



DOI: 10.26898/0370-8799-2018-5-7

УДК 528.8.04

АВТОМАТИЗИРОВАННОЕ ОБНАРУЖЕНИЕ СОРНЯКОВ И ОЦЕНКА КАЧЕСТВА ВСХОДОВ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫХ КУЛЬТУР ПО RGB-ИЗОБРАЖЕНИЯМ

¹Альт В.В., ²Пестунов И.А., ²Мельников П.В., ¹Ёлкин О.В.

¹Сибирский федеральный научный центр агробиотехнологий Российской академии наук
Новосибирская область, р.п. Краснообск, Россия

²Институт вычислительных технологий Сибирского отделения Российской академии наук
Новосибирск, Россия

Для цитирования: Альт В.В., Пестунов И.А., Мельников П.В., Ёлкин О.В. Автоматизированное обнаружение сорняков и оценка качества всходов сельскохозяйственных культур по RGB-изображениям // Сибирский вестник сельскохозяйственной науки. 2018. Т. 48. № 5. С. 52–60. DOI: 10.26898/0370-8799-2018-5-7

For citation: Alt V.V., Pestunov I.A., Melnikov P.V., Elkin O.V. Avtomatizirovannoe obnaruzhenie sornyakov i otsenka kachestva vskhodov sel'skokhozyaistvennykh kul'tur po RGB-izobrazheniyam [Automated detection of weeds and evaluation of crop sprouts quality based on RGB images]. *Sibirskii vestnik sel'skokhozyaistvennoi nauki* [Siberian Herald of Agricultural Science], 2018, vol. 48, no. 5, pp. 52–60. DOI: 10.26898/0370-8799-2018-5-7

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interest

The authors declare no conflict of interest

Предложен автоматизированный метод обработки, позволяющий по RGB-изображениям, полученным с беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), обнаруживать сорняки и получать количественную и качественную оценку всходов сельскохозяйственных культур. Процесс обработки включает четыре этапа: 1) построение карты растительности с использованием модифицированного треугольного индекса TGI, значение индекса TGI (Triangular Greenness Index) определяется как площадь треугольника, образованного точками на спектральной кривой с длинами волн 480, 550 и 670 нм, позволяющего оценивать количество хлорофилла в листьях по данным RGB-изображений; 2) определение положения рядов посадок и междурядий на основе построенной карты растительности; 3) обнаружение сорняков и построение соответствующей картосхемы; 4) разбиение рядов посадок на непересекающиеся фрагменты и подсчет в каждом из них значения плотности растительности (отношения площади, занятой растительностью, к общей площади фрагмента). Задавая

AUTOMATED DETECTION OF WEEDS AND EVALUATION OF CROP SPROUTS QUALITY BASED ON RGB IMAGES

¹Alt V.V., ²Pestunov I.A.,

²Melnikov P.V., ¹Elkin O.V.

¹Siberian Federal Scientific Centre
of Agro-BioTechnologies of the Russian Academy
of Sciences

Krasnoobsk, Novosibirsk Region, Russia

²Institute of Computational Technologies
of the Siberian Branch of the Russian Academy
of Sciences

Novosibirsk, Russia

In this paper, we propose a method of automated data processing allowing to detect weeds and assess crop sprouts quality and quantity based on RGB images obtained by unmanned aerial vehicles (UAVs). The process consists of four main stages: 1) vegetation map generation with the use of modified Triangular Greenness Index (TGI); the index is defined as the area of a triangle formed by 3 points on a spectral curve with wavelengths of 480, 550 and 670 nm and estimates leaf chlorophyll content based on RGB images; 2) determination of the position of crop rows and spaces between rows based on the vegetation map; 3) detection of weeds and generation of an appropriate weed map; 4) division of crop rows into non-intersecting fragments and calculating vegetation density in each (the ratio of vegetation area to the total fragment area). By changing the empirically defined parameters of map thresholds of fragment density, one can

найденные эмпирически пороговые значения для карты плотностей фрагментов, можно получить картосхему, характеризующую качество всходов. В отличие от известных методов предлагаемый подход не использует данные в инфракрасном диапазоне и может быть применен для работы с обычными RGB-изображениями в связке с распространенными типами БПЛА. Метод был протестирован на RGB-изображениях всходов льна и подсолнечника, полученных с помощью камеры SONY ILCE-6000 в июне 2017 г. в Алтайском крае. Изображения сняты с высоты 150 м, пространственное разрешение – 1.5 см/пиксель. Размер каждого изображения составлял 6000 × 4000 пикселей. Результаты тестирования подтвердили высокую эффективность предлагаемого метода.

