

РАЗРАБОТКА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ МЕТОДОВ АНАЛИЗА СОСТОЯНИЙ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫХ ПОЛЕЙ НА ОСНОВЕ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПОВЕРХНОСТИ ЗЕМЛИ

Болодурина И.П., Парфёнов Д.И.

Оренбургский государственный университет, Россия, г. Оренбург, пр. Победы д. 13
Федеральный научный центр биологических систем и агротехнологий РАН,
Россия, г. Оренбург, ул. 9 Января д. 29
prmat@mail.osu.ru

Аннотация: Одним из наиболее важных направлений применения интеллектуальной обработки изображений является «умное» сельское хозяйство. Цифровая обработка исходных данных позволяет сократить расходы, связанные с выращиванием культур. На основе исходных данных, получаемых с исследуемого участка земли современные прикладные системы позволяют осуществлять не только мониторинг, но и прогнозирование урожайности. В свою очередь своевременный сбор данных позволяет усилить контроль за проводимыми сельскохозяйственными операциями. В рамках настоящего исследования предполагается комплексировать данные, получаемые из геоинформационных систем с данными фотоснимков, полученных с беспилотных летательных аппаратов. Для получения необходимой информации в рамках настоящего исследования предложен подход, основанный на совместном использовании нейросетевых технологий и фотограмметрии. При этом основной проблемой является построение классификаторов состояния сельскохозяйственных посевов для определения требуемых сельхоз операций и корректировки технологических процессов выращивания зерновых культур. Экспериментальная настройка классификаторов должна основываться на анализе цветовых характеристик, как отдельных областей, так и полей в целом по изображениям, полученным в разные интервалы времени и различных условиях съемки. В рамках исследования предложен метод обнаружения областей, требующих дополнительной точечной сельскохозяйственной обработки посевов. Разработанный метод реализован в алгоритме сегментации аэрофотоснимков, получаемых с беспилотных летательных аппаратов, и применяется в системе принятия решений, являющейся частью комплекса для умного сельского хозяйства.

Ключевые слова: цифровая обработка данных, анализ изображений, умное сельское хозяйство.

Введение

В настоящее время автоматическая цифровая обработка изображений, в том числе распознавание и выделение образов является актуальной задачей для различных областей науки и техники. Методы интеллектуального анализа изображений могут применяться как для вопросов обеспечения безопасности на заданном исследуемом участке, в том числе анализ плотности потоков трафика в дорожной сети, так и для поиска очагов возникновения пожаров в лесных массивах [1]. Тем не менее, наиболее востребованной областью применения интеллектуального анализа изображений является сельское хозяйство. В рамках данного направления активно развивается внедрение систем "умного" земледелия (Smart farming). Основной задачей таких систем является переход к высокопродуктивному сельскому хозяйству. Традиционный подход к оценке состояния посевов сельскохозяйственных культур основывается в первую очередь на результатах визуального осмотра, а так же сборе анализе значительного количества разнородных данных. Для получения исходных изображений, как правило, используют данные аэрофотосъемки исследуемой местности. Это обусловлено тем, что для эффективного анализа данных необходимо получать изображения в высоком разрешении. Однако такой подход является экономически не эффективным. В первую очередь это обусловлено тем, что получаемые с его помощью данные могут иметь значительный временной лаг [2]. Во вторых зачастую получаемые данным способом снимки имеют сильную зависимость от погодных условий. В третьих даже при благоприятных условиях съемки полученные снимки местности достаточно сильно зашумлены перекрывающей поверхностью земли облачностью. В подавляющем большинстве случаев перекрытие составляет до 30%, что не позволяет получать достоверную картину о состоянии посевов и полей [3]. Перечисленные факторы могут негативно сказываться на целевом планировании и полученных результатах в рамках организации традиционных сельскохозяйственных операций. Поэтому в рамках настоящего исследования планируется использовать экономичный и эффективный метод сбора данных дистанционного зондирования, основанный на использовании беспилотных летательных аппаратов (БПЛА).

Современные БПЛА обладают достаточной грузоподъемностью и маневренностью для организации съемки с относительно не большого расстояния от земной поверхности. При этом имеющееся навесное оборудование для фото и видеофиксации позволяет получать снимки заданной территории с сопоставимым или большим разрешением. Еще одним неоспоримым преимуществом использования БПЛА в рамках систем Smart farming является возможность получать исходные данные с более высокой частотой. Это существенно сокращает временной лаг и позволяет более эффективно планировать сельскохозяйственные операции.

Для организации сельскохозяйственных операций в рамках Smart farming необходимо решить задачу выделения характерных областей на полученных изображениях. Для решения проблемы сегментации сельскохозяйственных полей планируется использование подхода, основанного на применении нейронных сетей.

Алгоритм кластеризации на основе сверточной нейронной сети для сегментации участков полей для повышения эффективности сельскохозяйственных операций

Для организации процесса планирования обработки исходных данных в рамках настоящего исследования разработан алгоритм идентификации сегментов на цветных изображениях и составление план-схемы для корректировки сельскохозяйственных операций.

Одним из успешных методов, используемых при обработке изображений, в том числе растительности, является сверточная нейронная сеть. При этом основной проблемой является построение классификаторов состояния растительности. Экспериментальная настройка классификаторов должна основываться как на анализе цветовых характеристик отдельных растений, так и полей в целом по изображениям, полученным с разных высот при различных условиях съемки.

