

К.Н. ДУБРОВИН, А.С. СТЕПАНОВ, А.Л. ВЕРХОТУРОВ, Т.А. АСЕЕВА
**ИДЕНТИФИКАЦИЯ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫХ КУЛЬТУР С
ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ РАДАРНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

Дубровин К.Н., Степанов А.С., Верхотуров А.Л., Асеева Т.А. Идентификация сельскохозяйственных культур с использованием радарных изображений.

Аннотация. Одной из наиболее важных задач в практической сельскохозяйственной деятельности является идентификация сельскохозяйственных культур, произрастающих на отдельных полях в данный момент и ранее. Для снижения трудоемкости процесса идентификации в последние годы используются данные дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ), в том числе значения индексов, рассчитываемые по ходу периода вегетации. При этом обработка оптических спутниковых снимков и получение достоверных значений индексов зачастую бывает затруднено из-за облачности во время съемки. Для решения этой проблемы в статье предложено использовать в качестве основного показателя, характеризующего сельскохозяйственную культуру, кривую сезонного хода радарного вегетационного индекса с двойной поляризацией (DpRVI). В период 2017-2020 гг. для идентификации культур на опытных полях Дальневосточного научно-исследовательского института сельского хозяйства (ДВ НИИСХ) было получено и обработано 48 радарных снимков Хабаровского муниципального района Хабаровского края со спутника Sentinel-1 (разрешение 22 м, интервал съемки – 12 дней). В качестве основных идентифицируемых культур выступали соя и овес. Также были добавлены пиксели полей, не занятых данными культурами (кормовые травы, заброшенные поля). Были получены ряды значений DpRVI как для отдельных пикселей и полей, так и аппроксимированные ряды для трех классов. Аппроксимация проводилась с использованием функции Гаусса, двойной логистической функции, квадратного и кубического полиномов. Установлено, что оптимальным алгоритмом аппроксимации является использование двойной логистической функции (средняя ошибка составила 4,6%). В среднем, ошибка аппроксимации индекса вегетации для сои не превышала 5%, для многолетних трав – 8,5%, а для овса – 11%. Для опытных полей общей площадью 303 га с известным севооборотом была проведена классификация взвешенным методом к ближайших соседей (обучающая выборка сформирована по данным 2017-2019 гг, тестовая – 2020 г.). В результате верно идентифицировано 90% полей. Общая точность классификации по пикселям составила 73%, что позволило выявить несоответствие реальных границ полей заявленным, определить заброшенные и заболоченные участки. Таким образом, установлено, что индекс DpRVI может быть использован для идентификации сельскохозяйственных культур юга Дальнего Востока и служить основой для автоматического классифицирования пахотных земель.

Ключевые слова: идентификация сельскохозяйственных культур, вегетационный индекс, дистанционное зондирование, моделирование.

1. Введение. Идентификация сельскохозяйственных культур является одной из важнейших задач в практике сельского хозяйства. Под идентификацией понимается установление тождественности неизвестной культуры известной на основании совпадения признаков. Актуальность решения этой задачи непосредственно связана как с необходимостью уточнения севооборота на отдельных полях, так и в целом оценки использования пахотных земель. При этом наземная

визуальная экспертиза – это достаточно затратное мероприятие, а в ретроспективном периоде – невозможное. Поэтому в последнее время для определения произрастающей культуры на сельскохозяйственном поле используются данные дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) из космоса.

Особую важность исследование этих вопросов имеет для российского Дальнего Востока: во-первых, существующие федеральные и региональные базы данных по землям сельхозназначения (ЗСН) содержат достаточное число ошибок и некорректных данных, во-вторых, арендаторы ЗСН, в том числе иностранные предприятия, зачастую предоставляют заведомо недостоверную информацию, в-третьих, для Дальнего Востока характерно наличие значительного объема заброшенных пахотных земель.

В настоящее время для решения задачи идентификации сельскохозяйственных культур применяются значения вегетационных индексов, получаемых как с использованием оптических (видимые спектры и ближний инфракрасный диапазон), так и радарных снимков. Среди индексов, получаемых первым способом, можно выделить NDVI (нормализованный разностный вегетационный индекс). Так, в работе [1] на основе 16-дневных композитов MODIS NDVI с использованием метода Decision Tree производилось выделение шаблонов севооборота и вычисление площадей, занятых сельскохозяйственными культурами в штате Мату-Гросу (Бразилия). Для заполнения пропусков в данных использовались значения соседних пикселей. В работе [2] для другого штата Бразилии уже с использованием данных более высокого разрешения (снимки Landsat-8) вычислялись средние значения NDVI для каждого поля и производилась идентификация 10 сельскохозяйственных культур методом k средних. Для определения культуры, произрастающей на поле, использовались только средние значения NDVI по этому полю. В 3 провинциях Германии была проведена автоматическая классификация пахотных земель методом Random Forest с выделением 12 сельскохозяйственных культур по значениям индекса NDVI, полученным посредством обработки изображений со спутников Landsat-8 и Sentinel-2 [3]. Использование двух различных приборов с разным разрешением и траекториями движения требует сложной калибровки и может приводить к ошибкам при вычислении вегетационного индекса. На северо-востоке Китая группа исследователей [4] изучала возможность применения различных вегетационных индексов (NDVI, PMI, NDRI и т.д.) и методов

классификации (Random Forest, Support Vector Machine, Decision Tree) для определения принадлежности пикселей полей тому или иному классу сельскохозяйственных культур. Отсутствие безоблачных снимков за август (что соответствует пику вегетации для некоторых сельскохозяйственных культур) при создании обучающей выборки заметно усложняет использование такого алгоритма на практике. В работе [5] предпринята попытка классификации пахотных земель до достижения пика вегетации путём сопоставления эвклидова расстояния между рядами NDVI отдельных пикселей и NDVI культур, сгенерированных нейронной сетью на базе рядов NDVI и EVI (Enhanced Vegetation Index) размеченных пикселей. При классификации использовались значения сразу с 3 различных спутников, то есть пиксели более высокого разрешения усреднялись и проецировались на пиксели более низкого разрешения, что вело к потере и искажению данных.

Таким образом, основной проблемой при использовании оптических снимков является наличие пропусков во временных рядах данных, вызванных влиянием атмосферной дымки, облаков и теней от них [6]. Для восстановления пропущенных значений требуется, в любом случае, либо использование данных предшествующих лет, либо обработка математическими методами (интерполяция), либо применение данных, полученных с разных спутников (что требует проецирования данных).

В качестве такого источника данных могут выступать радарные снимки. В работе [7] приведена попытка идентификации 14 культур по различным радарным данным (3 канала) как на уровне провинции Наварра в Испании, так и на уровне отдельных муниципалитетов. Для обучения модели использовались данные о границах полей и произрастаемых на них культурах. Исследователями производилась трехкратная кросс-валидация и валидация посредством полевых наблюдений. Точность классификации по данным миссии Sentinel-1 трех поляризационных каналов (*VH*, *VV* и *VH/VV*) не превысила 70%. Также предпринимались попытки совместного использования радарных и оптических данных для идентификации сельскохозяйственных культур [8,9]. В качестве исходных данных выступали снимки Landsat-8 (либо Sentinel-2) и Sentinel-1, а в качестве метода классификации – алгоритм Random Forest. В обоих случаях наблюдались значительные пробелы в данных, а линейная интерполяция таких пропусков сильно влияла на точность классификации.

