

# ИДЕНТИФИКАЦИЯ НЕИСПОЛЬЗУЕМЫХ ЗЕМЕЛЬ НА СНИМКАХ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ

*Леванков А.Н.*

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники  
г. Минск, Республика Беларусь*

*Дудкин А.А. – проф. Кафедры ЭВМ, д. т. н, проф.*

В данной работе решается задача идентификации неиспользуемых и залежных (заброшенных) земель на снимках дистанционного зондирования Земли. Объектом исследования являются многоспектральные снимки полученные при помощи космических спутников Sentinel и Landsat. Формируется обучающая выборка, на основе которой создаётся нейросетевой алгоритм идентификации и строится карта неиспользуемых земель.

Залежные земли – это выведенные из севооборота участки бывшей пашни. После прекращения сельскохозяйственной деятельности на них начинает формироваться естественный растительный покров. В отличие от обрабатываемых земель по залежам не ведется подробной статистики. Решение задачи автоматического определения залежных земель может быть особенно важно для территории Республики Беларусь. В период 80-90х годов 20 века большие площади сельскохозяйственных земель республики стали заброшенными и неиспользуемыми. Причиной этому

были авария на Чернобыльской АЭС, в результате чего обширные земли были выведены из оборота в следствии их загрязнения радионуклидами, а также ослабление экономических связей с республиками, раньше входившими в состав СССР. Уменьшение сельского населения, его отток в города, привел к недостатку рабочей силы в сельской местности. В результате всех этих факторов многие земли были заброшены. Со временем, уменьшение радиационного загрязнения и увеличение экономической активности даёт повод задуматься об экономической целесообразности возвращения залежных земель в сельскохозяйственный оборот.

Точное земледелие является одним из инструментов ведения эффективного сельского хозяйства. Его применение предполагает наличие точной и актуальной информации о состоянии растительности и почв. Такую информацию можно получить при помощи геоинформационных технологий и снимков дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ). Проблемой является размер данных снимков. Например, у спутника Landsat-8 размер изображений достигает 120 мегабайт для каждого из 11 отдельных спектральных каналов. Встаёт вопрос о том, как эффективно обработать такие большие объёмы данных.

Для анализа состояния растительности широко применяют вегетационные индексы. Это показатель, рассчитываемый в результате операций с разными спектральными диапазонами ДЗЗ, и дающий информацию о параметрах растительности в данном пикселе снимка. Наибольшую информацию о состоянии растительности дают спектральные каналы красного и ближнего инфракрасного диапазонов, так как на красную зону спектра (0,62–0,75 мкм) приходится максимум поглощения солнечной радиации хлорофиллом, а на ближнюю инфракрасную зону (0,75–1,3 мкм) – максимальное отражение энергии клеточной структурой листа [1]. На основе данных этих каналов вычисляют нормализованный вегетационный индекс (NDVI), который чаще всего применяется при исследовании силы вегетации растений.

На данный момент существуют работы позволяющие отделить залежные земли от пашни на снимках ДЗЗ с использованием метода дискриминантного анализа [2]. Сущность метода заключается в расчете классификационных функций, которые вычисляют значения, позволяющие отнести объект к тому или иному классу. Применительно к проблеме дистанционного выделения залежей или пашни такими переменными могут выступать значения NDVI, вычисленные по снимкам поверхности, сделанным в течении всего вегетационного сезона. Точность выявления достигает 70%.

Однако последние достижения в использовании нейросетей (НС) показывают, что их использование может повысить как точность распознавания, так и в большей мере автоматизировать процесс. Как показали предыдущие исследования в распознавании здоровой и слабой растительности, использование значений NDVI для построения на их основе нейросетевой модели может быть эффективно использовано для построения карт сельскохозяйственных полей [3, 4].