Задачей алгоритма является получение из исходного RGB изображения сельскохозяйственного поля *Iorig* такое изображение *Iresult*, где каждый пиксель *Iresult(x,y)*. При построении классификатора будем использовать набор из четырех классов: «растительность», «измененная растительность», «почва без посевов», «шум».

В качестве исходного набора данных для анализа поверхности земли в настоящем исследовании использовались фотоснимки экспериментального участка поля засаженного пшеницей, полученные при съемках с БПЛА. В состав набора данных входят 1200 цветных изображений с разрешением 4096 × 3072 px. Съемка экспериментального участка поля проводилась с мая по сентябрь 2018 года, ежедневно с 8 до 16 часов с интервалом в 1 час. В дополнении к полученным снимкам был сформирован запрос и получен набор данных MODIS для данного участка поверхности земли. В результате развития состояния посевов в заданной области происходили изменения, связанные с традиционными сельскохозяйственными операциями. Выявлено что часть операций приводит к изменению цвета растения. Кроме того при получении исходных данных на исследуемой поверхности могут находиться посторонние объекты создающие естественный шум при анализе изображений. Наличие объектов таких типов на изображении приводит к искажению нормализованной редуцированной гистограммы идеального типового объекта, что используется в качестве основы для классификации.

Предлагаемый подход основан на использовании механизмов сверточной нейронной сети. В рамках данного подхода реализована следующая последовательность действий:

Шаг 1: Все исходные изображения предварительно проходит предобработку, для выравнивания и коррекции цветности, а так же геометрии поля. Это позволяет исключить ложных искажений изображений, что в конечном итоге положительно сказывается на классификации.

Шаг 2: Проводится свертка изображения, для сокращения набора признаков и уменьшения объема информации.

Шаг 3: Осуществляется локализация объекта исследования и проводится контурная сегментация.

Шаг 4: Выделяются характерные точки контура. На основе полученных данных строится идентификационный вектор, который позволит классифицировать объекты при заданных условиях.

В рамках настоящего исследования для сегментации изображений так же апробирован ряд методов: метод выращивания регионов; метод водораздела; метод нормальных разрезов.

Апробация методов сегментирования изображений

В рамках экспериментального исследования предложенной методики разработано специализированное программное обеспечение, реализованное на языке программирования Python с использованием библиотек pillow, sklearn. Исследование проводилось в три этапа. На первом этапе для обучения нейронной сети из исходных наборов данных отобрано и размечено 10% характерных

снимков. На втором этапе проводилось непосредственно сравнение работы различных методов на полном наборе данных. Сравнение изображений проводилось по следующей методике:

1. Все исходные изображения были нормализованы и отсортированы по временному штампу.

2. В рамках каждого шага анализа экспериментальных данных проводилось сопоставление результатов работы каждого из выбранных методов с алгоритмом, основанным на использовании нейронной сети.

3. Одновременно на каждом шаге проводилась оценка изменений, произошедших по сравнению с предыдущим снимком из исходного набора данных. При фиксации существенных изменений фиксировалось время локализации относительно времени получения исходного изображения.

В рамках эксперимента установлены следующие особенности работы выбранных методов на данном наборе данных. Метод выращивания регионов более эффективно позволяет находить контрастные регионы на исходном изображении. Метод нормальных разрезов наиболее эффективен для выделения контуров полей и сторонних шумов возникающих на изображениях. Тем не менее, нейросетевой алгоритм оказался наиболее продуктивным в плане поиска изменений на изображениях во времени.

Для более независимого эксперимента, была подготовлена база изображений с искусственно измененными параметрами полей. Полученные изображения успешно прошли сегментацию с помощью указанных методов и выделили в отдельный класс инородных объекты. Средняя точность классификации составила 89,9%. На основании этого можем сделать следующие выводы:

Заключение

В результате проведенного исследования установлено, что использование сверточных нейронных сетей для решения задачи классификации исходного набора изображений, полученного с БПЛА, по заданному набору признаков позволяет более эффективно определять проблемные участки полей. Как следствие это позволяет ускорить процесс принятия решений по коррекции сельскохозяйственных операций, направленных на устранение негативных процессов, влияющих на урожайность полей, таких как засуха, заражение, атаки насекомых и других вредителей.

Исследования выполнены в соответствии с планом НИР на 2019-2020 гг. ФГБНУ Федеральный научный центр биологических систем и агротехнологий РАН (№0761-2019-0004).

Литература

1. Дьяченко И. В., Червяков Н. И. Применение вейвлет-анализа в задачах распознавания и классификации изображений //Инфокоммуникационные технологии. – 2005. – Т. 3. – №. 4. – С. 6-12.
2. Попович В. Ф. Применение открытого программного обеспечения ILWIS для картирования монокультур в интенсивных посевах в Крыму //Таврический вестник аграрной науки. – 2016. – С. 120.
3. Терехин Э. А. Анализ спектральных свойств сельскохозяйственной растительности Белгородской области по спутниковым данным modis1 //Научные ведомости Белгородского государственного университета. Серия: естественные науки. – 2013. – Т. 23. – №. 10 (153).