

УДК 528.88; 235.41

А.Р. Понтус¹, вед. науч. сотр., канд. биол. наук;
М.Л. Романова¹, вед. науч. сотр., канд. биол. наук;
Ю.С. Давидович², мл. науч. сотр.;
В.Л. Дольский³, науч. сотр.; И.П. Аниськов⁴, науч. сотр.
¹(ИЭБ НАН Беларуси, г. Минск);
²(БГУ, г. Минск.);
³(ЦБС НАН Беларуси, г. Минск);
⁴(РУП «НПЦМБК» НАН Беларуси, г. Минск)

РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ ДИСТАНЦИОННОГО ЛЕСОПАТОЛОГИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ БЕСПИЛОТНЫХ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ И ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА АВТОМАТИЧЕСКОЙ ДЕТЕКЦИИ ПОЛУЧЕННЫХ МАТЕРИАЛОВ СЪЕМКИ

Для эффективного ведения лесного хозяйства необходимо оперативно получать текущую информацию о состоянии лесных массивов, подвергающихся воздействию стихийных и антропогенных факторов (лесные пожары, поражения вредителями, ветровалы, буреломы, вырубки) и постоянному контролю за лесопользованием. Помимо этого, требуется систематически осуществлять таксирование лесов. Как-правило, эти работы проводятся планомерно с применением штатных средств, в том числе малой авиации и космического мониторинга.

Для эффективного лесопатологического мониторинга текущего состояния лесов возможно сочетание методов сегментации изображений, полученных БЛА в режиме текущего времени, с сочетанием методов глубокого обучения. В частности, нами показана эффективность использования пяти современных архитектур нейронных сетей на основе U-Net, чтобы решать задачи скорости сегментации степени раннего ослабления хвойных насаждений на ортофотоплане.

Обучение, а также оценка эффективности нейросетевых моделей проводилась нами на основе данных, полученных лесопатологической службой ГЛХУ «Минский лесхоз», а также данных, полученных с помощью БАС «Гексакоптер-1» на территории Минского лесхоза за 2021–2023 годы. Съёмка осуществлялась на мультиспектральную камеру МСПК-40 и гиперспектральную камеру ГПСК-140.

В результате нами было получено более 12 тысяч изображений на территорию лесхоза, общая площадь которых составляет около 640 га. На каждом тестовом участке было расположено по четыре-шесть калибровочных площадок с известным патогеном и текущим уровнем эколого-функционального состояния хвойных насаждений. Снимки

этих участков использовались для обучения моделей нейронных сетей (U-Net, Attention U-Net, R2-UNet, Attention R2-Unet и U-Net3+). Также в наших исследованиях были проведены эксперименты по оценке влияния выбора комбинации каналов снимков (RGB, RedEdge, NearIR и NDVI) на точность рассматриваемых методов сегментации мульти- и гиперспектральных изображений.

Традиционные снимки, получаемые, например, RGB или NIR-сенсорами, доказали свою полезность во многих областях сельского и лесного хозяйства. Тем не менее, говоря о ранней диагностике эколого-функционального состояния растительности (как лесной, так и сельскохозяйственной) таким снимкам не хватает спектрального диапазона (особенно в средней- и дальней части электромагнитного спектра) и их точного геопозиционирования для корректной классификации и диагностики идентифицируемых объектов растительного мира, которую могут обеспечить только гиперспектральные сенсоры.

Этот вид сенсоров высокого разрешения вначале использовался на спутниках, а затем на пилотируемых самолетах, которые оказались достаточно дорогими в эксплуатации и обслуживании. В последнее время беспилотные летательные аппараты (БПЛА) стали очень популярным и экономически эффективным средством для дистанционного зондирования и мониторинга растительного покрова, так как они способны нести малогабаритные и легкие по весу сенсоры.

Для расчета и дальнейшей визуальной оценки информативности вегетационных индексов в целях дифференциации породного состава лесной растительности, были рассчитаны спектральные индексные показатели (DVI, Simple Ratio, TSR, NDVI, TNDVI, ARVI, EVI), различающихся по сложности вычисления.

