

Научная статья

УДК 332.334

EDN TNLGXV

DOI: 10.22450/199996837_2022_4_54

Особенности проведения классификации сельскохозяйственных земель Хабаровского края с использованием спутниковых данных

Алексей Сергеевич Степанов¹, Константин Николаевич Дубровин²,
Андрей Леонидович Верхотуров³, Татьяна Александровна Асеева⁴

^{1,4} Дальневосточный научно-исследовательский институт сельского хозяйства
Хабаровский край, Восточное, Россия

² Вычислительный центр Дальневосточного отделения Российской академии наук
Хабаровский край, Хабаровск, Россия

³ Институт горного дела Дальневосточного отделения Российской академии наук
Хабаровский край, Хабаровск, Россия

¹ stepanfx@mail.ru, ² nobforward@gmail.com,

³ andrey@ccfebras.net, ⁴ aseeva59@mail.ru

Аннотация. В последнее время методы, основанные на обработке спутниковых изображений, часто используются для проведения мониторинга пахотных земель. Автоматизированная классификация земель сельскохозяйственного назначения с использованием данных дистанционного зондирования Земли позволяет сравнить заявленные севообороты с реальным состоянием, выявить неиспользуемые земли без дополнительных трудозатрат. Вместе с тем, точность моделей для классификации земель сельскохозяйственного назначения южной части Дальнего Востока, ниже, чем для традиционных сельскохозяйственных регионов России, что обусловлено, во-первых, особенностями вегетации сельскохозяйственных культур региона, а, во-вторых, недостаточно высоким качеством информации Единой федеральной информационной системы земель сельскохозяйственного назначения. В работе представлено сравнение результатов классифицирования земель сельскохозяйственного назначения Хабаровского района общей площадью более 4 000 га с использованием контуров Единой федеральной информационной системы и соответствующей выборки полей с уточненными границами. Рассматривалась серия оптических снимков с разрешением десяти метров (Sentinel-2A/B) в период с апреля по октябрь 2021 года. Для каждого из пикселей были рассчитаны временные ряды значений Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). Классификация проводилась методом квадратичного дискриминантного анализа; определялись 6 классов: соя, гречиха, залежь, пар, многолетние травы, овес. Было установлено, что общая точность при использовании Единой федеральной информационной системы земель сельскохозяйственного назначения составила 83,1 %, с уточненными контурами полей – 94,1 %. Значения f_1 метрик для сои и залежи увеличились с 0,88 до 0,97, гречихи – с 0,70 до 0,93, пара – с 0,80 до 0,85, многолетних трав – с 0,32 до 0,70. Для уточнения границ полей может быть рекомендовано предварительное проведение классификации на основе контуров Единой федеральной информационной системы. В последующем выборка с уточненными границами будет использоваться для классификации с целью идентификации отдельных полей, проверки севооборотов и решения других задач цифрового земледелия.

Ключевые слова: классификация, земли сельскохозяйственного назначения, цифровое земледелие, индекс вегетации, Дальний Восток, машинное обучение, дистанционное зондирование

Благодарности: исследования проводились при поддержке гранта Министерства образования и науки Хабаровского края на реализацию проектов в 2022 году в области фундаментальных и технических наук (№ 88с/2022).

Для цитирования: Степанов А. С., Дубровин К. Н., Верхотуров А. Л., Асеева Т. А. Особенности проведения классификации сельскохозяйственных земель Хабаровского края с использованием спутниковых данных // Дальневосточный аграрный вестник. 2022. Том 16. № 4. С. 54–62. doi: 10.22450/199996837_2022_4_54.

Original article

Classification features of the arable lands of Khabarovsk krai using satellite data**Alexey S. Stepanov¹, Konstantin N. Dubrovin²,****Andrey L. Verkhoturov³, Tatiana A. Aseeva⁴**^{1,4} Far Eastern Agricultural Research Institute, Khabarovsk krai, Vostochnoe, Russia² Computing Center of the Far Eastern Branch of the Russian Academy of Sciences
Khabarovsk krai, Khabarovsk, Russia³ Mining Institute of the Far Eastern Branch of the Russian Academy of Sciences
Khabarovsk krai, Khabarovsk, Russia¹ stepanfx@mail.ru, ² nobforward@gmail.com,³ andrey@ccfebras.net, ⁴ aseeva59@mail.ru

