

*А. А. Горбачев\**

## **ПРИМЕНЕНИЕ ТЕХНОЛОГИЙ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ КАЧЕСТВА РАСПОЗНАВАНИЯ БОЛЕЗНЕЙ РАСТЕНИЙ ПО ФОТОГРАФИЯМ ЛИСТЬЕВ**

Текущая диагностика заболеваний сельскохозяйственных культур, основанная на исследованиях, проводимых с участием человека, требует много времени и средств, и, хотя технологии искусственного интеллекта могут повысить эффективность определения заболеваний, большая вариативность симптомов болезней из-за разного возраста инфицированных тканей растений, генетических вариаций и условий освещения снижает точность их детектирования.

В работе приводятся результаты исследований технологий глубокого обучения, которые могут быть использованы в системе распознавания болезней растений по фотографиям листьев с целью повышения качества распознавания.

Были изучены современные архитектуры сверточных нейронных сетей для создания высокоточных решений, включая архитектуры класса ResNet со сжатием и стимуляцией [1] и архитектуры класса EfficientNet [2].

Лучшим решением класса Squeeze-and-Excitation ResNets по результатам экспериментов стала архитектура Se-ResNext50, которая представляет собой нейронную сеть ResNeXt с добавлением шага сжатие-и-стимуляция.

Лучшим решением класса EfficientNet стала архитектура EfficientNetV2. Основным строительным блоком сетей класса EfficientNet является блок MBConv (мобильная обращенная свертка с узким местом), к которому добавлен шаг сжатие-и-стимуляция. Еще одним отличительным аспектом этой архитектуры является использование функции активации Swish вместо ReLU.

Все предобученные модели были взяты из репозитория PyTorch Image Models [2]. Для проведения экспериментов использовался фреймворк PyTorch Lightning. Во время исследования выполнялось обучение моделей с нуля и с использованием трансферного обучения для повышения скорости обучения и точности распознавания с целью

---

\* Работа выполнена под руководством канд. техн. наук, доцента кафедры «Информационные системы и защита информации» ФГБОУ ВО «ТГТУ» А. И. Елисеева.

создания эффективных и небольших моделей для применения их в производственной среде, в том числе в связке с мобильными устройствами. В качестве варианта трансферного обучения использовался способ Noisy Student.

Известно, что производительность методов глубокого обучения улучшается при комбинировании методов аугментирования данных и методов обучения. В исследовании использовались методы манипулирования изображениями, состоящие из изменения яркости, контрастности, насыщенности и оттенка изображения, поворота, горизонтальных и вертикальных отражений (листинг 1) и смешивания. Для реализации методов аугментации за исключением методов смешивания использовался модуль transforms библиотеки torchvision из экосистемы PyTorch.

```
train_transform = tfm.Compose([
    tfm.RandomApply([tfm.ColorJitter(0.4, 0.4, 0.4),
                    tfm.RandomAffine(degrees=10),], p=0.3),
    tfm.RandomHorizontalFlip(p=0.3),
    tfm.RandomVerticalFlip(p=0.3),
    tfm.ToTensor(), tfm.Normalize((0.485, 0.456,
    0.406), (0.229, 0.224, 0.225)),])
```

### Листинг 1 Тренировочные аугментации

Также были протестированы три метода обучения, включая офлайн-обучения, онлайн-обучение и смешанный метод.

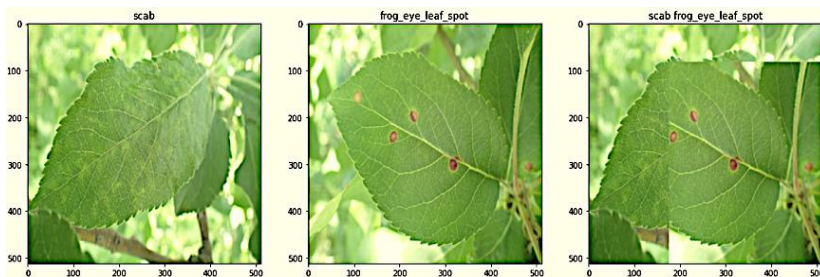
Предложенный метод глубокого обучения был протестирован на двух наборах данных с болезнями листьев яблонь: Plant Pathology 2020 – FGVC7 и Plant Pathology 2021 – FGVC8. Ансамбль из моделей Se-ResNext50 и EfficientNetV2 позволил получить на приватной части указанных выше данных значение метрики  $f1=0.88325$  при значении метрики  $accuracy=0.96241$ .

