

doi: 10.51639/2713-0576_2025_5_1_57

УДК 631.4

ГРНТИ 68.05

ВАК 1.5.19

Мониторинг загрязнения почв с использованием систем ИИ

Игорь Васильевич Кравченко ¹, Лаура Вадимовна Хлыстун ², Юлия Борисовна Щемелева ^{3*}

Филиал Южного федерального университета в г. Геленджике,

Геленджик, Россия

³*da-yula@yandex.ru*

Аннотация

В данной работе рассматривается применение методов искусственного интеллекта (ИИ) для автоматизированного анализа почвы с возможностью не только её классификации по основным типам (глинозем, глины, пески, чернозем), но и определения химического состава. Предложена методика выявления содержания таких элементов, как медь, цинк и другие металлы, на основе комплексного анализа физических характеристик почвы, спектральных данных и алгоритмов машинного обучения.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, анализ почвы, спектральный анализ, идентификация элементов

Введение

Анализ почвенных характеристик играет ключевую роль в сельском хозяйстве, экологии и мониторинге окружающей среды. Традиционные методы исследования почвенного состава, включая лабораторный химический анализ и спектрометрию, требуют значительных временных и финансовых затрат, а также специализированного оборудования [1]. В современных условиях существует необходимость в оперативных методах анализа почвы, обладающих высокой точностью и доступностью для использования в полевых условиях. В связи с этим особый интерес представляет применение методов искусственного интеллекта и машинного обучения, которые демонстрируют высокую эффективность при решении задач классификации и анализа данных [2].

Возможности применения ИИ

Системы искусственного интеллекта могут быть использованы для автоматического распознавания типа почвы на основе изображений, а также для идентификации её химического состава. Однако существующие методы, основанные на компьютерном зрении, сталкиваются с рядом проблем, включая ограниченный набор признаков, недостаточный объем эталонных данных и упрощенные алгоритмы классификации. В результате точность прогнозов остается недостаточной для практического применения в аграрных и экологических исследованиях. Кроме того, мало изучены методы интеграции спектральных характеристик почвы с визуальными признаками, что могло бы значительно повысить точность анализа [1].

Визуальный анализ является одним из базовых этапов диагностики почвенного состава. Важнейшими параметрами, определяющими химическую природу почвы, являются цвет, гранулометрический состав, степень рыхлости и влажности [2]. К примеру, серый или зеленоватый оттенок может свидетельствовать о наличии соединений меди, тогда как жёлто-красные оттенки указывают на присутствие оксидов железа. Чёрный или тёмно-коричневый цвет, как правило, характерен для почв с высоким содержанием органических веществ. Гранулометрический анализ позволяет определить соотношение крупных, средних и мелких частиц, что имеет прямую связь с механическим и химическим составом почвы. Песчаные почвы характеризуются крупнозернистой структурой, в то время как глинистые отличаются мелкозернистой текстурой и высокой пластичностью. Кроме того, способность почвы к слипанию при увлажнении может свидетельствовать о значительном содержании глинистых минералов, а рыхлая структура часто указывает на низкое содержание минералов.

Программная реализация

В данной работе предлагается метод автоматизированного анализа почвы на основе сверточных нейронных сетей (CNN). Разработанная система включает несколько этапов: предварительная обработка изображений, аугментация данных, обучение модели CNN с последующей проверкой её точности на тестовом наборе данных. Для оптимизации точности использовались архитектуры с несколькими сверточными слоями, механизмами пулинга и плотными слоями классификации. В качестве инструмента для реализации предложенной методики применялись библиотеки TensorFlow и Keras, что позволило эффективно обучить модель и провести её тестирование на реальных данных.

На рисунке 1 представлена архитектура модели, использованной в данном исследовании. Она включает три сверточных слоя, что позволяет выделить характерные признаки изображений почвы.

Практическая реализация

Практическая часть исследования включала сбор и предварительную разметку изображений почвенных образцов, генерацию расширенного набора данных с помощью аугментации, обучение нейронной сети и оценку её точности [3].

В результате было установлено, что использование сверточных нейронных сетей позволяет достичь точности классификации порядка 85 %, что является значительным улучшением по сравнению с традиционными методами визуального анализа.

На рисунке 2 представлена схема аугментации изображений. Этот процесс включает нормализацию цветового диапазона, случайные повороты, сдвиги и отражения, что увеличивает вариативность обучающих данных.

График тренировочной точности демонстрирует рост от примерно 0,46 в первой эпохе до 0,85–0,90 к десятой эпохе с отдельными незначительными провалами, обусловленными вариативностью данных при аугментации и процессом оптимизации параметров модели.

Анализ проведенных экспериментов показал, что применение машинного обучения для автоматизации анализа почвы является перспективным направлением, способным существенно сократить время и затраты на исследования.