Рабочая гипотеза предполагает, что совокупность сезонных значений NDVI для залежных земель отличается от таковых у обрабатываемых земель. В связи с тем, что спектр залежи большую часть вегетационного периода слабо отличается от обычного поля, был выбран подход к получению серии снимков, сделанных на протяжении всего вегетационного периода. Будем исходить из того, что спектральный отклик залежи на протяжении года будет более равномерен и стабилен, чем спектр пахотного поля. Хотя бы раз в год в спектре пашни могут быть обнаружены признаки недавней распашки. Вероятность его обнаружения увеличивается в осенний период, когда сельскохозяйственные земли резко меняют спектральный отклик в следствии распашки или уборки урожая. Данный подход был описан в работе Терёхина Э.А. [2]. Однако вместо статистического анализа и расчёта дискриминантных функций, которые классифицируют поля и залежи, текущая работа предусматривает создание и обучение нейронной сети, которая способна самостоятельно идентифицировать неиспользуемые земли на снимках ДЗЗ.

Цель настоящей работы заключается в оценки возможностей автоматизированного выявления неиспользуемых и залежных земель с помощью нейросетевого алгоритма, обученного на собранном массиве данных, а также демонстрация большей эффективности данного подхода по сравнению с расчётом на основе дискриминантного анализа.

Исходные данные для идентификации – растровые изображения земельных участков, результат идентификации – изображения с выделенными на них неиспользуемыми сегментами.

При этом необходимо решить следующие задачи:

- Снимки разнесённые во времени могут иметь разный угол наклона к меридиану и смещение относительно центра, поэтому требуется предварительная коррекция размеров участка сфотografiрованной территории и его поворота. Эти действия необходимы для того, чтобы пиксели, соответствующие одним и тем же координатам, совпадали на различных снимках.
- Произвести вычисление нормализованного относительного индекса биомассы NDVI для каждого снимка. Данный этап может быть выполнен с помощью программы геоинформационной обработки данных ArcGIS.
- На основе полученных значений NDVI для каждого пикселя изображений обучающего набора данных сформировать вектор, состоящий из сезонных значений NDVI.

- Определить архитектуру нейронной сети и обучить её на наборе сформированных пар <вектор сезонных значений NDVI, идентификатор класса>, где идентификатор класса принимает единичное значение, если пиксель принадлежит искомому сегменту, иначе - нулевое.

Обученная НС далее используется для попиксельного распознавания заброшенных полей. Точность может быть повышена при использовании ансамбля НС.

Архитектура нейросетевой модели представляет собой перцептрон с одним скрытым слоем и нелинейной функцией активации гиперболический тангенс. Обучение производится по методу обратного распространения ошибки. Размер входного слоя НС определяется размерностью вектора сезонных значений NDVI. Размерность скрытого слоя выбирается эмпирически. Размер выходного слоя равен 2, где одно значение соответствует классу залежных земель, а второе всем остальным. Исходными данными для алгоритма является обучающая выборка с изображениями полей размером порядка 1000 элементов.

В результате исследования были сделаны следующие выводы:

- Алгоритм предусматривает сбор и использование данных о состоянии вегетации полей на протяжении одного вегетационного сезона. Необходим анализ спектральных характеристик полей на разных этапах вегетационного периода с целью обнаружения спектра почвы, который отличает распахиваемые земли от неиспользуемых.
- Использование нейросетевой модели позволяет повысить точность дистанционных методов мониторинга сельскохозяйственных полей по сравнению с методами, основанными на использовании дискриминантного анализа, а также добиться большей автоматизации процесса.

**Список использованных источников:**

1. Чаюк А.И., Клебанович Н.В. Оценка динамики состояния растительности с использованием вегетационных индексов
2. Терехин, Э.А. Распознавание залежных земель на основе сезонных значений вегетационного индекса NDVI / Э.А. Терехин // Компьютерная оптика. – 2017. – Т. 41, № 5. – С. 719-725.
3. Ганченко В.В., Дудкин А.А., Марушко Е.Е. Построение карт сельскохозяйственных полей по аэрофотоснимкам различного спектрального диапазона для систем точного земледелия
4. Ганченко В.В., Дудкин А.А. Распознавание состояния сельскохозяйственной растительности по данным аэрофотосъемки на основе сверточных сетей