Abstract. Recently, methods based on satellite image processing have often been used to monitor arable land. The automated classification of arable lands using remote sensing data of the Earth makes it possible to identify the declared crop rotations with the real state of affairs, to identify unused lands without labor-intensive trips. At the same time, the accuracy of the models for the classification of agricultural crops in the southern part of the Far East is lower than for traditional agricultural regions of Russia, which is due, firstly, to the peculiarities of the vegetation of agricultural crops in the region, and, secondly, to the insufficiently high quality of information from the Unified Federal Information System of agricultural crops. The paper presents a comparison of the results of the classification of the arable land of the Khabarovsk krai with a total area of more than 4,000 hectares using the contours of the Unified Federal Information System and the corresponding sample of fields with specified boundaries. A series of optical images with a resolution of 10 m (Sentinel-2A/B) was considered in the period from April to October 2021, time series of Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) values were calculated for each of the pixels. Classification was carried out by the quadratic discriminant method, 6 classes were determined: soy, buckwheat, fallow, steam, perennial grasses, oats. It was found that the overall accuracy when using Unified Federal Information System of agricultural crops was 83.1 %, and with refined field contours – 94.1 %. The values of f_1 metrics for soybeans and deposits increased from 0.88 to 0.95, buckwheat – from 0.70 to 0.93, steam – from 0.80 to 0.85, perennial grasses – from 0.32 to 0.70. To clarify the contours of the fields, it may be recommended to conduct a preliminary classification based on the Unified Federal Information System of agricultural crops, in the future, a sample with specified boundaries will be used for classification in order to identify individual fields, check crop rotations and solve other problems of digital agriculture.

Keywords: classification, arable lands, digital farming, vegetation index, Far East, machine learning, remote sensing

Acknowledgments: the research was carried out with the support of a grant from the Ministry of Education and Science of the Khabarovsk krai for the implementation of projects in 2022 in the field of fundamental and technical sciences (No. 88c/2022).

For citation: Stepanov A. S., Dubrovin K. N., Verkhoturov A. L., Aseeva T. A. Osobennosti provedeniya klassifikatsii sel'skokhozyaistvennykh zemel' Khabarovskogo kraia s ispol'zovaniem sputnikovyykh dannykh [Classification features of the arable lands of Khabarovsk krai using satellite data]. *Dal'nevostochnyj agrarnyy vestnik. – Far Eastern Agrarian Bulletin.* 2022; 16; 4: 54–62. (in Russ.). doi: 10.22450/199996837_2022_4_54.

Введение. Решение задач, связанных с оценкой состояния посевов, прогнозированием урожайности, определением границ пахотных земель с использованием геоинформационных систем, основанных на обработке спутниковых изображений, в последнее время относят к области цифрового земледелия [1, 2].

Проведение автоматизированной классификации земель сельскохозяйственного назначения (ЗСН) с использованием данных дистанционного зондирования Земли позволяет сравнить заявленные севообороты с фактическими, выявить неиспользуемые земли без трудозатратных полевых выездов [3, 4]. Вместе с тем, точ-

ность моделей для классификации ЗСН южной части Дальнего Востока ниже, чем для традиционных сельскохозяйственных регионов России [5, 6], что обусловлено, во-первых, особенностями вегетации сельскохозяйственных культур региона, а, во-вторых, недостаточно высоким качеством данных Единой федеральной информационной системы земель сельскохозяйственного назначения (ЕФИС ЗСН) применительно к субъектам Дальневосточного федерального округа, в частности Хабаровскому краю.

Для классификации пахотных земель применяются разнообразные методы машинного обучения, в том числе Random Forest, Decision Tree Classifier, наивный байесовский классификатор, квадратичный дискриминантный анализ и т. д. [7, 8].

В качестве входных данных при классификации обычно используются значения оптических, реже радарных изображений, или индексы вегетации, в частности Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) и Enhanced Vegetation Index (EVI) [9–13]. График сезонного хода NDVI является основой для разделения пахотных земель, леса, травы в разработанных Институтом космических исследований РАН сервисах ВЕГА [14, 15].

Для разделения яровых и озимых культур, а также отдельных видов зерновых и зернобобовых в среде ВЕГА-PRO также используются значения NDVI, рассчитанные по снимкам высокого разрешения спутника Sentinel-2 [16]. Данные исследования были апробированы в западных регионах России. Вместе с тем отсутствуют комплексные исследования по идентификации и классификации сельскохозяйственных культур на Дальнем Востоке.