Ключевые слова: RGB-изображения, БПЛА, модифицированный индекс TGI, автоматизированный метод, обнаружение сорняков, оценка качества всходов

ВВЕДЕНИЕ

Современные концепции точного земледелия требуют наличия точной информации о состоянии сельскохозяйственных культур. Получение такой информации традиционным способом (с помощью полевых наблюдений) сопряжено со значительными материальными и временными затратами.

В последние годы наблюдается стремительный прогресс в развитии беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) и их масштабное проникновение во многие области человеческой деятельности, в том числе и в сельское хозяйство [1–5]. Применение БПЛА позволяет существенно удешевить и ускорить процесс получения актуальных данных о состоянии посевов с высоким временным и пространственным разрешением. Однако существенным недостатком распространенных БПЛА является их малая грузоподъемность, поэтому на БПЛА зачастую устанавливают легкие и недорогие фото- и видеокамеры, позволяющие получать изображения только в видимом диапазоне спектра. В связи с этим в настоящее время ве-

obtain a map that describes quality of crop sprouts. Unlike existing methods, the proposed scheme does not require presence of infrared data and can be applied to usual RGB images with the use of wide-spread types of UAVs. The method was tested on RGB images of flax and sunflower sprouts collected with SONY ILCE-6000 camera in June, 2017 in Altai Territory. The images were taken at the height of 150 m, spatial resolution was 1.5 cm/pixel. The size of each image was 6000×4000 pixels. Test results confirmed high efficiency of the proposed method.

Keywords: RGB-images, UAV, TGI modified index, automated method, weed detection, quality assessment of sprouts

дуются активные исследования по разработке методов и подходов, основанных на использовании RGB-изображений с БПЛА, для решения разнообразных задач мониторинга сельскохозяйственных посевов¹ [6–11].

Цель исследования – разработка автоматизированного метода обнаружения сорняков и получения количественной и качественной оценок всходов сельскохозяйственных культур по RGB-изображениям с БПЛА.

МАТЕРИАЛ И МЕТОДЫ

Для исследования использованы RGB-изображения всходов льна и подсолнечника, полученные с помощью беззеркальной камеры SONY ILCE-6000 в июне 2017 г. в Алтайском крае специалистами ООО «Беспилотные технологии». Изображения сняты с высоты 150 м, пространственное разрешение 1.5 см/пиксель. Размер каждого изображения 6000 × 4000 пикселей. На рис. 1 представлены примеры фрагментов таких изображений.

¹ Lottes, P., Khanna, R., Pfeifer, J., Siegwart, R., & Stachniss, C. UAV-based crop and weed classification for smart farming. In Robotics and Automation (ICRA). *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Singapore, 29 May–3 June 2017, 2017, pp. 3024–3031.



Рис. 1. Фрагменты RGB-изображений всходов льна (а) и подсолнечника (б)
Fig. 1. Fragments of RGB images of flax (a) and sunflower sprouts (b)

Предлагаемый метод обнаружения сорняков и получения количественной и качественной оценок всходов сельскохозяйственных культур по RGB-изображениям с БПЛА предполагает выполнение следующих основных этапов обработки.

1. Построение карты растительности с использованием модифицированного индекса TGI (Triangular Greenness Index [12]), позволяющего оценивать количество хлорофилла в листьях по их RGB-изображениям.
2. Определение положения рядов посадок и междурядий на основе построенной карты растительности.

3. Обнаружение сорняков и построение соответствующей картосхемы.

4. Разбиение рядов посадок на непересекающиеся фрагменты и подсчет в каждом из них значения плотности растительности (отношения площади, занятой растительностью, к общей площади фрагмента).

Задавая найденные эмпирически пороговые значения для карты плотностей фрагментов, можно получить картосхему, характеризующую качество всходов.

Наглядная схема обработки представлена на рис. 2.

