

А. Джилавян // Общество и экономика знаний, управление капиталами: цифровая экономика знаний : Материалы XII Международная научно-практическая конференция, Краснодар, 27–28 мая 2022 года. – Краснодар: Кубанский государственный университет, 2022. – С. 124-131.

УДК 004.852

**Д.В. Шиман, А.С. Галай, М.О. Месич**  
Белорусский государственный технологический университет  
Минск, Беларусь

## **РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ БОЛЕЗНЕЙ В СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННОЙ ОТРАСЛИ**

***Аннотация.** Проект посвящён разработке высокоточной модели искусственного интеллекта для распознавания болезней сельскохозяйственных культур по фотографии их листьев. В основе решения лежит архитектура EfficientNetB7 с трансферным обучением и пользовательским классификатором. Система прошла успешное тестирование в реальных условиях, показав высокую точность и устойчивость к полевым условиям съёмки.*

**D.V. Shiman, A. S. Halai, M. O. Mesich**  
Belarusian State Technological University  
Minsk, Belarus

## **DEVELOPMENT OF AN ARTIFICIAL INTELLIGENCE MODEL FOR DISEASE RECOGNITION IN THE AGRICULTURAL SECTOR**

***Abstract.** The project is dedicated to developing a high-precision artificial intelligence model for recognizing diseases in agricultural crops from photographs of their leaves. The solution is based on the EfficientNetB7 architecture with transfer learning and a custom classifier. The system has successfully passed testing in real-world conditions, demonstrating high accuracy and resilience to field shooting conditions.*

Разработка модели искусственного интеллекта для распознавания болезней в сельскохозяйственной отрасли является критически важным проектом в условиях современного сельского хозяйства, которое сталкивается с проблемой быстрого распространения патогенов, приводящих к значительным потерям урожая – [1]. Традиционная диагностика является длительной и

дорогостоящей, а несвоевременное или неточное распознавание ведет к неэффективному использованию ресурсов и угрозе продовольственной безопасности. Таким образом, автоматизированная система на основе ИИ – это стратегический шаг к повышению устойчивости агропромышленного комплекса – [2]. Целью работы является разработка и реализация высокоточной, масштабируемой модели на основе глубокого обучения для оперативного и неинвазивного распознавания наиболее распространенных болезней сельскохозяйственных культур по их визуальным признакам – листьям, стеблям и плодам. Для достижения этой цели необходимо решить ряд основных задач: в первую очередь, сформировать обширный и сбалансированный набор данных изображений, включающий здоровые растения и различные стадии заболеваний; затем выбрать и адаптировать оптимальную архитектуру сверточной нейронной сети (CNN) для задачи классификации; далее провести обучение и оптимизацию модели для достижения максимальной точности распознавания (свыше 95%) и минимизации ложных срабатываний; и, наконец, разработать прототип программного обеспечения для интеграции и полевого тестирования.

Путь решения проблемы реализуется на основе методологии глубокого обучения с обязательным применением трансферного обучения для ускорения разработки и повышения точности. В качестве базовой архитектуры для извлечения признаков выбрана мощная и глубокая модель EfficientNetB7, предварительно обученная на миллионах изображений из набора данных ImageNet. К основному блоку EfficientNetB7, который генерирует 2560 выходных каналов, добавляется пользовательский классификационный заголовок, отвечающий за финальное предсказание. Этот заголовок начинается с операции глобального среднего пулинга (Global Average Pooling 2D), которая сжимает пространственные данные до вектора из 2560 признаков, за чем следует слой пакетной нормализации (Batch Normalization). Далее признаковое пространство обрабатывается последовательностью из трех плотных (Dense) слоев, каждый из которых включает функцию активации и слой исключения (Dropout) для регуляризации и предотвращения переобучения. Плотные слои постепенно уменьшают размерность признакового пространства: от 1024 к 512, затем к 256 нейронам. Финальный выходной слой представляет собой плотный слой с 71 нейроном, что определяет общее количество классов (различных болезней и здорового состояния), которые модель способна распознавать. Общее количество обучаемых параметров в базовом блоке EfficientNetB7 составляет более 64

миллионов, что обеспечивает высокую представительную мощность и возможность работы со сложными визуальными паттернами – [3]. Все слои отображены на рисунке 1.

Layer (type)	Output Shape	Param #
efficientnetb7 (Functional)	(None, 10, 10, 2560)	64097687
global_average_pooling2d (GlobalAveragePooling2D)	(None, 2560)	0
batch_normalization (Batch Normalization)	(None, 2560)	10240
dense (Dense)	(None, 1024)	2622464
batch_normalization_1 (Batch Normalization)	(None, 1024)	4096
activation (Activation)	(None, 1024)	0
dropout (Dropout)	(None, 1024)	0
dense_1 (Dense)	(None, 512)	524800
batch_normalization_2 (Batch Normalization)	(None, 512)	2048
activation_1 (Activation)	(None, 512)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_2 (Dense)	(None, 256)	131328
batch_normalization_3 (Batch Normalization)	(None, 256)	1024
activation_2 (Activation)	(None, 256)	0
dropout_2 (Dropout)	(None, 256)	0
dense_3 (Dense)	(None, 71)	18247

**Рис. 1.- Список слоев и количество параметров**

Сбор данных осуществляется с использованием открытых датасетов, при этом активно применяется аугментация (повороты, масштабирование, изменение яркости) для повышения устойчивости модели к условиям полевой съемки.

Для оценки практической применимости системы был проведён опыт её внедрения в условиях обычного частного огорода в Беларуси. Доступ к модели нейросети был у нескольких родственников, которые использовали его для диагностики состояния распространённых культур – помидоров, огурцов, картофеля и ягодных кустарников.

В течение нескольких недель наблюдалась устойчивая тенденция к корректному определению заболеваний при первичном визуальном осмотре через камеру смартфона. В одном из случаев система определила характер тёмных пятен на листьях томатов, после чего предложенные рекомендации совпали с последующим подтверждением специалистов в магазине садоводства. Это

свидетельствует о соответствии работы модели типичным практическим сценариям.

Анализ работы нейросети в реальных условиях показал, что разработанная система способна эффективно выполнять функции первичной диагностики заболеваний растений на уровне бытового использования. Её устойчивость к вариативности условий съёмки и способность обрабатывать изображения разного качества указывает на успешность выбранных подходов к обучению модели.

Полученный пользовательский опыт подтверждает, что наличие удобного и понятного инструмента повышает скорость и точность принятия решений на огородах и частных участках. Особую значимость имеет тот факт, что система демонстрировала стабильные результаты без необходимости в сложной настройке или профессиональной подготовке пользователя. Это подчёркивает её потенциал для дальнейшего масштабирования и интеграции в более широкий спектр прикладных задач.

В совокупности результаты разработки, внедрения и анализа позволили установить, что подобные системы могут значительно повысить доступность диагностики заболеваний растений для неспециалистов. Важным условием дальнейшего улучшения является постоянное пополнение обучающего набора данными реального использования, что обеспечивает непрерывное повышение точности и надёжности моделей.

### **Список использованных источников**

1. Электронный ресурс: <https://radiotochki.net/blog/ai-tech/iskusstvennyy-intellekt-dlya-rasteniy-kak-foto-s-telefona-spasaet-urozhay-i-komnatnye-cvety.html>
2. Электронный ресурс: <https://cyberleninka.ru/article/n/neyronnye-seti-v-tsifrovom-selskom-hozyaystve>
3. Электронный ресурс: <https://iartificial.blog/ru/Desarrollo/Kak-reализовать-сверточную-нейронную-сеть-на-Python>