Для идентификации культур с помощью радарных изображений чаще всего используется радарный вегетационный индекс RVI (Radar Vegetation Index [10]). RVI определяется через значение коэффициента обратного рассеяния (σ_0 , [dB]), принимаемого радиолокатором сигнала от объектов на земной поверхности. На входе используются данные изображений в проекции наклонной дальности, уровня обработки Level-1 GRD (Ground Range Detected). Во многих исследованиях показана высокая чувствительность σ_0 к динамике роста растений. Так, в работе [10] авторами отмечается, что для значений RVI > 0.35 биомасса кукурузного поля была выше 2,5 кг / м². Максимальные значения биомассы за весь вегетационный период составляли около 7 кг / м². Радиолокационные данные были исследованы при углах падения 35°. Аналогичные результаты показаны в работе [11]. При углах падения радиолокационного сигнала в диапазоне 35-45° соотношение $\sigma_{0VH}/\sigma_{0VV}$ лучше коррелировало с ростом биомассы кукурузы и NDVI, в отличие от отдельных коэффициентов σ_{0VH} и σ_{0VV} . В работах [8,12] авторы указывают, что это соотношение применимо и к оценке фенологического состояния культур, характеристике растительности и их классификации. Кроме того, это позволяет разделять культуры по признакам на кукурузу, сою и подсолнух на поздних стадиях их фазы развития.

В отличие от RVI, в основе получения индекса DpRVI (Dual polarimetric Radar Vegetation Index) лежат преобразования комплексных поляриметрических радиолокационных данных уровня обработки Level-1 SLC (Single look Complex) [13]. Обработка выполняется одним из методов поляриметрической декомпозиции [14-16]. При этом происходит разложение комплексного поляриметрического отклика сигнала от объекта на составляющие, которые характеризуют вклад того или иного механизма рассеяния в общий радиолокационный сигнал (однократного, двукратного или объёмного). Информация о рассеянии рассматривается в таких терминах как: степень поляризации и мера доминирующего механизма рассеяния. Благодаря этим расчетным показателям, как показывают авторы в [13], индекс DpRVI становится более чувствительным к росту культур и применяется как относительно простой и физически интерпретируемый дескриптор растительности.

Цель работы – разработка метода идентификации сельскохозяйственных культур с использованием радарного индекса DpRVI с высоким уровнем точности. Для достижения этой цели в рамках работы решались следующие задачи: расчёт значений индексов DpRVI для пикселей полей Дальневосточного научно-

исследовательского института сельского хозяйства, аппроксимация сезонного хода индекса DpRVI различными функциями и сравнительная оценка точности, классификация пахотных земель и идентификация сельскохозяйственных культур на исследуемых полях, оценка качества классификации и идентификации.

2. Материалы и методы. В качестве исходных данных для классификации использовались аппроксимированные ряды сезонного хода DpRVI для каждого пикселя 11 опытных полей ДВ НИИСХ в период 2017-2020 гг. Опытные поля ДВ НИИСХ располагаются в Хабаровском муниципальном районе Хабаровского края между селами Мирное, Ровное и Сергеевка. Климат района характеризуется достаточно холодными зимами с малым количеством осадков и теплым, влажным летом [17]. Обилие солнечных дней и благоприятные почвенные условия делают Хабаровский район ведущим сельскохозяйственным производителем края (более 35% пахотных земель края) [18,19]. Область исследования выделена на рисунке 1.

Контуры опытных полей (shp-файлы для каждого поля) получены из Единой федеральной информационной системы о землях сельскохозяйственного назначения.



Рис. 1. Пахотные земли Хабаровского района

В качестве входных данных для расчета DpRVI использовались радиолокационные изображения спутника Sentinel-1A/B уровня обработки Level-1 SLC [20] из распределенного архива спутниковых

данных ASF DAAC (Alaska Satellite Facility Distributed Active Archive Center). На первом этапе была проведена процедура корегистрации одновременных снимков. Результатом данной процедуры является серия изображений, совмещенных с субпиксельной точностью, в которой все снимки (slave) преобразованы в геометрию заранее выбранного опорного изображения (master). Далее, ко всей серии изображений была применена операция некогерентного накопления (в англ. multilooking) [21]. Данная операция позволяет снизить уровень спекл-шума и добиться, чтобы пиксели стали «квадратного» размера. При этом пространственное разрешение для Sentinel-1 достигает 22 м. Затем, для каждой даты всего стека данных формируется ковариационная матрица C_2 . Элементы матрицы представляют собой комплексные величины, полученные на предыдущих этапах вычислений, в которых содержится вся информация о поляриметрических свойствах рассеяния исследуемой области. Все элементы матрицы дополнительно подвергаются процедуре подавления шумов при помощи адаптивного фильтра Lee [22].

$$C_2 = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} \\ C_{21} & C_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \langle |S_{VV}|^2 \rangle & \langle |S_{VV}S_{VH}^*| \rangle \\ \langle |S_{VH}S_{VV}^*| \rangle & \langle |S_{VH}|^2 \rangle \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где:

S_{VV} – комплексная величина радиолокационных данных канала с VV поляризацией;

S_{VH} – комплексная величина радиолокационных данных канала с VH поляризацией;

оператор * – комплексное сопряжение;

оператор $\langle \rangle$ – среднее по каждому элементу матрицы.

Каждый из элементов C_2 несет в себе информацию о механизме рассеяния, а две независимых компоненты S_{VV} и S_{VH} образуют вектор рассеяния \vec{k} :

$$\vec{k} = [S_{VV}, S_{VH}]^T. \quad (2)$$

Далее, из элементов ковариационной матрицы индекс $DpRVI$ был вычислен для каждой даты по формуле:

$$DpRVI = 1 - m\beta = 1 - \sqrt{\frac{4|C_2|}{(Tr(C_2))^2} \cdot \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2}}, \quad (3)$$

где:

оператор Tr – сумма диагональных элементов матрицы $C_2(1)$;

$||$ – определитель матрицы C_2 ;

m – степень поляризации – отношение средней интенсивности поляризованной части волны к средней общей интенсивности волны ($0 \leq m \leq 1$);

β – мера доминирующего механизма рассеяния, которая определяется из спектрального разложения матрицы C_2 на два неотрицательных собственных значения ($\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq 0$).

В дальнейшем для получения однородной выборки проводилась фильтрация значений DpRVI, рассчитанных для отдельных пикселей. Были удалены пиксели с аномальными значениями DpRVI (аномалии связаны либо с выходом пикселя за границу поля, либо неравномерностью посева или роста культуры на одном поле). Для этого для каждого поля на каждую дату рассчитывались средние значения индекса DpRVI. Оценка однородности выборки осуществлялась с использованием критерия “ 3σ ”.

