

А. Ю. Мельничук¹, М. А. Баширов¹✉

Технология обработки космических снимков с идентификацией неиспользуемых сельскохозяйственных земель

¹Институт «Агротехнологическая академия» ФГАОУ ВО «Крымский федеральный университет имени В.И. Вернадского», г. Симферополь, Российская Федерация
e-mail: bashirov_m@mail.ru

Аннотация. В статье рассматривается технология машинного обучения для распознавания неиспользуемых земель сельскохозяйственного назначения на примере спутниковых снимков европейской программы Sentinel-2 полученных из открытых источников. В процессе обучения нейронная сеть последовательно адаптировала внутренние параметры под решаемую задачу. При построении модели учитывались региональные закономерности вегетационных процессов. Полученные в ходе применения разработанной модели результаты использованы для оценки неиспользуемых земель.

Ключевые слова: ввод земель в оборот, неиспользуемые сельскохозяйственные земли, автоматизированное выявление, дистанционное зондирование, машинное обучение, спутниковые данные

A. Yu. Melnichuk¹, M. A. Bashirov¹✉

Technology for processing satellite images with identification of unused agricultural lands

¹Institute «Agrotechnological Academy» of the Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education «V.I. Vernadsky Crimean Federal University»,
Simferopol, Russian Federation
e-mail: bashirov_m@mail.ru

Abstract. The article discusses a machine learning technology for recognizing unused agricultural lands using satellite images from the European Sentinel-2 program obtained from open sources. During the training process, the neural network consistently adapted its internal parameters to the task at hand. Regional patterns of vegetation processes were taken into account when building the model. The results obtained from applying the developed model were used to assess unused agricultural lands.

Keywords: bringing agricultural land into use, unused agricultural lands, automated detection, remote sensing, machine learning, satellite data

Введение

Согласно официальным сведениям, масштаб неиспользуемых сельскохозяйственных угодий в регионе остаётся весьма ощутимым. Около 170 тыс. гектаров земель аграрного назначения не задействованы по прямому назначению, что составляет 19% от общей площади сельскохозяйственных угодий Республики Крым [1]. Из них около 60 тыс. га отнесены к первоочередным для вовлечения в хозяйственный оборот, тогда как ещё 64 тыс. га допускается вернуть в производственный

цикл при условии проведения культуртехнических работ [2, 3]. Отдельную категорию образуют не востребованные земельные доли площадью свыше 19 тыс. га: с 2025 года их переход в муниципальную собственность осуществляется в упрощённом порядке.

За десятилетний период – с 2014 по 2024 год – площадь активно эксплуатируемых сельскохозяйственных земель в Крыму увеличилась с 530 тыс. га до 830 тыс. га. Что касается заброшенных угодий, к ноябрю 2025 года из общего массива в 44 тыс. га около 39 тыс. га уже возвращены в муниципальную собственность.

Технология идентификации неиспользуемых сельскохозяйственных земель по космическим снимкам – это многоэтапный процесс, который объединяет анализ спектральных характеристик растительности, временные ряды данных и математические модели.

Геоинформационная диагностика служит одним из ключевых инструментов контроля за состоянием сельскохозяйственных угодий, где данные дистанционного зондирования Земли выступают главным источником пространственной информации, охватывающей обширные площади. Материалы съёмки со спутников Sentinel, Landsat и ряда аналогичных платформ обеспечивают достаточное разрешение для формирования изображений земной поверхности по различным сочетаниям спектральных каналов. На основе этих данных рассчитывается вегетационный индекс NDVI, применение которого позволяет выявлять дешифровочные признаки неиспользуемых сельскохозяйственных земель и устанавливать период их выведения из оборота [4, 5, 6, 7].

Выявление неиспользуемых сельскохозяйственных угодий по данным дистанционного зондирования строится на алгоритмах машинного обучения, способных в автоматическом режиме распознавать диагностические признаки таких территорий. Спутниковые данные при этом трансформируются в рабочий инструмент, пригодный для возврата неиспользуемых земель в сельскохозяйственный оборот. Переход от классических аналитических методов к высокоавтоматизированным системам на базе искусственного интеллекта (ИИ) позволит превращать спутниковые данные в практический инструмент для вовлечения неиспользуемых земель сельскохозяйственного назначения в оборот.

Мониторинг небольших контуров сельскохозяйственных угодий нередко строится на сочетании нескольких методов, среди которых аэрофотосъёмка с использованием БПЛА, оснащённых мультиспектральными камерами, позволяет получать детализированные данные об отдельных участках. Для установления правообладателей земельных участков используются кадастровые данные.