Таким образом, *целью исследования явилась оценка точности классификации пахотных земель Хабаровского края, базирующейся на данных Единой федеральной информационной системы земель сельскохозяйственного назначения; оценка возможности использования классификатора для уточнения контуров полей, и сравнительная оценка точности классификации по уточненным данным.*

Материалы и методы исследования. Для выполнения исследования в

2021 г. получены контуры полей Хабаровского района из базы данных ЕФИС ЗСН. В качестве объекта исследования рассматривались 170 полей; была получена и верифицирована информация о севообороте.

Общая площадь полей составила около 3 600 га (по данным ЕФИС ЗСН). Все поля были отнесены к одному из шести классов: соя, гречиха, залежь, пар, многолетние травы, овес. В течение 2021 г. для отобранных полей производилось уточнение контуров с использованием данных наземных наблюдений, а также данных дистанционного зондирования Земли.

В период с мая по сентябрь 2021 г. со спутников Sentinel-2A/B были получены 23 снимка оптического диапазона с разрешением 10 м, наложена маска облачности и сформированы временные ряды NDVI для каждого пикселя. Значения NDVI определялись по формуле (1):

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (1)$$

где NIR – отражение в ближней инфракрасной области спектра;

RED – отражение в красной области спектра.

В обучающую выборку включались 70 % от общего числа пикселей, в тестовую – 30 %. Классификация проводилась методом квадратичного дискриминантного анализа (трехкратная кросс-валидация).

Для оценки качества классификации определялась общая точность (OA), а также точность (P), полнота (R) и f_1 метрика для каждого класса:

$$OA (\%) = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100, \quad (2)$$

$$P (\%) = \frac{TP}{TP + FP} \times 100, \quad (3)$$

$$R (\%) = \frac{TP}{TP + FN} \times 100, \quad (4)$$

$$f_1 = \frac{TP}{TP + \frac{FP + FN}{2}} \quad (5)$$

где TP – число пикселей, верно отнесенных к данному классу;

TN – число пикселей, верно отнесенных к другим классам;

FP – число пикселей, неверно отнесенных к данному классу;

FN – число пикселей данного класса, неверно отнесенных к другим классам.

Результаты исследований. По изображениям, полученным с Sentinel-2A/B, в период с мая по сентябрь 2021 г., для каждого пикселя, находившегося внутри границ отобранных полей ЕФИС ЗСН, а также внутри уточненных контуров, были рассчитаны значения NDVI. Общее число пикселей при уточнении границ полей уменьшилось с 368 000 до 253 000 (более чем на 30 %).

На рисунке 1 представлены примеры соответствия фактических границ полей контурам, указанным в ЕФИС ЗСН. На-

пример, поле на рисунке 1 а), заявленное как поле с соей, на самом деле последние несколько лет выглядело следующим образом: северо-западная и восточная части поля заросли сорной растительностью. Восточная часть поля на рисунке 1 б), а это более 50 % от общей площади, находилась в частично заболоченном состоянии на протяжении нескольких лет.

В целом, общая площадь исследуемых полей после корректировки составила 2 532 га (табл. 1). Больше всего несоответствий реальным границам было выявлено на полях с овсом и многолетними травами (фактическая площадь полей меньше на 48,4 и 64 % соответственно). Корректировки площади полей сои находились в пределах 32 %, гречихи – 20,5 %.



Рисунок 1 – Контурные поля по данным ЕФИС ЗСН (обводка красным цветом) и уточненным данным (обводка синим цветом)

Таблица 1 – Общая площадь исследуемых полей по данным ЕФИС ЗСН и уточненным данным

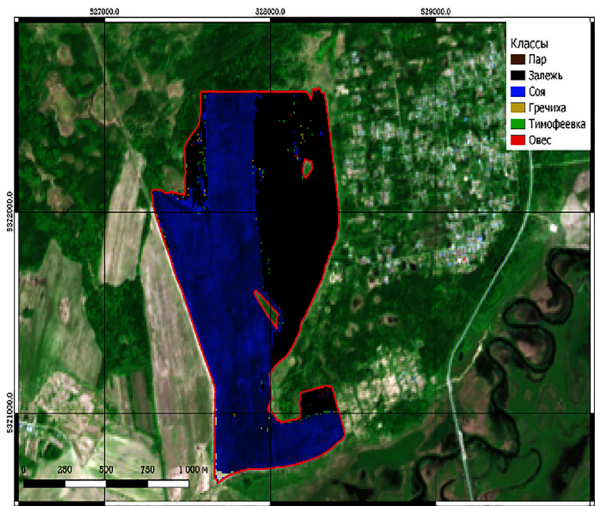
Класс	Площадь, га		Отклонение площади, %
	ЕФИС	уточненные контуры	
Соя	1 302,4	888,1	31,8
Гречиха	264,4	210,5	20,4
Залежь	1 542,1	1 020,1	33,8
Пар	407,8	348,4	14,6
Многолетние травы	123,5	44,4	64,0
Овес	40,2	20,7	48,4
Итого	3 680,4	2 532,2	31,2