На следующем этапе динамические ряды значений сезонного хода DpRVI, полученные для каждого пикселя, аппроксимировались с помощью квадратного (Sq) и кубического (Cube) полинома [23], двойной логистической функции (DL) [24] и функции Гаусса (Gauss) [25]. Аппроксимация применялась для сглаживания рядов DpRVI и фильтрации искажений радарных данных, возникающих при съемке.

Функция Гаусса представляет выражение вида:

$$Gauss = DpRVI_{max} e^{-\frac{(i-b)^2}{2c^2}}, \quad (4)$$

где:

i – это номер недели;

b – характеризует рост функции;

c – характеризует длительность вегетационного периода.

Двойная логистическая функция FD записывается в виде [26]:

$$DL = c_1 + c_2 * \left(\frac{1}{1 + \exp\left(\frac{a_1 - i}{a_2}\right)} - \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{a_3 - i}{a_4}\right)} \right), \quad (5)$$

где:

c_1 – минимальное из значений DpRVI;

c_2 – размах варьирования DpRVI;

a_1 – точка перегиба кривой, где она начинает расти;

a_2 – темп роста;

a_3 – точка перегиба кривой, где она начинает идти вниз;

a_4 – темп снижения значений на кривой.

Квадратический и кубический полином имеют следующий вид:

$$Sq = ai^2 + bi + c, \quad (6)$$

$$Cube = ai^3 + bi^2 + ci + d, \quad (7)$$

где a , b , c , d – неизвестные параметры модели.

Для оценки точности аппроксимации рассчитывался показатель MAPE (Mean absolute percentage error), % – средняя абсолютная ошибка аппроксимации DpRVI, выраженная в процентах:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|DpRVI_i^{\text{аппрокс}} - DpRVI_i^{\text{факт}}|}{DpRVI_i^{\text{факт}}} 100, \quad (8)$$

где:

n – количество измерений;

$DpRVI_i^{\text{факт}}$ – фактическое значение DpRVI в неделю i ;

$DpRVI_i^{\text{аппрокс}}$ – аппроксимированное значение DpRVI в неделю i .

Аппроксимированные ряды вегетационных индексов пахотных земель с известным севооборотом были разбиты на обучающую и тестовую выборку. Обучающая выборка включала в себя сезонные ряды DpRVI за 2017-2019 годы для пикселей 10 опытных полей общей площадью 219 га (4180 рядов). В качестве тестовой выборки рассматривались пиксели 11 полей площадью 303 гектара (1753 ряда). Каждому пикселю обучающего множества были поставлены в соответствие метка одного из трех классов: овёс, соя и многолетние травы (сюда вошли как земли с кормовыми травами, в частности, тимофеевкой луговой, так и заброшенные или заболоченные участки). В качестве метода классификации был выбран взвешенный метод k ближайших соседей. Классификация и её оценка производились с помощью инструмента Classification Learner среды Matlab ($k = 10$, метрика близости – евклидово расстояние). Для оценки точности классификации использовались данные о произрастаемых культурах за

2020 год и значения метрик: общей точности (OA), точности каждого класса (UA), полноты для каждого класса (PA) и капшы Коэна (κ) [27].

$$OA = \frac{\sum_{j=1}^r X_{jj}}{N} * 100\% , \quad (9)$$

$$UA_j = \frac{X_{jj}}{X_{+j}} * 100\% , \quad (10)$$

$$PA_j = \frac{X_{jj}}{X_{i+}} * 100\% , \quad (11)$$

$$\kappa = \frac{N \sum_{j=1}^r X_{jj} - \sum_{j=1}^r X_{j+} X_{+j}}{N^2 - \sum_{j=1}^r X_{j+} X_{+j}} , \quad (12)$$

где:

N – общее число пикселей;

r – число классов;

X_{jj} – количество правильно классифицированных пикселей в j -м классе;

X_{j+} – общее число пикселей j -го класса для исходной карты;

X_{+j} – общее число пикселей j -го класса для классифицированной карты.

3. Результаты. В период 2017-2020 гг для Хабаровского района были получены радарные снимки Sentinel-1. На рисунке 2 для некоторых календарных дат 2017 г представлены композитные RGB изображения (R – $\sigma\theta$ VV -поляризация, G – $\sigma\theta$ VH -поляризация, B – $\sigma\theta$ отношения VV/VH -поляризации), которые показывают достаточно четкое изменение цвета опытных полей во времени, что обеспечивает возможность построения кривых сезонного хода, отражающих изменения вегетационного цикла. Помимо этого, как видно из рисунка, разным полям для каждой даты соответствуют разные оттенки цвета, что свидетельствует о возможности использования радарных индексов для идентификации отдельных культур. В период с мая по сентябрь каждого года было получено по 12 радарных снимков, для которых в дальнейшем проводился расчет значений DpRVI.

На рисунке 3 представлены усредненные значения DpRVI для полей с овсом, соей и многолетними травами, а также их аппроксимированные графики в период с 2017 по 2020 год. На графике видно, что все представленные функции достаточно хорошо отображают сезонную динамику DpRVI для всех культур.

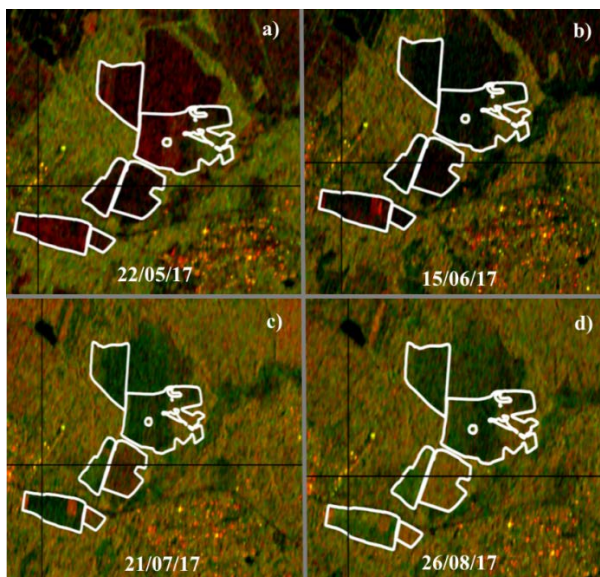


Рис. 2. Радарные композиты для области исследования (выделены контуры опытных полей), полученные в 2017 г: а) 22.05.2017, б) 15.06.2017, в) 21.07.2017, д) 26.08.2017

