnet50.html> (Accessed 20 June 2025).
- Rezaei D., Mohseni F.** 2024. MIT App Inventor: A tool for enhancing technological pedagogical content knowledge. *IJVLMS* 15(1): 107–115.
- Selvaraju R. R., Cogswell M., Das A., Vedantam R., Parikh D., Batra D.** 2020. Grad-CAM: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization. *Int. J. Comput. Vis.* 128: 336–359. <https://doi.org/10.1007/s11263-019-01228-7>
- Shorten C., Khoshgoftaar T. M.** 2019. A survey on image data augmentation for deep learning. *J. Big Data* 6(1): 1–48. <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0>

Sramko G., Laczkó L., Volkova P. A., Bateman R. M., Mlinarec J. 2019. Evolutionary history of the Pasque-flowers (*Pulsatilla*, Ranunculaceae): Molecular phylogenetics, systematics and rDNA evolution. *Mol. Phylogenet. Evol.* 135: 45–61. <https://doi.org/10.1016/j.ympev.2019.02.015>

Stepanov N. V. 2014. Notes about some species of *Pulsatilla* L. (Ranunculaceae) from the Near-Yenisei Sayan Mountains. *Sist. Zametki Mater. Gerb. Krylova Tomsk. Gosud. Univ.* 109: 6–19. [In Russian] (**Степанов Н. В.** Заметки о некоторых видах *Pulsatilla* L. (Ranunculaceae) из приенисейских Саян // Сист. зам. Герб. Томск. ун-та, 2014. Т. 109. С. 6–19).

Suh S. Y., An W. G. 2017. Systems pharmacological approach of *Pulsatilla* radix on treating crohn's disease. *Evid. Based Complement. Alternat. Med.* 2017: 1–21. <https://doi.org/10.1155/2017/4198035>

Tamura M. A. 1991. New classification of the family Ranunculaceae 2. *Acta Phytotax. Geobot.* 42(2): 177–187.

Valuyskikh O. E., Teteryuk L. V., Pylina Y. I., Sushentsov O. E., Martynenko N. A., Shadrin D. M. 2020. Phylogenetic relationships and status of taxa of *Pulsatilla uralensis* and *P. patens* s. str. (Ranunculaceae) in north-eastern European Russia. *PhytoKeys* 162: 113–130. <https://doi.org/10.3897/phytokeys.162.53361>

Wang X., Fan F., Cao Q. 2016. Modified *Pulsatilla* decoction attenuates oxazolone-induced colitis in mice through suppression of inflammation and epithelial barrier disruption. *Mol. Med. Rep.* 14: 1173–1179. <https://doi.org/10.3892/mmr.2016.5358>

Wei T. J., Chang S. W., Abdul-Kareem S., Yap H. J., Yong K. T. 2018. Deep learning for plant species classification using leaf vein morphometric. *IEEE/ACM T Comput. BI* 17(1): 82–90.

Xenakis A., Papastergiou G., Gerogiannis V. C., Stamoulis G. 2020. Applying a convolutional neural network in an IoT robotic system for plant disease diagnosis. In: *11th International Conference on Information, Intelligence, Systems and Applications*. Los Alamitos, IISA. Pp. 1–8.

Xu Q.-M., Shu Z., He W.-J., Chen L.-Y., Yang S.-L., Yang G., Liu Y.-L., Li X.-R. 2012. Antitumor activity of *Pulsatilla chinensis* (Bunge) Regel saponins in human liver tumor 7402 cells *in vitro* and *in vivo*. *Phytomedicine* 19: 293–300. <https://doi.org/10.1016/j.phymed.2011.08.066>

Zaikov V. F., Kechaykin A. A., Kutsev M. G., Dorofeyev V. I., Sinitsyna T. A., Karakulov A. V., Anisimov A. V., Batkin A. A., Pankratov S. Yu., Chupina I. S., Shestakov I. A., Koltunova A. M., Akhmetov A. E., Shmakov A. I. 2025. *Pulsatilla chemalensis* (Ranunculaceae), a new nothospecies from Altai. *Turczaninowia* 28, 2: 127–138. [In Russian] (**Зайков В. Ф., Кечайкин А. А., Куцев М. Г., Дорофеев В. И., Синицына Т. А., Каракулов А. В., Анисимов А. В., Баткин А. А., Панкратов С. Ю., Чупина И. С., Шестаков И. А., Колтунова А. М., Ахметов А. Е., Шмаков А. И.** *Pulsatilla chemalensis* (Ranunculaceae) – новый для науки нотовид с Алтая // Turczaninowia, 2025. Т. 28, № 2. С. 127–138). <https://doi.org/10.14258/turczaninowia.28.2.13>

Zaikov V. F., Kechaykin A. A., Skaptsov M. V., Smirnov S. V., Dorofeyev V. I., Anisimov A. V., Batkin A. A., Pankratov S. Yu., Shmakov A. I. 2024. Revision of the series *Bungeanae* of the genus *Pulsatilla* (Ranunculaceae) based on morphological and molecular genetic data. *Turczaninowia* 27, 2: 71–85. [In Russian] (**Зайков В. Ф., Кечайкин А. А., Скапцов М. В., Смирнов С. В., Дорофеев В. И., Анисимов А. В., Баткин А. А., Панкратов С. Ю., Шмаков А. И.** Ревизия серии *Bungeanae* рода *Pulsatilla* (Ranunculaceae) на основе морфологических и молекулярно-генетических данных // Turczaninowia, 2024. Т. 27, № 2. С. 71–85). <https://doi.org/10.14258/turczaninowia.27.2.9>

Zamels A., Paegle B. 1927. Untersuchungen uber den anatomischen bau der blattstiele in der Gattung *Pulsatilla* Tourn. *Acta Horti Bot. Univ. Latv.* 2: 133–164.