Как следует из рисунка 2, результаты проведенной классификации могли служить для уточнения границ. Так, например, сравнение фактических контуров на рисунках 1 а) и рис. 1 б) с рисунками 2 а) и 2 б) показало, что совокупность пикселей основной культуры, произраставшей на поле, в частности, сои на рисунке 2 а) и многолетних трав (представленных тимофеевкой луговой) на рисунке 2 б), достаточно легко могут быть отделены от залежи. Контурные поля, созданные на основе анализа этих изображений, вполне соответствовали контурам, полученным в ходе наземных исследований.

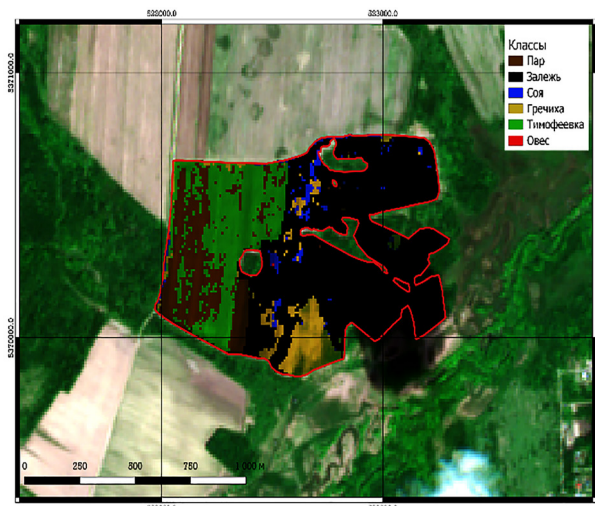
Общая точность при проведении классификации на основе данных ЕФИС ЗСН составила 83,1 %, а по уточненным

контурам полей – 94,1 %. Значения f_1 метрики для сои и залежи при использовании ЕФИС ЗСН были равны 0,88, а гречихи и пара – 0,70 и 0,80, соответственно (табл. 2).

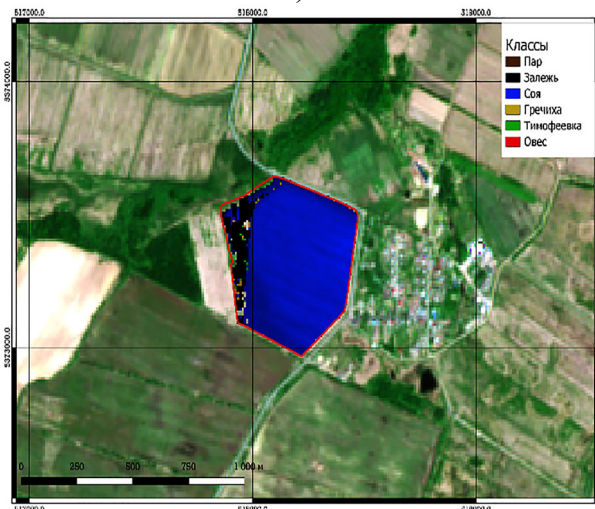
Как видно из рисунков 2 а) и 2 с), точность классификации сои действительно достаточно велика в уточненных границах, в то время как пиксели на поле с гречихой (рис. 2 д) и тимофеевкой (рис. 2 б) не демонстрировали высокой однородности в новых контурах. При этом классификатор по временным рядам NDVI для большинства полей достаточно четко позволил очертить контур произрастания основной культуры и сравнить полученные границы с результатами наземных наблюдений.