Будущие исследования могут быть направлены на совершенствование архитектуры модели, расширение базы эталонных данных и разработку мобильных решений для экспресс-анализа почвенных образцов непосредственно в полевых условиях.

```

import numpy as np
from tensorflow.keras.preprocessing import image

# Загрузка и подготовка изображения
img_path = 'archive/Soil Types/Test Soil/test_soil.png'
img = image.load_img(img_path, target_size=(150, 150))
img_array = image.img_to_array(img) / 255.0
img_array = np.expand_dims(img_array, axis=0)

# Предсказание
prediction = model.predict(img_array)
classes = ['чернозём', 'шлаковая почва']
predicted_class = classes[np.argmax(prediction)]

print(f"На фото: {predicted_class} (вероятность: {np.max(prediction):.2f})")

img_path = 'archive/Soil Types/Test Soil/test_soil_1.jpg'
img = image.load_img(img_path, target_size=(150, 150))
img_array = image.img_to_array(img) / 255.0
img_array = np.expand_dims(img_array, axis=0)

```

Рисунок 1 – Архитектура модели CNN

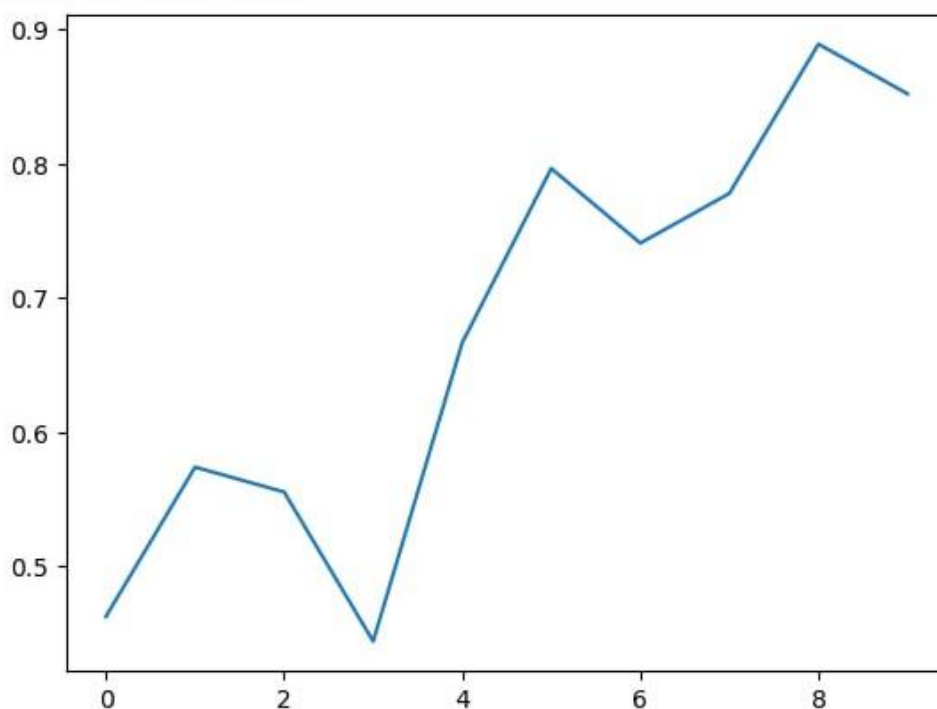


Рисунок 2 – Процесс предобработки изображений почвы

Заключение

Перспективными направлениями дальнейших исследований являются интеграция дополнительных методов спектрального анализа, разработка более точных алгоритмов машинного обучения и создание мобильных решений для оперативного определения химического состава почвы непосредственно в полевых условиях.

Таким образом, внедрение методов искусственного интеллекта в почвенную науку открывает новые возможности для точной и быстрой диагностики состояния почвы. Использование сверточных нейронных сетей в совокупности с современными методами обработки данных позволит значительно повысить точность анализа и сделать процесс оценки почвенных характеристик более доступным и эффективным.

Конфликт интересов

Авторы статьи заявляют, что на момент подачи статьи в редакцию, у них нет возможного конфликта интересов с третьими лицами.

Список источников

1. А.И. Барбашев и др. Оценка устойчивости ячменя к аккумуляции бенз(а)пирена из загрязнённой почвы. // Международный форум "Степная Евразия – устойчивое развитие", Ростов-на-Дону, 2022.
2. Е.В. Антонова. Разработка системы на основе искусственной нейронной сети для распознавания типа почвы по изображению. // Актуальные проблемы авиации и космонавтики, 2018.
3. Жуков, А. А. Разработка мобильной версии экспертной системы принятия решений / А. А. Жуков, А. Ю. Борисов, Ю. Б. Щемелева // Прикладные вопросы точных наук : Материалы VI Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов, преподавателей, Армавир, 28–29 октября 2022 года. – Армавир: Армавирский государственный педагогический университет, 2022. – С. 157-160. – EDN HQCOXO.

Monitoring Soil Pollution Using AI Systems

Kravchenko Igor Vasilyevich¹, Khlystun Laura Vadimovna², Shchemeleva Yulia Borisovna³

¹23rd-year students, Southern Federal University branch in Gelendzhik

³Ph.D., Associate Professor, Southern Federal University branch in Gelendzhik

Southern Federal University

Gelendzhik, Russia

da-yula@yandex.ru

Abstract

This study explores the application of artificial intelligence (AI) methods for automated soil analysis, enabling not only classification by major soil types (alumina, clay, sand, chernozem) but also determination of chemical composition. A methodology is proposed for detecting the content of elements such as copper, zinc, and other metals based on a comprehensive analysis of soil physical characteristics, spectral data, and machine learning algorithms.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, soil analysis, spectral analysis, element identification