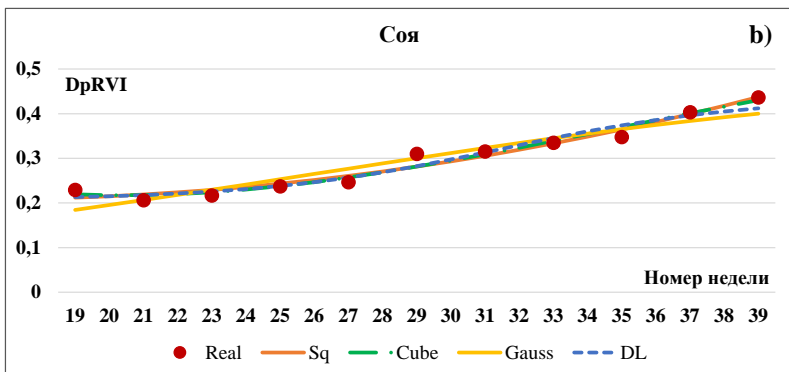
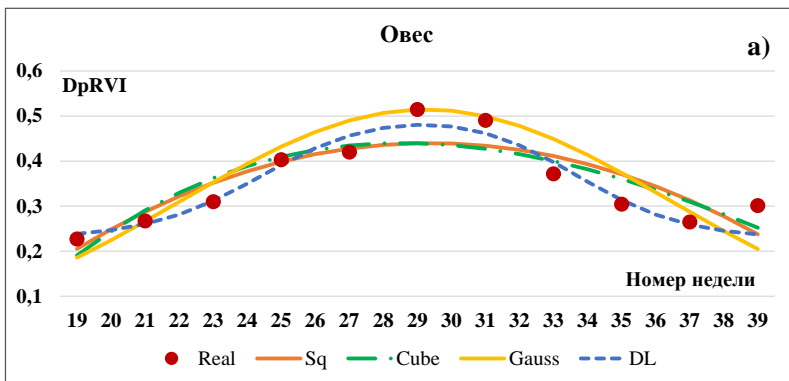
Оценка сезонного хода $DpRVI$ также позволила выявить различия в форме графиков для овса, сои и многолетних трав. Поля с соей характеризовались достаточно плавным изменением значения индекса, от 0,2 в 19-20 календарные недели, до 0,45 в 39 календарную неделю. В то же время для полей с овсом наблюдался максимум в период 29-30 календарных недель со значением 0,52, а для полей с многолетними травами – в 27-28 неделю года.

С использованием двухфакторного дисперсионного анализа достоверно установлено, что значения средней абсолютной ошибки аппроксимации значительно различаются для разных типов аппроксимирующих функций, а также для полей с разными культурами (таблица 1). Апостериорный анализ на основе критерия Фишера показал, что точность модели с использованием DL существенно выше, чем при использовании функции Гаусса и полиномов (таблица 2). Средняя абсолютная ошибка при применении DL была равной 4,6%, в то время как для функции Гаусса – 9,2%, а для квадратного и кубического полиномов – 9,3% и 8,6% соответственно.

Как видно из таблицы 3, точность аппроксимации значений $DpRVI$ для полей с соей существенно выше, чем для полей с овсом и

многолетними травами. Средняя абсолютная ошибка для полей с соей находилась на уровне 4,6%, для полей с овсом – 10,7%, многолетними травами – 8,4%.

Анализ диаграммы размаха (рисунок 4) показал, что статистически значимые значения абсолютных ошибок аппроксимации при применении DL не превышали 10% для всех культур, что соответствовало высокой точности аппроксимации. При использовании других аппроксимирующих функций для полей с соей статистически значимый диапазон также находился в пределах 0-10%, выбросов фактически не наблюдалось. Для значений $DpRVI$, характеризовавших поля с овсом, отмечалось увеличение статистически значимого диапазона при применении функции Гаусса и полиномов – до 20%. Аппроксимации значений $DpRVI$ для полей с многолетними травами соответствовало большее число выбросов с абсолютным значением 30 - 50%, что могло быть вызвано неоднородностью этого класса.



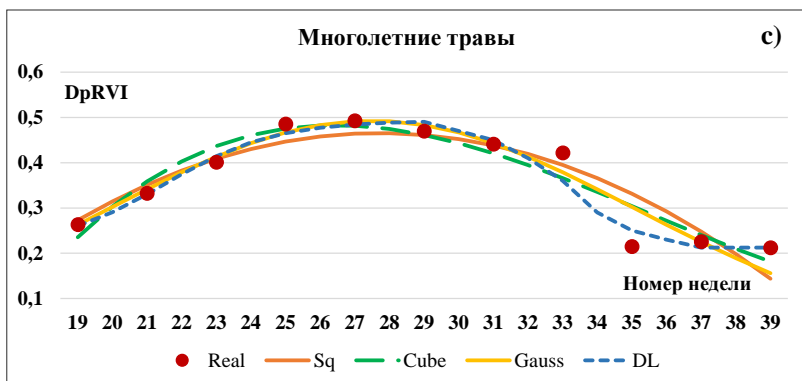


Рис. 3. Аппроксимация значений DpRVI разными функциями для пахотных земель Хабаровского района (19-39 календарные недели, 2017-2020 гг.): а) овес, б) соя, в) многолетние травы

Таблица 1. Средние значения ошибки аппроксимации разными функциями сезонного хода индекса DpRVI для сои, овса и многолетних трав (Хабаровский район, 2017-2020 гг.), %

С/х культура	Аппроксимирующая функция					P
	Квадрат. полином	Куб. полином	Функция Гаусса	Двойная логист. функция	Всего	
Овес	11,9	12,1	12,9	6,0	10,7	P<0,05
Соя	4,2	3,5	6,5	4,4	4,6	
Многолет. травы	11,8	10,3	8,3	3,3	8,4	
Всего	9,3	8,6	9,2	4,6		
P	P<0,05					

Таблица 2. P-значения апостериорного критерия Фишера при попарном сравнении точности аппроксимации сезонного хода DpRVI четырьмя функциями

Аппроксимирующая функция	Квадратный полином	Кубический полином	Функция Гаусса	Двойная логистическая функция
Квадратный полином	-	0,742	0,959	0,024 (P<0,05)
Кубический полином	0,742	-	0,781	0,048 (P<0,05)
Функция Гаусса	0,959	0,781	-	0,027 (P<0,05)
Двойная логистическая функция	0,024 (P<0,05)	0,048 (P<0,05)	0,027 (P<0,05)	-

Таблица 3. Р-значения апостериорного критерия Фишера при попарном сравнении точности аппроксимации сезонного хода DpRVI для трех сельскохозяйственных культур

Сельскохозяйственная культура	Овес	Соя	Многолетние травы
Овес	-	0,001 ($P < 0,05$)	0,209
Соя	0,001 ($P < 0,05$)	-	0,036 ($P < 0,05$)
Многолетние травы	0,209	0,036 ($P < 0,05$)	-