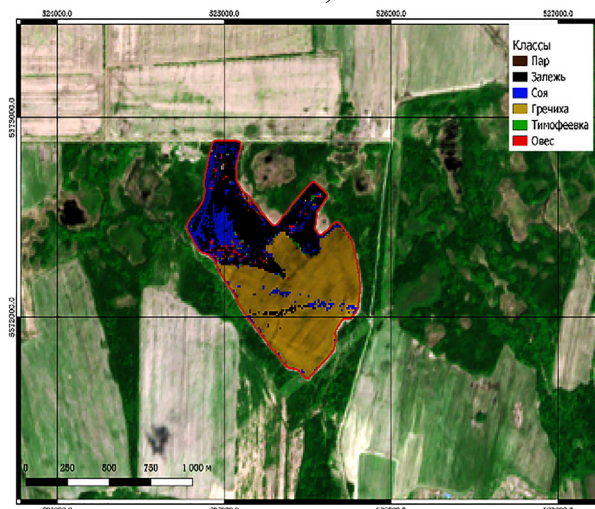
а)



б)



с)



д)

Рисунок 2 – Результаты проведенной классификации на основе данных для некоторых полей Хабаровского края

Таблица 2 – Оценка точности классификации на основе данных ЕФИС ЗСН

Класс	Метрики		
	$P, \%$	$R, \%$	F_1
Соя	91,2	84,5	0,88
Гречиха	63,6	76,8	0,70
Залежь	85,7	89,5	0,88
Пар	76,1	84,5	0,80
Многолетние травы	46,1	24,9	0,32
Овес	0,1	0,1	0,00

Результаты классификации, выполненной на основе уточненных контуров, представлены в таблице 3.

Как видно, значения f_1 увеличились до 0,97 для сои и залежи, для гречихи – до 0,93. Необходимо отметить, что корректировка границ поспособствовала достаточно хорошим результатам распознавания класса многолетних трав. Точность увеличилась практически в 2 раза – до 82,5 %, значение полноты превысило 60 %, а f_1 составило 0,70.

Вместе с тем точность определения овса на основе уточненных данных, хоть и достигла уровня 43 %, все равно являлась неудовлетворительной. Связано это с малым объемом посевных площадей овса, включенным в выборку; особенностями вегетации разных сортов овса; подсевом многолетних трав. Для решения этой проблемы в дальнейшем будут включены дополнительные поля с овсом в обучающую выборку и рассмотрено разделение класса «овес» на подклассы.

Заключение. Таким образом, проведенное исследование показало, что су-

ществующие контуры пахотных земель Хабаровского края, представленные в Единой федеральной информационной системе земель сельскохозяйственного назначения, не соответствовали фактическим.

Классификатор на основе квадратичного дискриминантного анализа позволил уточнить границы сельскохозяйственных полей, при этом общая точность при использовании Единой федеральной информационной системы составила 83,1 %, а с уточненными контурами полей – 94,1 %. Значения f_1 метрик для сои и залежи увеличились с 0,88 до 0,97, гречихи – с 0,70 до 0,93, пара – с 0,80 до 0,85, многолетних трав – с 0,32 до 0,70.

В целом, предложенный подход к классификации позволяет использовать метод квадратичного дискриминантного анализа для корректировки контуров полей, а применение классификатора к уточненным данным может быть использовано для контролирования севооборотов, идентификации посевов на отдельных полях и решения прочих задач из области цифрового земледелия.

Таблица 3 – Оценка точности классификации на основе уточненных данных

Класс	Метрики		
	$P, \%$	$R, \%$	F_1
Соя	95,9	99,0	0,97
Гречиха	91,5	94,2	0,93
Залежь	98,6	94,7	0,97
Пар	81,1	88,7	0,85
Многолетние травы	82,5	60,3	0,70
Овес	43,4	10,6	0,17