В ходе визуального анализа результирующих изображений расчета индексов, установлено, что наилучшими индексными показателями при дифференциации растительности по породному составу на уровне отдельных выделов по данным Sentinel-2 является расширенный индекс озелененности EVI.

Классификация изображений является важной частью дистанционного зондирования, анализа изображений и распознавания образов. Из возможных вариантов контролируемой классификации был выбран метод расстояний Махаланобиса. На основе данных выполненной классификации была составлена и оформлена карта-схема породного состава лесной растительности на территории ГЛХУ «Минский лесхоз».

Развитие гиперспектральных цифровых технологий постоянно приводит к созданию все меньших по габаритам и легких сенсоров,

которые в настоящее время могут быть установлены на БПЛА для научных и производственных (коммерческих) целей.

Способность гиперспектральных сенсоров вести съемку в сотнях спектральных каналах (полос) увеличивает сложность их тематической обработки и интерпретации при дешифрировании огромного количества полученных данных. Дальнейшие шаги относительно обработки гиперспектральных данных должны выполняться в направлении поиска и получения соответствующей опорной (эталонной) информации, которая обеспечивает своевременные меры реагирования в лесоводственные, лесохозяйственные и агротехнические процессы.

АФС проводилась в соответствии со следующими технологическими этапами:

Проверка погодных условий (осадки, скорость ветра), а также выбор лучшей даты для съемки.

Подготовка техники: заправка генератора, зарядка аккумуляторов (для RTK (Real time kinematics — система кинематического позиционирования в реальном времени) и БВС), проверка камеры, отгрузка.

Выезд полетной группы на биополигон; развертывание оборудования БАС; выбор точек посадки и взлета; калибровка мультиспектральной камеры.

Создание плана полета в программе Geoscan Planner на основе картографической основы Google Maps (OSM), выбор основных параметров съемки: высота полета, скорость БАС, пространственное разрешение съемки и т.д.

Запуск дрона и управление полетом.

Посадка дрона, калибровка мультиспектральной камеры, сохранение аэрофотоснимков и создание геопривязанных файлов.

Сборка оборудования, отъезд полетной группы, разгрузка в офисе, перевод комплекса в режим Storage.

За 2021 – 2023 годы было собрано более 15 000 снимков с пространственным разрешением 2-6 см/пикс. Полученные результаты обрабатывались в программе Agisoft Metashape: загрузка снимков одного тестового участка за один полет, поиск изображений калибровочной панели для камеры, совмещение изображений, построение плотного облака точек и ортофотоплана.

В результате было построено десять детальных ортофотопланов, каждый из которых состоит из пяти слоев (красного, зеленого, синего, ближнего инфракрасного и дальнего красного). Для улучшения качества набора данных авторы дополнительно обработали их в бесплатной программе SAGA GIS:

– все слои были нормализованы с помощью инструмента Calculator-Grid normalization;

– в качестве шестого слоя была построена карта NDVI с использованием инструмента Vegetation index NDVI;

– в качестве седьмого слоя был создан shape-слой с помощью инструмента Create shape, где отдельно выделялись тестовые участки и в качестве атрибутов записывались данные о текущем состоянии фотосинтетического аппарата тестовых древостоев и их основных показателей стрессоустойчивости.

В результате исходный набор данных был расширен до семи слоев в каждом ортофотоплане.

Получение размеченных данных для обучения нейронных сетей – трудоемкий процесс, поскольку метки требуются для всего сельскохозяйственного поля. Эту проблему можно было бы решить, равномерно покрыв всё поле датчиками для сбора агрофизических данных о почве. Однако это дорогое решение, так как размеры полей могут быть значительными.

Для минимизации расходов авторы статьи разработали процедуру генерации синтетических данных. В ее основе лежит гипотеза о том, что азот распределяется по полю случайным образом, при этом его содержание на участках может быть высоким и низким. Процедура состоит из следующих шагов:

Шаг 1: Из ортофотоплана извлекаются изображения тестовых участков.