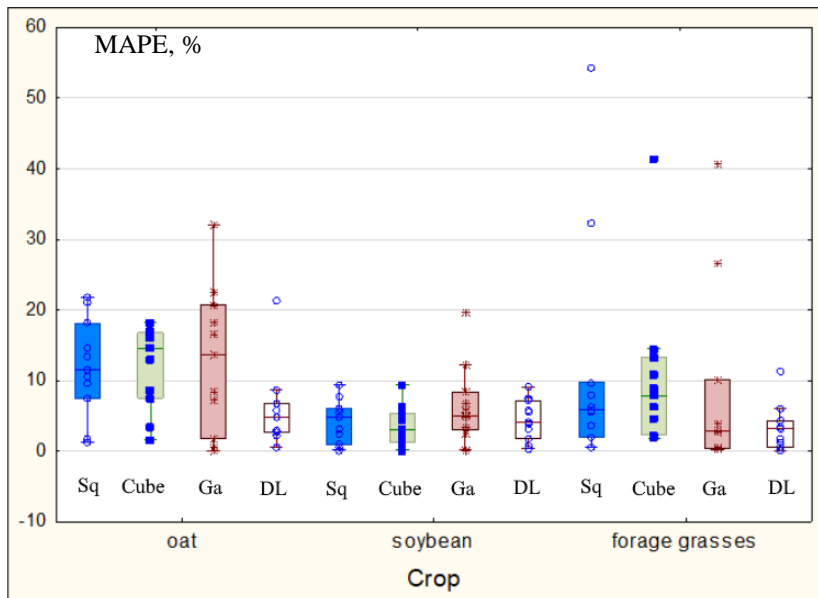
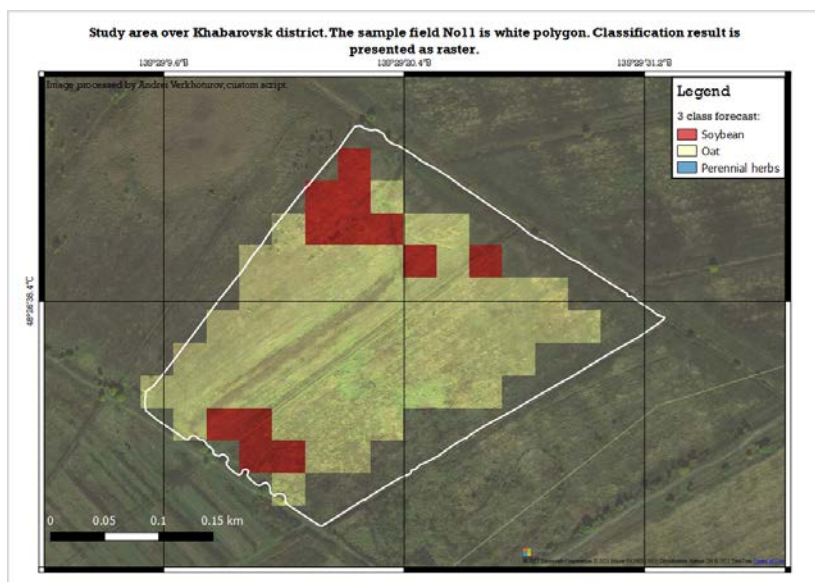


Рис. 4. Диаграмма размаха абсолютной ошибки аппроксимации значений DpRVI для сельскохозяйственных культур полей Хабаровского района в 2017-2020 гг.

На следующем этапе производилась идентификация произрастаемых культур на уровне отдельных полей. Для каждого поля подсчитывалось количество пикселей, отнесённых к тому или иному классу. Решение о том, какая культура произрастала на поле, принималось на основании того, пиксели какого класса наиболее представлены на данном поле.

На рисунке 5 представлены два поля, вошедших в тестовую выборку. Как видно из рисунка, поле с соей (рисунок 5a) идентифицировано успешно – вкраплений пикселей других классов почти нет. Поле с овсом (рисунок 5b) также идентифицировано точно, в то же время пиксели на поле с многолетними травами (рисунок 6a) были определены с меньшей точностью – связано это в том числе и с неоднородностью растительного состава внутри данного класса.

На рисунке 6b представлено тестовое поле номер 13, которое было заявлено в 2020 году как поле с овсом. Как видно, однозначно определяется как овес совокупность пикселей западной половины поля, в то время как восточная часть не является однородной. Было установлено, что восточная часть поля заболочена и фактически не возделывается. Такие же заброшенные или заболоченные участки, в основном прилегающие к очерченным границам, были выявлены и для других полей.



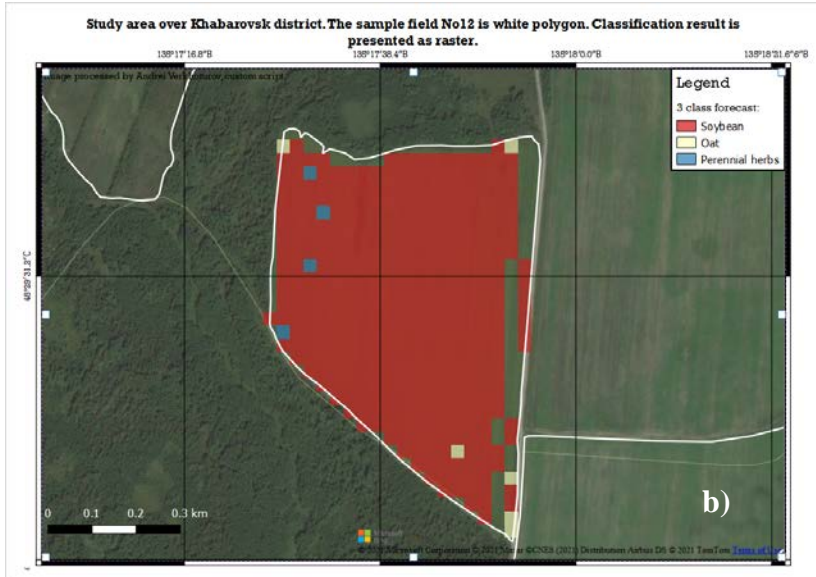
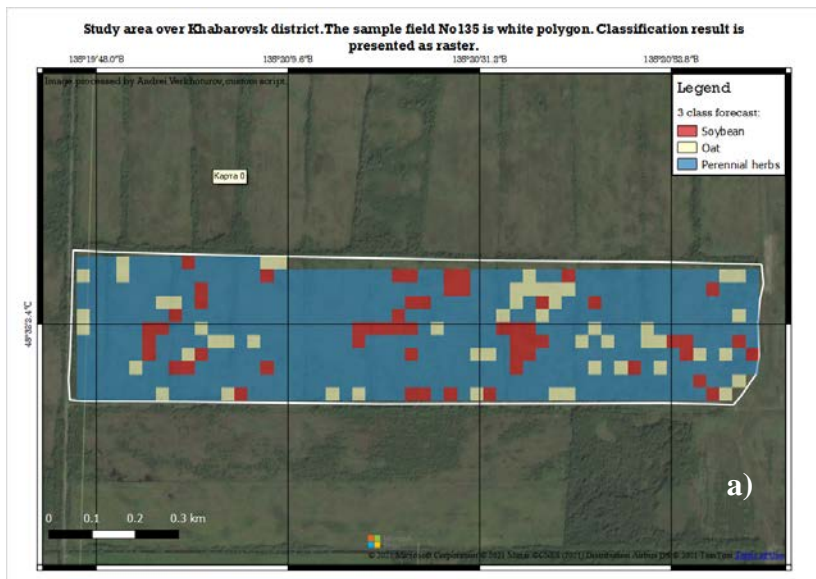