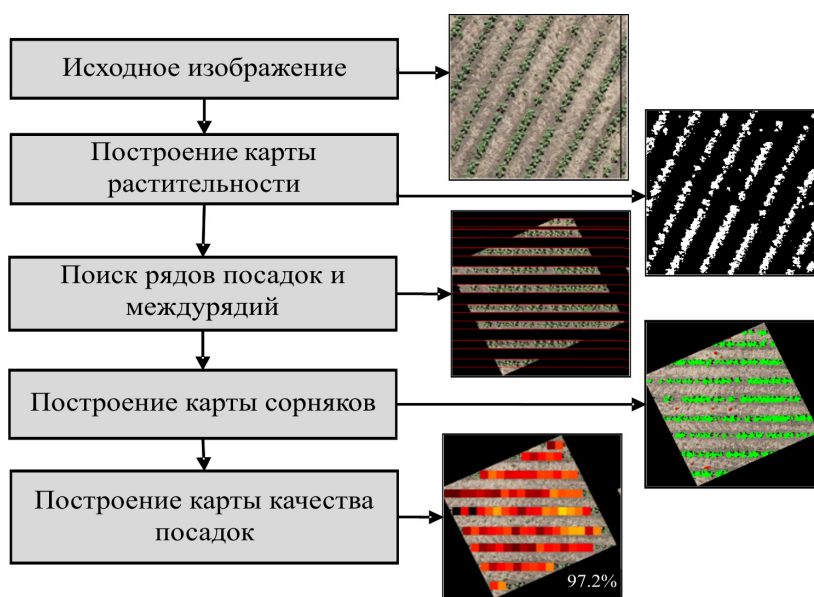


Рис. 2. Схема обработки изображений
Fig. 2. The scheme of image processing

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Построение карты растительности. В работе [12] предлагается индекс TGI для оценки количества хлорофилла в листьях по данным RGB-съемки. В этой статье дан обзор большого числа других индексов, в том числе использующих только RGB-данные: VARI, GLI, NGRDI, и показывается, что индекс TGI лучше других коррелирует с содержанием хлорофилла.

Значение индекса TGI определяется как площадь треугольника, образованного точками на спектральной кривой с длинами волн 480, 550 и 670 нм по формуле

$$TGI = -0,5((\lambda_R - \lambda_B)(R - G) - (\lambda_R - \lambda_G)(R - B)). \quad (1)$$

На рис. 3 показаны две спектральные кривые для двух объектов, имеющих различное содержание хлорофилла, и значения, по которым считается индекс.

Типичный сенсор CMOS для бытовой фотоаппаратуры имеет пики чувствительности²: $\lambda_R = 625$ нм, $\lambda_G = 525$, $\lambda_B = 460$ нм. Для задачи выделения растительности индекс можно считать с точностью до постоянного коэффициента, и формулу (1) можно упростить:

$$TGI = -0,61B + G - 0,39R.$$

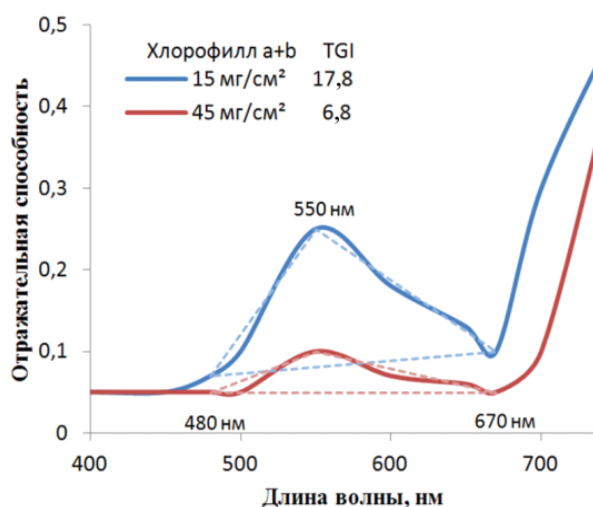


Рис. 3. Две спектральных кривых разных объектов и треугольники, используемые для расчета индекса TGI (показаны пунктиром)

Fig. 3. Two spectral curves of different objects, and triangles used for calculation of TGI index (shown by dotted lines)

Для оценки эффективности индекса были выбраны размеченное (для обучения) и тестовое изображения размером 400×300 пикселей (см. рис. 4). Они являются фрагментами полноразмерных изображений всходов пшеницы.

Точность классификации с помощью индекса TGI с порогом 0,07 (оптимальное значение, подобранное эмпирически) составила 94,19% для обучающего изображения и 83,88% для тестового.

Поскольку рассматриваемая задача отличается от задачи, для которой был разработан индекс TGI, представляется целесообразным модификация индекса для задачи выделения растительности с использованием конкретного сенсора и конкретных условий съемки.

Модификация индекса TGI. Для поиска оптимальных значений коэффициента индекса была выполнена процедура глобальной оптимизации, целевой функцией являлось количество неправильно классифицированных пикселей:

$$TGI_{a,b}[i, j] = aB[i, j] + G[i, j] + bR[i, j],$$

$$Ret_{a,b,t}[i, j] = \begin{cases} 1, & TGI_{a,b}[i, j] > t, \\ 0, & \end{cases}$$

$$Err_{a,b,t}[i, j] = \begin{cases} 1, & Ret_{a,b,t}[i, j] \neq GT[i, j], \\ 0, & \end{cases}$$

$$Cost_{a,b,t} = \sum_{i,j} Err_{a,b,t}[i, j] \xrightarrow{a,b,t} \min$$

Здесь i, j – координаты пикселей на изображениях; R, G, B – каналы обрабатываемого изображения; a, b, t – параметры оптимизации (коэффициенты для синего и красного каналов и пороговое значение индекса); GT – бинарное изображение эталонной картосхемы, созданной на основе экспертных данных.