Список источников

1. Цифровое земледелие / А. Л. Иванов, И. С. Козубенко, И. Ю. Савин, В. И. Кирюшин // Вестник российской сельскохозяйственной науки. 2018. № 5. С. 4–9.
2. Состояние цифровой трансформации сельского хозяйства / В. Е. Ториков, В. А. Погоньшев, Д. А. Погоньшева, Г. Е. Дорных // Вестник Курской государственной сельскохозяйственной академии. 2020. № 9. С. 6–13.
3. Сергеева О. С. Применение геоинформационных технологий для повышения эффективности земельного надзора // Географический вестник. 2019. № 4 (51). С. 154–162.
4. Арзамасцева Н. В., Прохорова Н. В., Хамидова Л. Л. Проблема достоверности и полноты информации о состоянии и использовании земель сельскохозяйственного назначения // Известия Тимирязевской сельскохозяйственной академии. 2021. № 3. С. 119–128.
5. Автоматическое распознавание используемых пахотных земель на основе сезонных временных серий восстановленных изображений Landsat / Д. Е. Плотников, П. А. Колбудаев, С. А. Барталев, Е. А. Лупян // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2018. Т. 15. № 2. С. 112–127.
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. Применение технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве / Е. А. Скворцов, В. И. Набоков, К. В. Некрасов [и др.] // Аграрный вестник Урала. 2019. № 8 (187). С. 91–97.
8. 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. P. 135–151.
9. Crop yield estimation using time-series MODIS data and the effects of cropland masks in Ontario, Canada / Liu J., Shang J., Qian B., Huffman T. // Remote Sensing. 2019. Vol. 11. P. 2419.
10. Zhang H., Kang J., Xu X. 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 // Computers and Electronics in Agriculture. 2020. Vol. 176. P. 105618.
11. Hao P., Tang H., Cheng Z. Early-season crop type mapping using 30-m reference time series // Journal of Integrative Agriculture. 2020. Vol. 19. P. 1897–1911.
12. A machine learning approach for accurate crop type mapping using combined SAR and optical time series data / R. Tufail, A. Ahmad, M. Javed, S. R. Ahmad // Advances in Space Research. 2021. Vol. 69. P. 331–346.
13. Large-scale crop mapping from multi-source optical satellite imageries using machine learning with discrete grids / S. Yan, X. Yao, D. Zhu, D. Liu // International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. 2021. Vol. 103. P. 102485.
14. Спутниковый сервис мониторинга состояния растительности («ВЕГА») / Е. А. Лупян, И. Ю. Савин, С. А. Барталев [и др.] // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2011. Т. 8. № 1. С. 190–198.
15. Лупян Е. А., Барталев С. А., Толпин В. А. Использование спутникового сервиса ВЕГА в региональных системах дистанционного мониторинга // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2014. Т. 11. № 3. С. 215–232.
16. Tolpin V., Loupian E., Bartalev S. Possibilities of agricultural vegetation condition analysis with the «VEGA» satellite service // Atmospheric and Oceanic Optics. 2014. Vol. 27. P. 581–586.

References

1. Ivanov A. L., Kozubenko I. S., Savin I. Yu., Kiryushin V. I. Tsifrovoye zemledelie [Digital farming]. *Vestnik rossiiskoi sel'skokhozyaistvennoy nauki. – Bulletin of the Russian Agricultural Science*, 2018; 5: 4–9 (in Russ.).