Шаг 2: Снимки, принадлежащие одному и тому же каналу, смешиваются, чтобы создать, во-первых, изображения для оценки производительности модели после обучения и, во-вторых, изображения для генерации набора данных. Смешение происходит путем замены каждой второй строки строкой другого изображения того же канала.

Шаг 3: Случайным образом выбирается одно из исходных изображений с известным уровнем азота.

Шаг 4: Выбирается другое исходное изображение, но с другим уровнем азота, которое затем смешивается с первым с использованием случайно сгенерированной маски, содержащей 3–6 фрагментов поля, для имитации случайного распространения стволовых вредителей.

Шаг 5: Затем все шесть исходных изображений выбираются и смешиваются в одно, чтобы имитировать поле за пределами тестовых зон с неизвестным текущим уровнем эколого-функционального состояния хвойных насаждений.

Необходимо отметить, что мульти-, так и гиперспектральные изображения имеют большой потенциал для перехода на совершенно

новый уровень исследований при организации и ведении мониторинга растительного покрова.

Например, можно оценить показатели продуктивности и стресса как в сельскохозяйственных, так и в лесных экосистемах которые могут быть получены путем измерения индекса фотохимического отражения (PRI), основанный на узкополосном поглощении ксантофильных пигментов в диапазонах 531 и 570 нм. Однако при этом более высокое спектральное разрешение присутствует в гиперспектральных данных дистанционного зондирования узкополосного спектрального состава, которое невозможно достичь при использовании мультиспектральных данных.

Таким образом, гиперспектральные данные имеют большие возможности для узкого профилирования материалов и получаемых соответствующих конечных результатов за счет его почти непрерывных спектров. С одной стороны, они охватывают спектральные особенности, которые могут пройти незамеченными в мультиспектральных данных из-за их дискретного и разреженного характера. Например, т.н. «красный край» (RE, 670–780 нм) недоступен для широкополосного сенсора, но он дает исчерпывающую характеристику (на дату съемки) содержания хлорофилла в листьях, фенологическое состояние и наличия/отсутствия т.н. растительного стресса – параметры, которые четко проявляются в этом спектральном диапазоне.

С другой стороны, гиперспектральные данные обладают способностью идентифицировать некоторые компоненты растительного покрова, которые могут быть неправильно сгруппированы по мультиспектральным каналам (полосам). Как правило, при использовании БПЛА требуется наличие и взаимодействие нескольких взаимосвязанных технических устройств: наземный пункт управления (НПУ) и связи, наличия пилотажно-навигационного комплекса (ПНК) для выполнения полетных заданий БПЛА, полевого пункта обработки поступающей информации (ППОИ).

При обработке гиперспектральных данных, необходимо выполнить ряд технологических этапов: первый - получение гиперспектрального изображения; второй – калибровка полученных гиперспектральных изображений; третий – спектральная/пространственная обработка полученных данных (получение т.н. спектрального гиперкуба); четвертый – уменьшение размерности и получение селективных гиперспектральных каналов; пятый – тематическое дешифрирование на основе обучающих (эталонных) спектральных сигнатур-библиотек гиперспектральных изображений (анализ, классификация, обнаружение и т. д.).

Нами в работе широко использовались вегетационные индексы (VI), рассчитываемые при тематической обработке гиперспектральных изображений, что позволило проанализировать и оценить эколого-функциональное состояние хвойных насаждений, находящихся на территории ГЛХУ «Минский лесхоз» (Волмянское и Станьковское лесничества) по индексу площади хвои/листьев (LAI) с оценкой их биофизических, физиологических и биохимических параметров. Нами были установлены и классифицированы как широкие, так и узкие спектральные селективные полосы, для полученных гиперспектральных данных.

Кроме того, нами рассчитывался индекс коэффициента поглощения хлорофилла (CARI), индекс «зелености» (GI), индекс вегетации зелени (GVI), модифицированный индекс коэффициента поглощения хлорофилла (MCARI), модифицированный индекс нормализованной разности вегетации (MNDVI), простое соотношение (SR), включая узкополосные варианты (1–4нм), трансформированного индекса коэффициента поглощения хлорофилла (TCARI), треугольный индекс растительности (TVI), модифицированный коэффициент стресса растительности (MVSRI), модифицированный индекс почвенной растительности (MSAVI) и PRI.