Для решения задачи оптимизации использован метод дифференциальной эволюции – предложенный в 1995 г. метод глобальной оптимизации, не требующий вычисления производных функций и явля-

²McKinnon T., Hoff P. Comparing RGB-Based Vegetation Indices with NDVI for Agricultural Drone Imagery. <https://agribotix.com/blog/2017/04/30/comparing-rgb-based-vegetation-indices-with-ndvi-for-agricultural-drone-imagery>

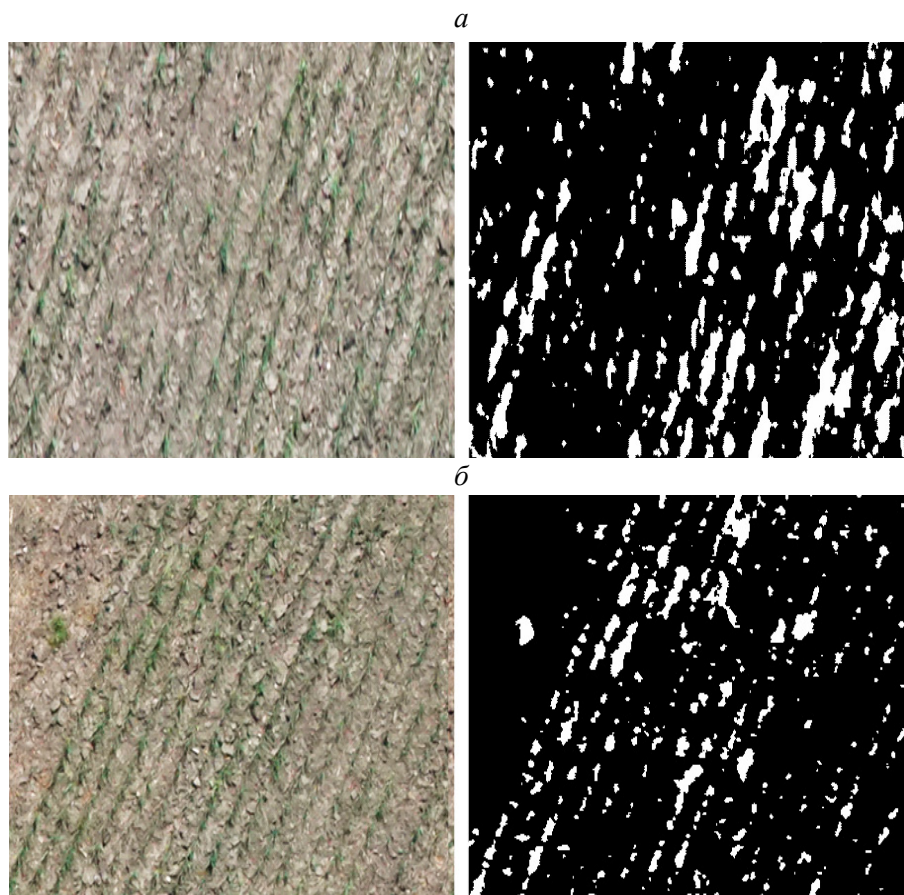


Рис. 4. Обучающее изображение и его эталонное разбиение (а),
тестовое изображение и его эталонное разбиение (б)

Fig. 4. Training image and its model division (а), test image and its model division (б)

ющийся развитием идей генетических алгоритмов [13]. В результате найдены оптимальные значения коэффициентов индекса и порога:

$$TGI_{best} = -0,25B + G - 0,76R > 0,017.$$

Точность выделения растительности на обучающей выборке с помощью данного индекса 97,88%, точность на тестовом изображении 89,48%.

Поиск рядов всходов и междурядий. На следующем этапе необходимо на карте растительности найти области, занятые полезными всходами, чтобы при последующем расчете качества всходов не учитывать сорняки. Для этого выполняется поиск рядов и междурядий по следующему алгоритму:

- 1) определение направления рядов всходов;
- 2) определение положений рядов всходов.

Карта растительности поворачивается на всевозможные углы, для каждого угла и для

каждого горизонтального ряда пикселей определяется количество пикселей, содержащих растительность. По полученному вектору определяется «контраст» – разница между 5-м и 95-м процентилими значений. Когда ряды растительности расположены вдоль горизонтальной оси изображения, «контраст» имеет большое значение (см. рис. 5, б), так как некоторые ряды пикселей содержат только пиксели почвы, а некоторые – только пиксели растительности. Если же ряды всходов не параллельны оси изображения, «контраст» имеет малое значение, так как горизонтальные ряды пикселей содержат как пиксели почвы, так и пиксели растительности (см. рис. 5, а). Поэтому направление рядов всходов на изображении определяется как угол поворота изображения, при котором «контраст» максимален (см. рис. 6).