Рис. 5. Результаты классификации тестовой выборки: а) поле с соей, б) поле с овсом



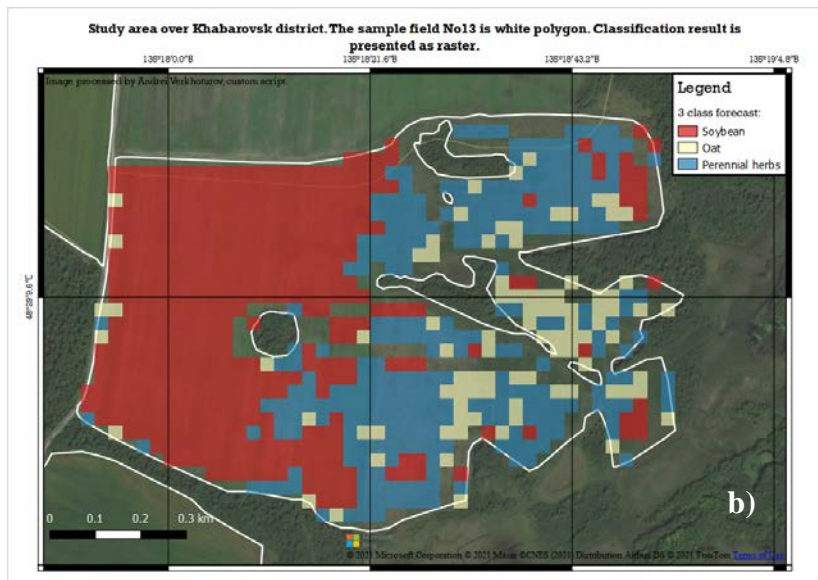


Рис. 6. Результаты классификации тестовой выборки: а) поле с многолетними травами, б) поле с овсом с заболоченным участком

Было верно идентифицировано 90% тестовых полей. Результаты попиксельной классификации ($\kappa = 0,5$, $OA = 73\%$, $UA_1 = 84\%$, $UA_2 = 61\%$) свидетельствовали: во-первых, о возможности использования предложенного метода для предварительной идентификации культур и выявления несоответствий в севообороте; во-вторых, о необходимости уточнения границ и построения новых контуров для полей перед проведением классификации ЗСН на районном или региональном уровне.

4. Заключение. Таким образом, в результате проведенных исследований установлено, что классификацию пахотных земель на Дальнем Востоке возможно проводить с использованием аппроксимированных рядов значений радарного индекса ($DpRVI$). В данной работе впервые для решения задачи идентификации сельскохозяйственных культур были применены сезонные ряды индекса $DpRVI$. Для устранения разреженности в данных, вызванных искажениями при получении снимков и обработке спутниковых данных, также была впервые предпринята аппроксимация сезонного хода индекса $DpRVI$. Значения $DpRVI$ были рассчитаны по радарным снимкам спутника Sentinel-1 в период вегетации сельскохозяйственных культур Дальнего Востока (май-сентябрь

2017-2020 гг.). Для аппроксимации индексов DpRVI целесообразно использовать двойную логистическую функцию: средняя ошибка аппроксимации двойной логистической функцией составила 4,6%, ошибка аппроксимации функцией Гаусса, квадратным и кубическим полиномом превысила 8,5%. Проведенная классификация пахотных земель Хабаровского района для произрастающих культур сои, овса и многолетних трав показала точность определения 90% для тестовых полей. Вместе с тем, общая точность классификации на уровне отдельных пикселей составила 73%, что объясняется неоднородностью некоторых полей и наличием неиспользуемых участков. Проведенный анализ продемонстрировал, что для каждого из классов сезонный ход индекса DpRVI имеет отличительные особенности, и ряды значений индекса могут быть использованы для проверки соответствия реальной и заявленной культуры на отдельном поле, уточнения границ полей, поиска заболоченных и заброшенных участков.

Литература

1. Mapping croplands, cropping patterns, and crop types using MODIS time-series data / Y. Cheng [и др.] // *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2018. vol. 69. pp. 133-147.
2. Improved regional-scale Brazilian cropping systems' mapping based on a semi-automatic object-based clustering approach / B. Bellon [и др.] // *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2018. vol. 68. pp. 127-138.
3. Griffiths P., Nendel C., Hostert P. Intra-annual reflectance composites from Sentinel-2 and Landsat for national-scale crop and land cover mapping // *Remote Sensing of Environment*. 2019. vol. 220. pp. 135-151.
4. Accessing the temporal and spectral features in crop type mapping using multi-temporal Sentinel-2 imagery: A case study of Yi'an County, Heilongjiang province, China / H. Zhang [и др.] // *Computers and Electronics in Agriculture*. 2020. vol. 176. 105618.
5. Early-season crop type mapping using 30-m reference time series / P. Hao [и др.] // *Journal of Integrative Agriculture*. 2020. vol. 19. iss. 7. pp. 1897-1911.
6. Миклашевич Т.С., Барталев С.А., Плотников Д.Е. Интерполяционный алгоритм восстановления длинных временных рядов данных спутниковых наблюдений растительного покрова // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2019. Т. 16. №6. С. 143-154.
7. Arias M., Campo-Bescós M.Á, Álvarez-Mozos J. Crop Classification Based on Temporal Signatures of Sentinel-1 Observations over Navarre Province, Spain // *Remote Sensing*. 2020. vol. 12. iss. 2. 278.
8. Improved Early Crop Type Identification by Joint Use of High Temporal Resolution SAR And Optical Image Time Series / J. Inglada [и др.] // *Remote Sensing*. 2016. vol. 8. iss. 5. 362.
9. Synergistic Use of Radar Sentinel-1 and Optical Sentinel-2 Imagery for Crop Mapping: A Case Study for Belgium / van Tricht K. [и др.] // *Remote Sensing*. 2018. vol. 10. iss. 10. 1642.
10. Kim Y., van Zyl J.J. A Time-Series Approach to Estimate Soil Moisture Using Polarimetric Radar Data // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2009. vol. 47. №8. pp. 2519-2527.