Целью данной статьи является разработка методики, позволяющей распознавать посевы сельскохозяйственных культур и выявлять земли сельскохозяйственного назначения, выведенные из оборота. При построении модели учитывались региональные закономерности вегетационных процессов. Полученные в ходе применения разработанной модели результаты использованы для оценки неиспользуемых земель.

Методы и материалы

Пространственный анализ выполнялся в геоинформационной системе QGIS – программном обеспечении с открытым исходным кодом, рассчитанном на работу с большими массивами геоданных. Спутниковые снимки европейской программы Sentinel-2 послужили основой дистанционного мониторинга: данные этой системы отличаются регулярностью получения и пространственным разрешением 10 м/пиксель [8]. Для более детального анализа применяются коммерческие снимки высокого и сверхвысокого разрешения (от 2 до 10 метров, а иногда и выше) [9].

Подготовка спутниковых материалов к анализу предполагала несколько последовательных процедур. Радиометрическая и атмосферная коррекция устраняла искажения, связанные с условиями съёмки, после чего из массива исключались участки, затронутые облачностью и тенями от неё. Приведённые к единому формату данные разбивались на небольшие фрагменты, пригодные для формирования обучающей выборки.

Выявление неиспользуемых угодий строится на сопоставлении характеристик конкретного участка с некоторым эталонным состоянием – задача, которую берёт на себя обученная модель: нейронная сеть либо иной алгоритм машинного обучения. Ключевыми диагностическими признаками служат состав и характер растительного покрова (присутствие сорных и древесно-кустарниковых видов) [10], отсутствие следов механической обработки почвы, а также визуально фиксируемые изменения структуры и колористики поля относительно активно возделываемых территорий. Именно на различении подобных паттернов и строится обучение модели: алгоритм осваивает разграничение неиспользуемых площадей и иных категорий земель. Применение такого подхода сокращает временные затраты на анализ и одновременно устраняет влияние субъективных оценок [11].

При машинном обучении алгоритмы – в частности, метод случайного леса (Random Forest) – проходят обучение на размеченных снимках, где статус каждого поля (используемое либо заброшенное) заранее установлен, после чего модель самостоятельно классифицирует полученные закономерности на новые территории. Достижимая при этом точность категоризации составляет порядка 92% [8].

На стадии обучения нейронная сеть последовательно адаптирует внутренние параметры под решаемую задачу. Работа ведётся с размеченными наборами данных: каждому пикселю или фрагменту снимка присваивается определённая категория – обрабатываемое поле, заброшенный участок, лесной массив. Итеративный характер процесса многократно «прогоняет» обучающие примеры, в ходе которого веса модели корректируются так, чтобы расхождение между получаемым прогнозом и эталонной разметкой последовательно сокращалось [12].

Получаемый нейросетью выходной результат – в частности, пиксельная маска – как правило содержит шумовые артефакты и случайные выбросы, требующие устранения. Верификация представляет собой завершающую процедуру: эксперты-дешифровщики выборочно проверяют полученные данные, подтверждая их достоверность.

Нейросетевые технологии в данном контексте выполняют функцию, выходящую за рамки простой фиксации нарушений: на их основе, формируются управленческие решения регионального масштаба, направленные на возвращение деградированных угодий в сельскохозяйственный оборот.

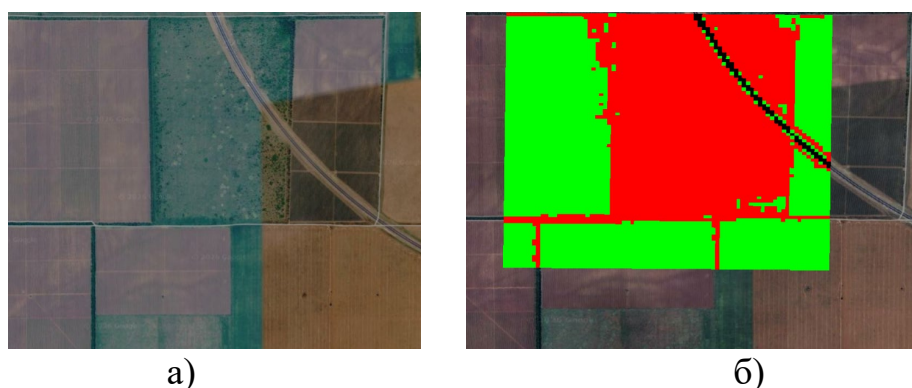


Рис. 1. Результат машинного распознавания неиспользуемого участка земель сельскохозяйственного назначения

а) исходный файл, б) фрагмент полученный в результате автоматического распознавания

Заключение

Нейросетевые сервисы способны за короткое время обрабатывать значительные объёмы данных, достигая точности классификации участков до 95%, однако результат напрямую зависит от качества обучающих выборок. Верификация полученных данных осуществляется методом визуального дешифрирования – оно позволяет сформировать целостное представление об исследуемой территории, но предъявляет высокие требования к квалификации специалистов и сопряжено со значительными трудозатратами.