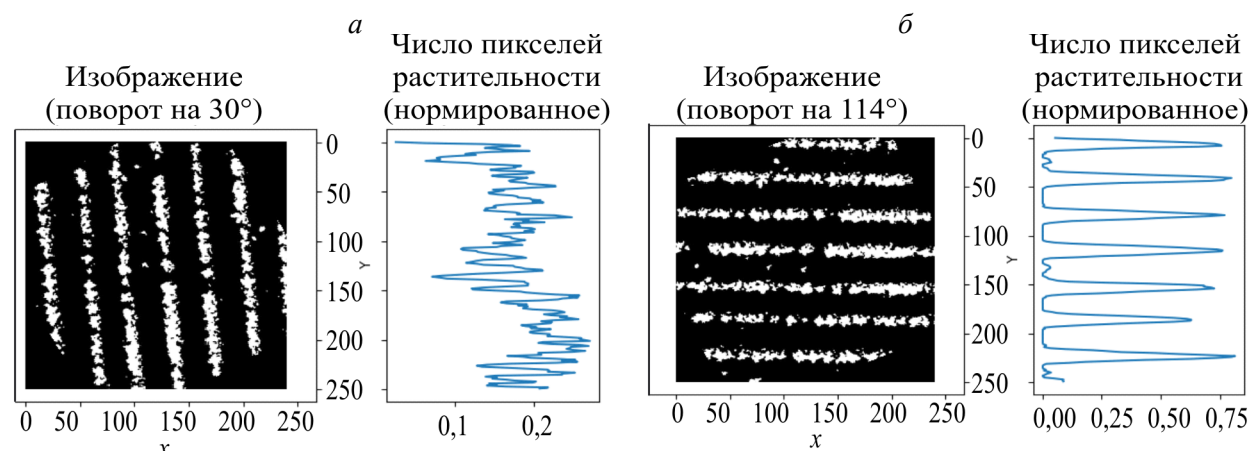


Рис. 5. Число пикселей растительности в горизонтальных рядах изображения при повороте на 30° (а) и 114° (б)

Fig. 5. The number of vegetation pixels in horizontal rows of the image when rotated at 30° (a) and 114° (b)

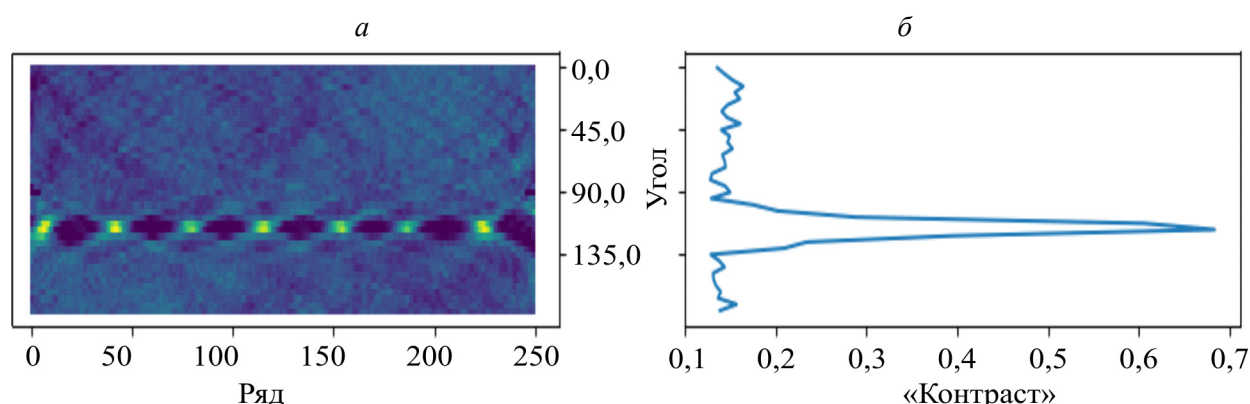


Рис. 6. Количество пикселей растительности в каждом горизонтальном ряду пикселей в зависимости от угла поворота изображения (а – показано цветом) и значения «контраста» для различных углов поворота изображения (б)

Fig. 6. The number of vegetation pixels in each horizontal row of pixels depending on the angle of rotation of the image (a, in colour) and “contrast” values for different rotation angles of the image (b)

После нахождения угла поворота рядов всходов необходимо определить положение каждого ряда. Эта задача решается путем поиска пиков (локальных максимумов) с определенными характеристиками на графике числа пикселей растительности. Искомые пики должны иметь достаточное абсолютное значение и сильно отличаться от окружающих пикселей (см. рис. 7).

Ширина рядов может определяться как автоматически – путем поиска минимумов на том же графике (при этом качество определения может быть снижено при наличии сорняков, увеличивающих ширину рядов), так и задаваться экспертом, исходя из ин-

формации о сельскохозяйственных культурах (нормативы посевов, возраст посадок и т.д.). На основе этой информации строится карта сорняков (см. рис. 8).