11. C-band polarimetric indexes for maize monitoring based on a validated radiative transfer model / X. Blaes [и др.] // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2006. vol. 44. iss. 4. pp. 791–800.
12. Integration of optical and Synthetic Aperture Radar (SAR) imagery for delivering operational annual crop inventories / H. McNairn [и др.] // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2009. vol. 64. iss. 5. pp. 434–449.
13. Dual polarimetric radar vegetation index for crop growth monitoring using Sentinel-1 SAR data / D. Mandal [и др.] // Remote Sensing of Environment. 2020. vol. 247. 111954.
14. Freeman A., Durden S.L. A Three-Component Scattering Model for Polarimetric SAR Data // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 1998. vol. 36. iss. 3. pp. 963-973.
15. Four Component Scattering Model for Polarimetric SAR Image Decomposition / Yamaguchi Y. [и др.] // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2005. vol. 43. iss. 8. pp. 1699-1706.
16. Arii M., van Zyl J.J., Kim Y. Adaptive Model-Based Decomposition for Polarimetric SAR Covariance Matrices // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2011. vol. 49. iss. 3. pp. 1104-1113.
17. Костенков Н.М., Ознобихин В.И. Почвы и почвенные ресурсы юга Дальнего Востока, и их оценка // Почвоведение. 2006. №5. С. 517–526.
18. Новороцкий П.В. Климатические изменения в бассейне Амура за последние 115 лет // Метеорология и гидрология. 2007. №2. С. 43–53.
19. База данных показателей муниципальных образований. URL: www.gks.ru/dbscripts/munst/ (дата обращения: 21.08.2021).
20. Sentinel-1 Mission Status / P. Potin [и др.] // 11th European Conference on Synthetic Aperture Radar. Proceedings EUSAR. 2016. pp. 59–64.
21. Intensity and phase statistics of multilook polarimetric interferometric SAR imagery / J.S. Lee [и др.] // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 1994. vol. 32. iss. 5. pp. 1017-1028.
22. Lee J.S., Pottier E. Polarimetric SAR Radar Imaging: From Basic to Applications // Boca Raton: CRC Press. 2009. 438 p.
23. Predicting the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) by training a crop growth model with historical data / A. Berger [и др.] // Computers and Electronics in Agriculture. 2018. vol. 161. pp. 305-311.
24. An improved logistic method for detecting spring vegetation phenology in grasslands from MODIS EVI time-series data. / R. Cao [и др.] // Agric. For. Meteorol. 2015. vol. 200. pp. 9–20.
25. Predicting Soybean Yield at the Regional Scale Using Remote Sensing and Climatic Data / A. Stepanov [и др.] // Remote Sensing. 2020. vol. 12. iss. 12. 1936.
26. Evaluating the impacts of models, data density and irregularity on reconstructing and forecasting dense Landsat time series. / J. Zhang [и др.] // Science of Remote Sensing. 2021. №4. 100023.
27. Mapping crops within the growing season across the United States / V.S. Konduri [и др.] // Remote Sensing of Environment. 2020. vol. 251. 112048.

Дубровин Константин Николаевич — младший научный сотрудник, лаборатория численных методов математической физики, Вычислительный центр Дальневосточного отделения Российской академии наук (ВЦ ДВО РАН). Область научных интересов: математическое моделирование, машинное обучение, применение методов дистанционного зондирования в сельском хозяйстве. Число научных публикаций — 14. pobforward@gmail.com; ул. Ким Ю Чена, 65, 680000, Хабаровск, Россия; р.т.: +7(909)859-0881.

Степанов Алексей Сергеевич — д-р фармацевт. наук, ведущий научный сотрудник, лаборатория селекции зерновых и колосовых культур, Дальневосточный научно-исследовательский институт сельского хозяйства (ДВ НИИСХ). Область научных интересов: сельскохозяйственная экономика, прогнозирование урожайности сельскохозяйственных культур, математическое моделирование в сельском хозяйстве. Число научных публикаций — 80. stepanfx@mail.ru; ул. Клубная, 13, 680521, Восточное, Россия; р.т.: 8(924)210-9102.

Верхотуров Андрей Леонидович — старший научный сотрудник, лаборатория цифровых методов исследования природных и технических систем, Институт горного дела Дальневосточного отделения Российской академии наук (ИГД ДВО РАН). Область научных интересов: обработка данных дистанционного зондирования Земли, обработка данных радиолокационной интерферометрии, геоинформационные системы. Число научных публикаций — 26. andrey@ccfebras.net; ул. Тургенева, 51, 680000, Хабаровск, Россия; р.т.: +7(4212)703-913.

Асеева Татьяна Александровна — д-р с.-х. наук, член-корреспондент РАН, директор, Дальневосточный научно-исследовательский институт сельского хозяйства (ДВ НИИСХ). Область научных интересов: сельское хозяйство, агротехнологии, земледелие, селекция. Число научных публикаций — 290. aseeva59@mail.ru; ул. Клубная, 13, 680521, Восточное, Россия; р.т.: 8(421)249-7546.

Поддержка исследований. Исследования проведены с использованием ресурсов Центра коллективного пользования научным оборудованием «Центр обработки и хранения научных данных ДВО РАН», финансируемого Российской Федерацией в лице Минобрнауки России по соглашению № 075-15-2021-663.

K. DUBROVIN, A. STEPANOV, A. VERKHOTUROV, T. ASEEVA
CROP IDENTIFICATION USING RADAR IMAGES

Dubrovin K., Stepanov A., Verkhoturov A., Aseeva T. Crop Identification Using Radar Images.

Abstract. One of the most important tasks in practical agricultural activity is the identification of agricultural crops, both those growing in individual fields at the moment and those that grew in these fields earlier. To reduce the complexity of the identification process in recent years, data from remote sensing of the Earth (remote sensing), including the values of vegetation indices calculated during the growing season, have been used. At the same time, processing optical satellite images and obtaining reliable index values is often difficult, which is due to cloud cover during the shooting. To solve this problem, the article suggests using the seasonal course curve of the radar vegetation index with double polarization (DpRVI) as the main indicator characterizing agricultural crops. In the period 2017-2020, 48 radar images of the Khabarovsk Municipal District of the Khabarovsk Territory from the Sentinel-1 satellite were received and processed to identify crops in the experimental fields of the Far Eastern Research Institute of Agriculture (FEARI) (resolution 22 m, shooting interval - 12 days). Soybeans and oats were the main identified crops. Pixels of fields not occupied by these crops (forage grasses, abandoned fields) were also added. The series of values of DpRVI were obtained both for individual pixels and fields, and approximated series for three classes. The approximation was carried out using the Gaussian function, the double logistic function, the square and cubic polynomials. It is established that the optimal approximation algorithm is the use of a double logistic function (the average error was 4.6%). On average, the approximation error of the vegetation index for soybeans did not exceed 5%, for perennial grasses – 8.5%, and for oats - 11%. For experimental fields with a total area of 303 hectares with a known crop rotation, the classification was carried out by the weighted method of k nearest neighbors (the training sample was formed according to the data of 2017-2019, the test sample -2020). As a result, 90% of the fields were correctly identified, and the overall pixel classification accuracy was 73%, which made it possible to identify the discrepancy between the actual boundaries of the fields declared to identify abandoned and swampy areas. Thus, it is established that the DpRVI index can be used to identify agricultural crops in the south of the Far East and serve as the basis for the automatic classification of arable land.

Keywords: crop identification, vegetation index, remote sensing, modelling.

Dubrovin Konstantin — Junior researcher, Laboratory of numerical methods of mathematical physics, Computing Center of the Far Eastern Branch of the Russian Academy of Sciences. Research interests: mathematical modeling, machine learning, application of remote sensing methods in agriculture. The number of publications — 14. nobforward@gmail.com; 65, Kim Yu Chen St., 680000, Khabarovsk, Russia; office phone: +7(909)859-0881.