Авторами разработаны и проверены на практике подходы к формированию региональных образцов – как освоенных, так и неиспользуемых земель сельскохозяйственного назначения. Такие эталоны позволят в автоматическом режиме фиксировать территории, где динамика растительного покрова выходит за пределы характерных значений: отклонение от типичной картины вегетации служит одним из диагностических признаков фактического неиспользования угодий.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Более 170 тысяч га сельскохозяйственных земель не используется в Крыму – Текст: электронный: <https://c-pravda.ru/news/2024-11-15/bolee-170-tysyach-ga-selskokhozyajstvennykh-zemel-ne-ispolzuetsya-v-krymu> (дата обращения 15.05.2026).
2. В Крыму насчитывается больше 170 тысяч гектаров неиспользуемых сельхозземель – Текст: <https://www.crimea.kp.ru/online/news/6091473/> (дата обращения 15.05.2026).
3. В Крыму не используется порядка 19% сельхозземель – Текст: <https://kvedomosti.ru/?p=1163842#respond> (дата обращения 15.05.2026).
4. Терехин Э. А. Особенности многолетней динамики вегетационного индекса залежных земель на территории Центрального Черноземья // Региональные геосистемы. – 2021. Т. 45, № 4. С. 505–515. Текст : непосредственный.

5. Выявление разновозрастных залежей на эрозионно-опасных территориях юга Западной Сибири с применением геоинформационных технологий / Е. А. Сайб [и др.] // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2020. Т. 17, № 4. С. 129–136. Текст : непосредственный.
6. Дергунов А. В., Краснощекоев К. В., Трубников Ю. Н. и др. Геоинформационная диагностика залежных земель Зареченского стационара ФИЦ КНЦ СО РАН методами ДЗЗ // Проблемы плодородия почв в современном земледелии. Красноярский научно-исследовательский институт сельского хозяйства – обособленное подразделение ФИЦ КНЦ СО РАН. – 2024. С. 408–412. DOI: 10.52686/9785605087878_408 – Текст: https://www.ebsvkr.ru/ru/nauka/conference_article/12276/view (дата обращения: 15.05.2026).
7. Трубников Ю. Н., Дергунов А. В., Краснощекоев К. В. и др. Диагностика залежных земель и агроценозов методами дистанционного зондирования Земли и геоинформационных технологий // Вестник КрасГАУ. 2024. № 5. С. 108–115. DOI: <https://doi.org/10.36718/1819-4036-2024-5-108-115> Текст : непосредственный.
8. Дубровин К. Н., Илларионова Л. В., Степанов А. С. Решение задач идентификации сельскохозяйственных культур и актуализации границ сельскохозяйственных полей (на примере Хабаровского муниципального района) // Вестник СГУГиТ. – 2025. – Т. 30, № 1. – С. 48–58. – DOI 10.33764/2411-1759-2025-30-1-48-58 Текст : непосредственный.
9. Применение спутниковых данных для муниципального контроля и мониторинга вовлечения неиспользуемых сельскохозяйственных земель – Текст: <http://conf.rse.geosmis.ru/thesisshow.aspx?page=338&thesis=10990> (дата обращения: 15.05.2026).
10. «Поехали!» Космические технологии на службе Россельхознадзора – Текст: <https://69.fsvps.gov.ru/news/poehali-kosmicheskie-tehnologii-na-sluzhbe-rosselkhoznadzora/> (дата обращения: 15.05.2026).
11. Ладанова Е. О., Никулин В. В. Апробация нейросетевых моделей при решении проектно-ориентированных задач анализа земель // Искусственный интеллект и принятие решений. – 2025, № 2, С. 51–59 Текст : непосредственный.
12. Agricultural Fields Segmentation on Satellite Images Using Convolutional Neural Networks / Larionov R., Kotov N., Priorov A., Semenov A. // 2021 IEEE East-West Design and Test Symposium, EWDTS 2021 - Proceedings. – 2021.

© А. Ю. Мельничук, М. А. Баширов, 2026