Вычисление качества всходов. Помимо карты сорняков, полученной на предыдущем этапе, важным результатом работы всей предлагаемой схемы является карта плотности полезной растительности, по которой можно оценить качество всходов. Для построения карты найденные ряды посадок разбивались на непересекающиеся прямоугольные фрагменты, в каждом из них подсчитывался процент пикселей, занятых растительностью (см. рис. 9). Задавая поро-

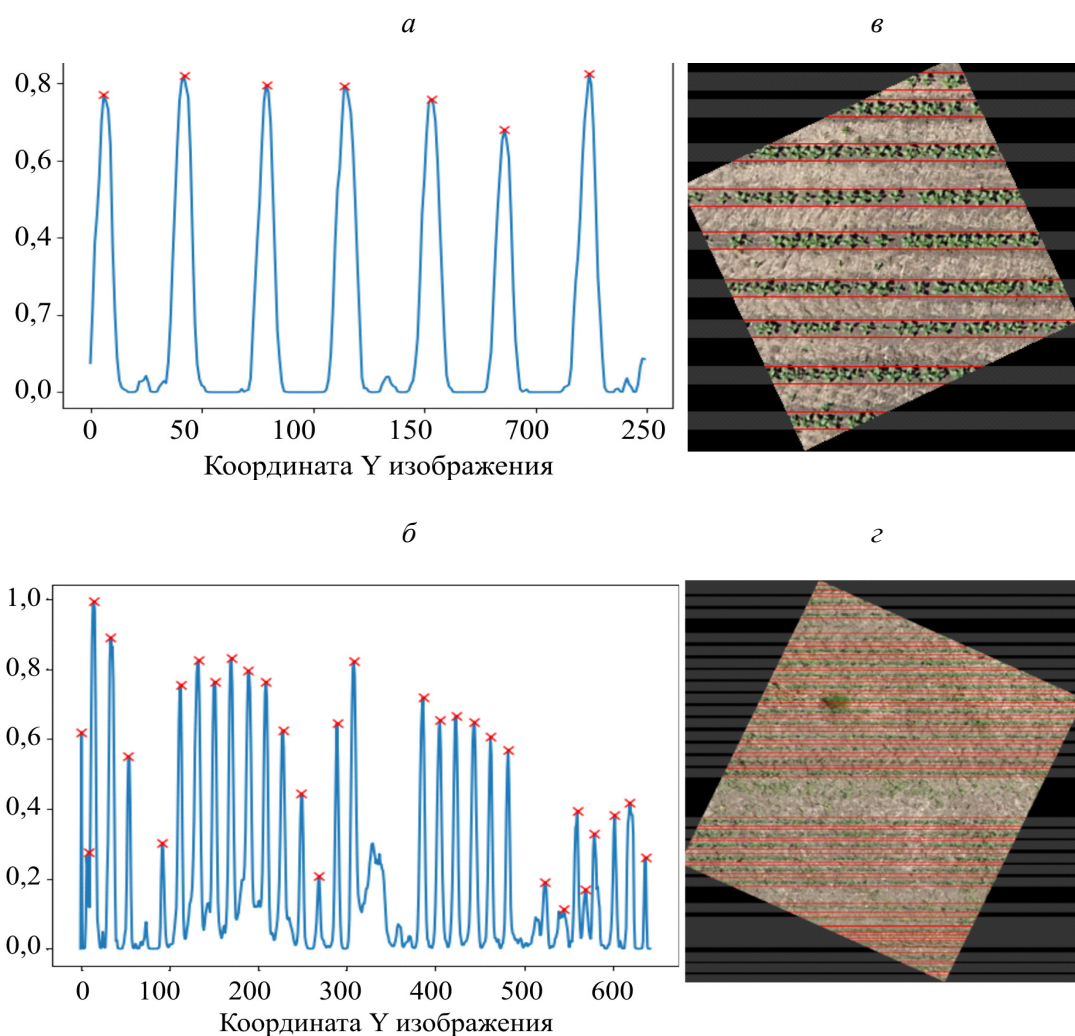


Рис. 7. Результат поиска пиков на графике количества пикселей растительности (а, б – символами «х» обозначены найденные ряды всходов) и ряды всходов, отмеченные на изображениях подсолнечника (а) и льна (б)

Fig. 7. Results of peak search on the graph of the number of vegetation pixels (а, б – symbols «х» show rows of sprouts found) and sprout rows marked on the images of sunflower (а) and flax (б)