Необходимо отметить, что вегетационные индексы (VI) широко используются при тематической обработке гиперспектральных данных для оценки чувствительности VI к коэффициенту LAI. Модифицированные версии TVI и MCARI оказались лучшими для прогнозирования зеленого цвета в LAI.

Выполненная нами оценка состояния хвойных насаждений указала на то, что PRI является одним из наиболее чувствительных к каротиноидам и хлорофилл-каротиноидным соотношениям. Индекс TCARI в сочетании с широкополосным индексом, известным как Оптимизированный индекс растительности с поправкой на почву (OSAVI), был наиболее подходящим для оценки Cab на агрегированных и чистых пикселях сосновых средневозрастных насаждений, подверженных воздействиям корневой губки.

Полученные в течение вегетационного периода гиперспектральные данные, полученные с БПЛА «Гексакоптер-1» и гиперспектральной камеры ГПСК-120, при съемке хвойных лесов были использованы нами для разработки технологии диагностики усыхания лесов на ранней стадии с комбинациями VI, результатом которых стал вывод, что комбинация R515 / R570 (чувствительная к Cx + c) и TCARI / OSAVI (чувствительная к Ca + b) узкополосные индексы подходят для картирования концентрации каротиноидов фотосинтетического аппарата

хвойных насаждений, который характеризует ослабление эколого-функционального состояния хвойных насаждений уже на ранней стадии.

Что касается оценки содержания хлорофилла, то индексы SR и SR2 являются наилучшими для оценки текущего эколого-функционального состояния растительного покрова (на дату съемки). Также по результатам работ можно сделать вывод, что индекс MSAVI является весьма информативным из всех VI, который тесно связан с оценкой LAI на разных фенологических стадиях развития растительного покрова.

В заключении необходимо отметить, что большое внимание нами было уделено разработке и адаптации имеющегося программного обеспечения (ПО) для обработки гиперспектральных данных.

В результате работ был апробирован бесплатный вариант с открытым исходным кодом — это модуль Spectral Python (SPy), который выпущен под общедоступной лицензией GPL. Кроме того, может быть рекомендован также программный модуль Hyperspectral Python (HypPy), который работает с форматом файлов пакета ENVI. Еще один вариант — Hyperspectral Image Analysis Toolbox (HIAT), который состоит из набора функций для анализа гиперспектральных и мультиспектральных данных в среде Matlab и бесплатный пакет MultiSpec.

Преобразование выборки в формат, необходимый для обучения моделей, включало ее представление в виде тайлов размером 256×256 пикселей. Каждый тайл содержит целевую маску и набор входных признаков. Для предотвращения переобучения моделей использовалась аугментация изображений, а именно геометрические преобразования (поворот, зеркальное отображение и др.). С этой же целью были добавлены слои дропаута.

Полученная обучающая выборка была использована для обучения двух моделей машинного обучения: попиксельного классификатора Random Forest и сверточной нейронной сети архитектуры U-net.

Семь ортофотопланов, из которых авторы смогли извлечь 60 изображений: 30 используются для оценки производительности нейросетевой модели и еще 30 для создания набора данных.

В результате было создано два обучающих и два оценочных набора: один для тестового участка № 12, расположенного на территории Станьковского лесничества Минского лесхоза (С. мшистый, 70-80 лет, кв. 8, выд.7,2 площадь 1,2 га), другой, № 13 расположен в Волмянском лесничестве (Е. кисличник, 60-70 лет, кв.15, выд. 27, площадь 1,2 га). Соответственно, обучались две нейросетевые модели. Каждый набор данных для обучения содержит 12 000 случайно сгене-

рированных изображений, а для эколого-функциональной оценки – 30 изображений.

Чтобы разработать готовый к машинному обучению набор данных, авторы сначала случайным образом сгенерировали 12 030 изображений таким образом, чтобы каждое имело шесть различных уровней текущего эколого-функционального состояния. Во время обучения были использованы дополнительные методы увеличения данных, такие как вращение, горизонтальное отражение, сдвиг по ширине и высоте.