2. Torikov V. E., Pogonyshev V. A., Pogonysheva D. A., Dornyykh G. E. Sostoyanie tsifrovoi transformatsii sel'skogo khozyaistva [State of digital transformation of agriculture]. *Vestnik Kurskoy gosudarstvennoy sel'skokhozyaystvennoy akademii. – Bulletin of the Kursk State Agricultural Academy*, 2020; 9: 6–13 (in Russ.).
3. Sergeeva O. S. Primenenie geoinformatsionnykh tekhnologii dlya povysheniya effektivnosti zemel'nogo nadzora [The application of geo-information technologies to increase the effectiveness of land supervision]. *Geograficheskiy vestnik. – Geographical bulletin*, 2019; 4: 154–162 (in Russ.).
4. Arzamastseva N. V., Prokhorova N. V., Khamidova L. L. Problema dostovernosti i polnoty informatsii o sostoyanii i ispol'zovanii zemel' sel'skokhozyaystvennogo naznacheniya [Problem of the accuracy and completeness of information on the status and use of agricultural lands]. *Izvestiya Timiryazevskoy sel'skokhozyaystvennoy akademii. – Izvestiya of Timiryazev Agricultural Academy*, 2021; 3: 119–128 (in Russ.).
5. Plotnikov D. E., Kolbudaev P. A., Bartalev S. A., Lupyan E. A. Avtomaticheskoe raspoznavanie ispol'zuemykh pakhotnykh zemel' na osnove sezonnykh vremennykh serii vosstanovlennykh izobrazhenii Landsat [Automated annual cropland mapping from reconstructed time series of Landsat data]. *Sovremennyye problem distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa. – Modern problems of remote sensing of the Earth from space*, 2018; 15; 2: 112–127 (in Russ.).
6. Miklashevich T. S., Bartalev S. A., Plotnikov D. E. Interpolyatsionnyi algoritm vosstanovleniya dlinnykh vremennykh ryadov dannykh sputnikovyykh nablyudenii rastitel'nogo pokrova [Interpolation algorithm for the recovery of long satellite data time series of vegetation cover observation]. *Sovremennyye problem distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa. – Modern problems of remote sensing of the Earth from space*, 2019; 16; 6: 143–154 (in Russ.).
7. Skvortsov E. A., Nabokov V. I., Nekrasov K. V., Skvortsova E. G., Krotov M. I. Primenenie tekhnologii iskusstvennogo intellekta v sel'skom khozyaistve [Application of technologies of artificial intelligence in agriculture]. *Agrarnyy vestnik Urala. – Agrarian Bulletin of the Urals*, 2019; 8: 91–97 (in Russ.).
8. 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; 220: 135–151.
9. Liu J., Shang J., Qian B., Huffman T. Crop yield estimation using time-series MODIS data and the effects of cropland masks in Ontario, Canada. *Remote Sensing*, 2019; 11: 2419.
10. Zhang H., Kang J., Xu X. 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. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020; 176: 105618.
11. Hao P., Tang H., Cheng Z. Early-season crop type mapping using 30-m reference time series. *Journal of Integrative Agriculture*, 2020; 19: 1897–1911.
12. Tufail R., Ahmad A., Javed M., Ahmad S. R. A machine learning approach for accurate crop type mapping using combined SAR and optical time series data. *Advances in Space Research*, 2021; 69: 331–346.
13. Yan S., Yao X., Zhu D., Liu D. Large-scale crop mapping from multi-source optical satellite imageries using machine learning with discrete grids. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021; 103: 102485.
14. Loupian E. A., Savin I. Yu., Bartalev S. A., Tolpin V. A., Balashov I. V., Plotnikov D. E. Sputnikovyy servis monitoringa sostoyaniya rastitel'nosti ("VEGA") [Satellite service of monitoring of the vegetation state ("VEGA")]. *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa. – Modern problems of remote sensing of the Earth from space*, 2011; 8; 1: 190–198 (in Russ.).
15. Loupian E. A., Bartalev S. A., Tolpin V. A. Ispol'zovanie sputnikovogo servisa VEGA v regional'nykh sistemakh distantsionnogo monitoringa [The use of VEGA satellite service in regional remote monitoring systems]. *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya*

Zemli iz kosmosa. – Modern problems of remote sensing of the Earth from space, 2014; 11; 3: 215–232 (in Russ.).

16. Tolpin V., Loupian E., Bartalev S. Possibilities of agricultural vegetation condition analysis with the "VEGA" satellite service. *Atmospheric and Oceanic Optics*, 2014; 27: 581–586.

© Степанов А. С., Дубровин К. Н., Верхотуров А. Л., Асеева Т. А., 2022

Статья поступила в редакцию 01.11.2022; одобрена после рецензирования 28.11.2022; принята к публикации 12.12.2022.

The article was submitted 01.11.2022; approved after reviewing 28.11.2022; accepted for publication 12.12.2022.

Информация об авторах

Степанов Алексей Сергеевич, доктор фармацевтических наук, ведущий научный сотрудник, Дальневосточный научно-исследовательский институт сельского хозяйства, stepanfx@mail.ru;

Дубровин Константин Николаевич, младший научный сотрудник, Вычислительный центр Дальневосточного отделения Российской академии наук, nobforward@gmail.com;

Верхотуров Андрей Леонидович, старший научный сотрудник, Институт горного дела Дальневосточного отделения Российской академии наук, andrey@ccfebras.net;

Асеева Татьяна Александровна, доктор сельскохозяйственных наук, член-корреспондент Российской академии наук, Дальневосточный научно-исследовательский институт сельского хозяйства, aseeva59@mail.ru

Information about authors

Alexey S. Stepanov, Doctor of Pharmaceutical Sciences, Leading Researcher, Far Eastern Agricultural Research Institute, stepanfx@mail.ru;

Konstantin N. Dubrovin, Junior Researcher, Computing Center of the Far Eastern Branch of the Russian Academy of Sciences, nobforward@gmail.com;

Andrey L. Verkhoturov, Senior Researcher, Mining Institute of the Far Eastern Branch of the Russian Academy of Sciences, andrey@ccfebras.net;

Tatiana A. Aseeva, Doctor of Agricultural Sciences, Corresponding Member of the Russian Academy of Sciences, Far Eastern Agricultural Research Institute, aseeva59@mail.ru