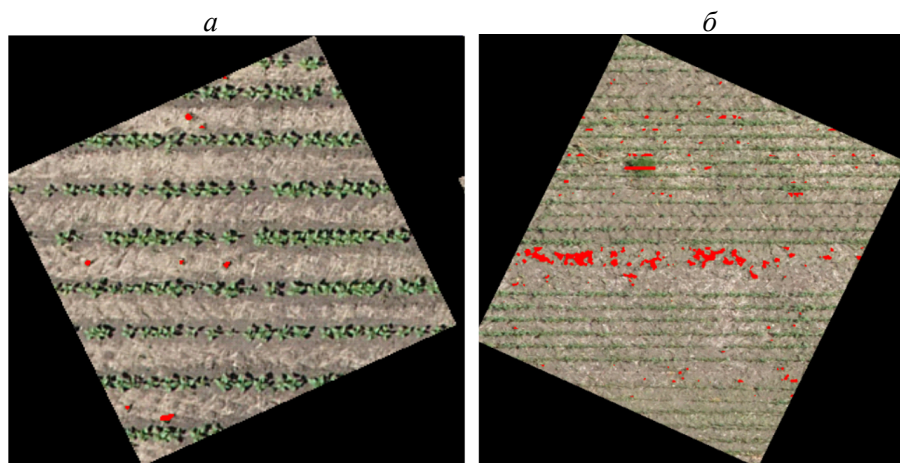


Рис. 8. Карта сорняков для изображений подсолнечника (а) и льна (б)

Fig. 8. The weed map for sunflower image (а) and flax image (б)

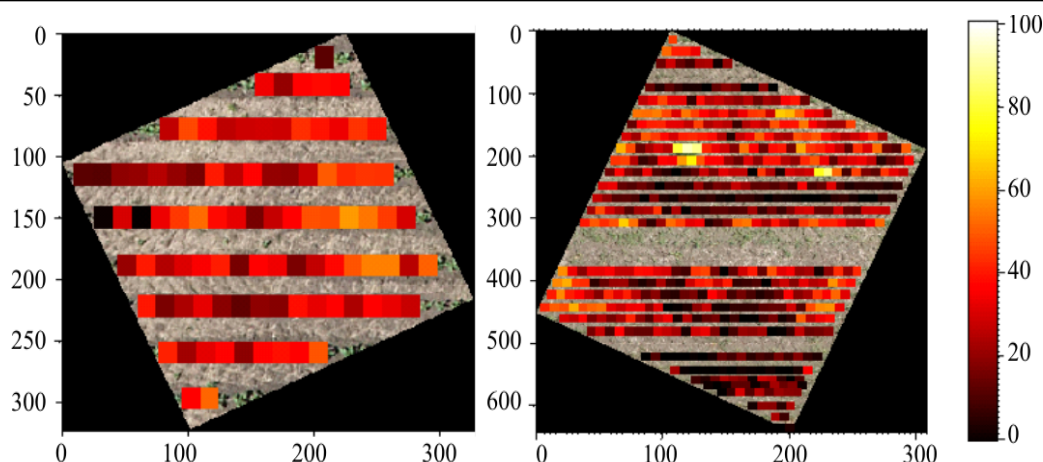


Рис. 9. Визуализация фрагментов, занятых полезной растительностью

Fig. 9. Visualization of fragments covered with useful vegetation

говые значения для данной карты, эксперты могут получить классификацию растительности по качеству, содержащую необходимое число классов.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Результаты тестирования предложенного автоматизированного метода обнаружения сорняков и оценки качества всходов сельскохозяйственных культур по RGB-изображениям, полученным с беспилотного летательного аппарата, подтверждают его высокую эффективность. В отличие от известных методов предлагаемый подход не использует данные в инфракрасном диапазоне и может применяться для работы с обычными RGB-изображениями в связке с распространенными типами БПЛА.