Stepanov Alexey — Ph.D., Dr.Sci., Leading researcher, laboratory of grain and ear crops breeding, Far Eastern Agriculture Research Institute of the Russian Academy of Sciences (FEARI). Research interests: agricultural economics, crop yield forecasting, mathematical modeling in agriculture. The number of publications — 80. stepanfx@mail.ru; 13, Klubnaya St., 680521, Vostochnoe, Russia; office phone: 8(924)210-9102.

Verkhoturov Andrey — Senior researcher, Laboratory of digital methods for the study of natural and technical systems, Mining Institute of the Far Eastern Branch of the Russian Academy of Sciences (MI FEB RAS). Research interests: processing of Earth remote sensing

data, processing of radar interferometry data, geoinformation systems. The number of publications — 26. andrey@ccfebras.net; 51, Turgeneva St., 680000, Khabarovsk, Russia; office phone: +7(4212)703-913.

Aseeva Tatiana — Ph.D., Dr.Sci., Corresponding member, Director, Far Eastern Agriculture Research Institute of the Russian Academy of Sciences (FEARI). Research interests: agriculture, agrotechnology, agriculture, breeding. The number of publications — 290. aseeva59@mail.ru; 13, Klubnaya St., 680521, Vostochnoe, Russia; office phone: 8(421)249-7546.

Acknowledgements. The studies were carried out using the resources of the Center for Shared Use of Scientific Equipment «Center for Processing and Storage of Scientific Data of the Far Eastern Branch of the Russian Academy of Sciences», funded by the Russian Federation represented by the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation under project No. 075-15-2021-663.

References

1. Mapping croplands, cropping patterns, and crop types using MODIS time-series data / Y. Cheng [et al.] // *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2018. vol. 69. pp. 133-147.
2. Improved regional-scale Brazilian cropping systems' mapping based on a semi-automatic object-based clustering approach / B. Bellon [et al.] // *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2018. vol. 68. pp. 127-138.
3. Griffiths P., Nendel C., Hostert P. Intra-annual reflectance composites from Sentinel-2 and Landsat for national-scale crop and land cover mapping // *Remote Sensing of Environment*. 2019. vol. 220. pp. 135-151.
4. Accessing the temporal and spectral features in crop type mapping using multi-temporal Sentinel-2 imagery: A case study of Yi'an County, Heilongjiang province, China / H. Zhang [et al.] // *Computers and Electronics in Agriculture*. 2020. vol. 176. 105618.
5. Early-season crop type mapping using 30-m reference time series / P. Hao [et al.] // *Journal of Integrative Agriculture*. 2020. vol. 19. iss. 7. pp. 1897-1911.
6. Miklashevich, T., Bartalev S., Plotnikov D. [Interpolation algorithm for the recovery of long satellite data time series of vegetation cover observation]. *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa - Current problems in remote sensing of the Earth from space*. 2019. vol. 16. pp. 143-154. (in Russ.).
7. Arias M., Campo-Bescós MÁ, Álvarez-Mozos J. Crop Classification Based on Temporal Signatures of Sentinel-1 Observations over Navarre Province, Spain // *Remote Sensing*. 2020. vol. 12. iss. 2. 278.
8. Improved Early Crop Type Identification by Joint Use of High Temporal Resolution SAR And Optical Image Time Series / J. Inglada [et al.] // *Remote Sensing*. 2016. vol. 8. iss. 5. 362.
9. Synergistic Use of Radar Sentinel-1 and Optical Sentinel-2 Imagery for Crop Mapping: A Case Study for Belgium / van Tricht K. [et al.] // *Remote Sensing*. 2018. vol. 10. iss. 10. 1642.
10. Kim Y., van Zyl J.J. A Time-Series Approach to Estimate Soil Moisture Using Polarimetric Radar Data // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2009. vol. 47. №8. pp. 2519-2527.
11. C-band polarimetric indexes for maize monitoring based on a validated radiative transfer model / X. Blaes [et al.] // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2006. vol. 44. iss. 4. pp. 791–800.

12. Integration of optical and Synthetic Aperture Radar (SAR) imagery for delivering operational annual crop inventories / H. McNairn [et al.] // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2009. vol. 64. iss. 5. pp. 434–449.
13. Dual polarimetric radar vegetation index for crop growth monitoring using Sentinel-1 SAR data / D. Mandal [et al.] // *Remote Sensing of Environment*. 2020. vol. 247. 111954.
14. Freeman A., Durden S.L. A Three-Component Scattering Model for Polarimetric SAR Data // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 1998. vol. 36. iss. 3. pp. 963–973.
15. Four Component Scattering Model for Polarimetric SAR Image Decomposition / Yamaguchi Y. [et al.] // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2005. vol. 43. iss. 8. pp. 1699–1706.
16. Arii M., van Zyl J.J., Kim Y. Adaptive Model-Based Decomposition for Polarimetric SAR Covariance Matrices // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2011. vol. 49. iss. 3. pp. 1104–1113.
17. Kostenkov N.M., Oznobikhin V.I. Soils and soil resources in the southern Far East and their assessment // *Eurasian Soil Sc.* 2006 vol. 39. pp. 461–469.
18. Novorotskii P.V. Climate changes in the Amur River basin in the last 115 years // *Russian Meteorology and Hydrology*. 2007. vol. 32. №2. pp. 102–109.
19. Baza dannyh pokazatelej municipal'nyh obrazovaniy [Database of indicators of municipalities]. Available at www.gks.ru/dbscripts/munst/ (accessed 21.08.2021). (in Russ.)
20. Sentinel-1 Mission Status / P. Potin [et al.] // *11th European Conference on Synthetic Aperture Radar. Proceedings EUSAR*. 2016. pp. 59–64.
21. Intensity and phase statistics of multilook polarimetric interferometric SAR imagery / J.S. Lee [et al.] // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 1994. vol. 32. iss. 5. pp. 1017–1028.
22. Lee J.S., Pottier E. *Polarimetric SAR Radar Imaging: From Basic to Applications* // Boca Raton: CRC Press. 2009. 438 p.
23. Predicting the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) by training a crop growth model with historical data / A. Berger [et al.] // *Computers and Electronics in Agriculture*. 2018. vol. 161. pp. 305–311.
24. An improved logistic method for detecting spring vegetation phenology in grasslands from MODIS EVI time-series data. / R. Cao [et al.] // *Agric. For. Meteorol.* 2015. vol. 200. pp. 9–20.
25. Predicting Soybean Yield at the Regional Scale Using Remote Sensing and Climatic Data / A. Stepanov [et al.] // *Remote Sensing*. 2020. vol. 12. iss.12. 1936.
26. Evaluating the impacts of models, data density and irregularity on reconstructing and forecasting dense Landsat time series. / J. Zhang [et al.] // *Science of Remote Sensing*. 2021. №4. 100023.
27. Mapping crops within the growing season across the United States / V.S. Konduri [et al.] // *Remote Sensing of Environment*. 2020. vol. 251. 112048.