Набор данных Plant Pathology 2020 состоит из 3 651 RGB-изображения листьев яблонь, пораженных болезнями. В наборе данных Plant Pathology 2021 – FGVC8 было значительно увеличено количество изображений листьев и добавлены дополнительные категории болезней. Набор данных Plant Pathology 2021 – FGVC8 содержит уже около 23 000 высококачественных RGB-изображений болезней листьев яблони. Оба набора данных проаннотированы экспертами. Наборы данных отражают реальные «полевые» сценарии получения фотографий садоводами/фермерами: фон изображений листьев неоднородный,

так как фотографии получены на разных стадиях зрелости плодов яблони и в разное время суток при различных настройках камеры.

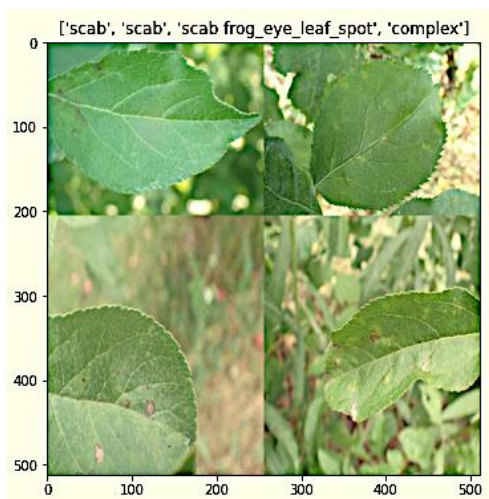
Решаемая задача является задачей многоклассовой multilabel-классификации. Система распознавания болезней растений по фотографиям листьев позволяет детектировать отсутствие заболевания или наличие заболеваний из следующего списка: поражение ржавчинным грибом (ржавчина), поражение мучнисторосяным грибом (мучнистая роса), поражение сумчатым грибом (парша), поражение грибом *Sphaeropsis malorum* (черная гниль). Помимо этого, должна быть выполнена классификация тестового оптического изображения в одну из 12 категорий, представляющих собой комбинации заболеваний, перечисленных выше.

В рамках исследования было выполнено тестирование вариантов смешивания изображений с целью выявления наиболее эффективных аугментаций для задач multilabel-классификации. Установлено, что модифицированный вариант аугментации CutMix [4], учитывающий возможность наличия нескольких одновременных заболеваний (нескольких меток классов), позволяет улучшить обобщающую способность моделей. Пример применения модифицированной аугментации CutMix к паре изображений показан на рис. 1: ‘заболевание1’ + ‘заболевание2’ = ‘заболевание1, заболевание2’.



**Рис. 1. Пример смешивания изображений с использованием модифицированной аугментации CutMix**

Установлено, что модифицированный вариант аугментации Mosaic, учитывающий возможность наличия нескольких одновременных заболеваний, также позволяет улучшить обобщающую способность моделей. Пример применения модифицированной аугментации Mosaic к четверке изображений показан на рис. 2: ‘заболевание1’ + ‘заболевание1’ + ‘заболевание2’ + ‘заболевание3’ = ‘заболевание1, заболевание2, заболевание3’.



**Рис. 2. Пример смешивания изображений с использованием модифицированной аугментации Mosaic**

Ансамбль из моделей Sc-ResNext50 и EfficientNetV2 с применением смешивающих аугментаций позволил получить на частной части датасетов Plant Pathology 2020 – FGVC7 и Plant Pathology 2021 – FGVC8 значение метрики  $f1=0.88548$  при значении метрики  $accuarcy=0.97162$ , что превышает лучшее публичное значение качества моделей, зафиксированное на платформе Kaggle.

### Список литературы

1. Hu J., Shen L., Sun G. Squeeze-and-excitation networks // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. – 2018. – С. 7132 – 7141.
2. Tan M., Le Q. Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks // International Conference on Machine Learning. – PMLR, 2019. – С. 6105 – 6114.
3. URL : <https://github.com/rwightman/pytorch-image-models>
4. Yun S. et al. Cutmix: Regularization strategy to train strong classifiers with localizable features // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. – 2019. – С. 6023 – 6032.

*Кафедра «Информационные системы и защита информации»  
ФГБОУ ВО «ТГТУ»*