REFERENCES

1. Huang Y., Lee M.A., Thomson S.J., Reddy K.N. Ground-based hyperspectral remote sensing for weed management in crop production. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2016, vol. 9(2), pp. 98–109.
2. Pena J.M., Torres-Sanchez J., de Castro A.I., Kelly M., Lopez-Granados F. Weed mapping in early-season maize fields using object-based analysis of unmanned aerial vehicle (UAV) images. *PloS ONE*, 2013, vol. 8(10), DOI: 10.1371/journal.pone.0077151
3. Pena Barragan J.M., Kelly M., Castro A.I.D., Lopez Granados F. Object-based approach for crop row characterization in UAV images for site-specific weed management. *Proceedings of the 4th GEOBIA*, 2012, pp. 426–431.
4. Chu T., Starek M.J., Brewer M.J., Murray S.C., Pruter L.S. Assessing lodging severity over an experimental maize (*Zea mays* L.) field using UAS images. *Remote Sensing*, 2017, vol. 9(9), pp. 923. DOI: 10.3390/rs9090923
5. Eitel J.U.H., Long D.S., Gessler P.E., Hunt E.R. Combined spectral index to improve ground-based estimates of nitrogen status in dryland wheat. *Agronomy Journal*, 2008, vol. 100, pp. 1694–1702.
6. Makanza R., Zaman-Allah M., Cairns J.E., Magorokosho C., Tarekegne A., Olsen M., Prasanna B. High-Throughput Phenotyping of Canopy Cover and Senescence in Maize Field Trials Using Aerial Digital Canopy Imaging. *Remote Sens*, 2018, vol. 10. DOI: 10.3390/rs10020330.
7. Pena J.M., Torres-Sanchez J., Serrano-Perez A., de Castro A.I. Quantifying Efficacy and Limits of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Technology for Weed Seedling Detection as Affected by Sensor Resolution. *Sensors*, 2015, vol. 15, pp. 5609–5626. DOI: 10.3390/s150305609
8. Liu T., Li R., Jin X., Ding J., Rui L., Xiuliang J., Xinkai Z., Chengming S., Wenshan G. Evaluation of Seed Emergence Uniformity of Mechanically Sown Wheat with UAV RGB Imagery. *Remote Sensing*, 2017, vol. 9(12), pp. 1241–1256. DOI: 10.3390/rs9121241

9. Gracia-Romero A., Vergara-Diaz O., Thierfelder C., Cairns J.E., Kefauver S.C., Araus J.L. Phenotyping conservation agriculture management effects on ground and aerial remote sensing assessments of maize hybrids performance in Zimbabwe. *Remote Sensing*, 2018, vol. 10 (2), pp. 349–370. DOI: 10.3390/rs10020349
10. Gnadinger F., Schmidhalter U. Digital counts of maize plants by unmanned aerial vehicles (UAVs). *Remote Sensing*, 2017, vol. 9(6), DOI:10.3390/rs9060544
11. Bareth G., Bolten A., Hollberg J., Aasen H. Feasibility study of using non-calibrated UAV-based RGB imagery for grassland monitoring: Case study at the Rengen Long-term Grassland Experiment (RGE), Germany. *DGPF Tagungsband*, 2015, vol. 24, pp. 1–7.
12. Hunt E.R. Jr., Doraiswamy P.C., McMurtrey J.E. A visible band index for remote sensing leaf Chlorophyll content at the Canopy Scale. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2013, vol. 21, pp. 103–112. DOI: 10.1016/j.jag.2012.07.020.
13. Storn R., Price K. Differential Evolution – a Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces. *Journal of Global Optimization*, 1997, vol. 11, pp. 341–359.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

✉ **Альт В.В.**, академик РАН, доктор технических наук, руководитель Сибирского физико-технического института аграрных проблем Сибирского федерального научного центра агробиотехнологий Российской академии наук; **адрес для переписки:** Россия, 630501, Новосибирская область, р.п. Краснообск; СФНЦА РАН, а/я 463; e-mail: sibfti.n@ngs.ru

Пестунов И.А., кандидат физико-математических наук, ведущий научный сотрудник Института вычислительных технологий Сибирского отделения Российской академии наук; e-mail: pestunov@ict.sbras.ru

Мельников П.В., ведущий специалист Института вычислительных технологий Сибирского отделения Российской академии наук

Ёлкин О.В., кандидат технических наук, заведующий сектором Сибирского физико-технического института аграрных проблем Сибирского федерального научного центра агробиотехнологий Российской академии наук

AUTHOR INFORMATION

✉ **Alt V.V.**, Member of the Russian Academy of Sciences, Doctor of Science in Engineering, Head of Siberian Physical-Technical Institute of Agrarian Problems of the Siberian Federal Scientific Centre of Agro-BioTechnologies of the Russian Academy of Sciences; **address:** PO Box 463, SFSCA RAS, Krasnoobsk, Novosibirsk Region, 630501, Russia; e-mail: sibfti.n@ngs.ru

Pestunov I.A., Candidate of Science in Physics and Mathematics, Leading Researcher of the Institute of Computational Technologies of the Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences; e-mail: pestunov@ict.sbras.ru

Melnikov P.V., Leading Specialist of the Institute of Computational Technologies of the Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences

Elkin O.V., Candidate of Science in Engineering, Sector Manager of the Siberian Physical-Technical Institute of Agrarian Problems of Siberian Federal Scientific Centre of Agro-BioTechnologies of the Russian Academy of Sciences

Финансовая поддержка:

Работа выполнена при поддержке комплексной программы фундаментальных исследований Сибирского отделения Российской академии наук «Междисциплинарные интеграционные исследования» на 2018–2020 гг. по проекту «Разработка цифровых технологий раннего обнаружения и локализации поражений посевов сельскохозяйственных культур».

Дата поступления статьи 27.07.2018
Received by the editors 27.07.2018