Как уже было сказано, исследователи разделили коллекцию изображений на два набора: 12 030 снимков для обучения и 30 для оценки. Чтобы улучшить данный процесс и избежать переобучения, они использовали адаптивное обучение и методы ранней остановки. Если производительность нейросетевой модели не улучшалась, скорость обучения умножалась на 0,15. Максимальный номер эпохи был установлен на 100, но модель прекращала работу, если за четыре попытки улучшения не наблюдались.

Затем нами исследовалось применение пяти свёрточных нейронных сетей: U-Net, Attention U-Net, R2U-Net, Attention R2U-Net и U-Net3+. Базовая модель для всех — U-Net.

Так, в рамках эксперимента с размером батчей, то есть с количеством изображений, подаваемых в нейронную сеть за один прямой проход, выяснилось, что этот параметр влияет на конечный результат. Настройка производилась вручную путем обучения с разными размерами и оценки результата. Для эксперимента были выбраны размеры батчей 5, 25 и 50. Для обучения моделей использовались диапазоны RGB, NearIR и NDVI.

Количественные результаты оценки эффективности моделей, обученных для тестового участка № 12, показали следующую закономерность: чем больше размер батча, тем выше производительность.

При размере батча 5 лучшими моделями являются Attention R2U-Net (t3), U-Net3+ с глубоким контролем и R2U-Net (t3).

При размере батча 25 — U-Net3+ с глубоким контролем, Attention R2U-Net (t2) и R2U-Net (t2).

При размере батча 50 — R2U-Net (t4), U-Net3+ с глубоким контролем и Attention R2U-Net (t2).

Результаты оценки эффективности моделей, обученных для тестового участка № 13, показали противоположную зависимость: производительность была лучше при меньшем размере батча.

В итоге, среди всех моделей Attention R2U-Net (t2) оказалась более устойчивой и надежной для разных видов культур (точность

97,59–99,96 %). В качестве универсального размера батча (для разных типов агроландшафтов) для предлагаемой модели рекомендуется использовать батч, равный 25.

Исследователи использовали данную модель и в эксперименте по определению того, какое сочетание каналов больше подходит для обучения и сегментации изображения. В результате оказалось, что для обучения нейронной сети подходит только три комбинации: RGB, RGB + NearIR и RGB + NearIR + NDVI. Они позволили достичь высоких значений всех восьми метрик (на 0,41–1,77 % больше, чем стандартное сочетание каналов RGB).

Другие комбинации приводят либо к низкому результату метрики, либо к ошибке деления на ноль. Использование дальнего красного канала оказывает существенное негативное влияние на качество сегментации текущего состояния хвойных насаждений на тестовых участках.

Следует отметить значительный потенциал рассмотренной проблематики, в связи с возможностью большого охвата территории, быстрого анализа при помощи компьютерных программ, снижение работ, выполняемых в полевых условиях при наземном лесопатологическом мониторинге, является относительно недорогим и конструктивным методом создания оперативных тематических картографических материалов.

Данный подход позволил получить информационный продукт в виде карты усыхания за период с 2021 по 2023 год на территорию Минского ГЛПХО.

Результаты исследования могут быть использованы для дальнейшей оценки экономических и экологических последствий усыхания хвойных лесов на территории Беларуси.

УДК. 631.635/633

А.Р. Понтус, вед. науч. сотр., канд. биол. наук;
М.Л. Романова, вед. науч. сотр., канд. биол. наук
(ИЭБ НАН Беларуси, г. Минск);

А.Н. Червань, зав. кафедрой, доц., канд. с.-х. наук (БГУ, г. Минск)

ОЦЕНКА АГРОХИМИЧЕСКОГО ПОТЕНЦИАЛА ПРИПЯТСКОГО ПОЛЕСЬЯ ПО МАТЕРИАЛАМ МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНОЙ КОСМИЧЕСКОЙ СЪЕМКИ

Наиболее доступным инструментом определения свойств поверхности для больших территорий являются данные дистанционного зондирования. Однако, если для природных объектов, поверхность