



Научная статья  
УДК 631.67:004.9  
doi: 10.55186/25876740\_2024\_67\_2\_192

## МУЛЬТИКЛАССОВОЕ РАСПОЗНАВАНИЕ ПОСЕВОВ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫХ КУЛЬТУР РЕКУРРЕНТНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТЬЮ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ СО СВЕРТОЧНЫМИ СЛОЯМИ ПО ЦВЕТНЫМ АЭРОФОТОСНИМКАМ ВЫСОКОГО РАЗРЕШЕНИЯ

К.Е. Токарев, Н.И. Лебедь

Волгоградский государственный аграрный университет, Волгоград, Россия

**Аннотация.** Актуальность исследования обусловлена необходимостью создания интеллектуальной системы мониторинга состояния посевов сельскохозяйственных культур в период вегетации на значительных площадях. Научная проблема оперативного мониторинга состояния посевов сельскохозяйственных культур с последующим распознаванием их состояния по цветным изображениям, получаемым с беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), может быть решена посредством нейросетевых алгоритмов глубокого обучения, обеспечивающих анализ и обработку графической информации. В рамках компьютерной реализации рекуррентной нейронной сети со сверточными слоями авторами сформирован датасет цветных изображений посевов сельскохозяйственных культур, полученных с использованием БПЛА. С целью решения проблемы классового дисбаланса полученного датасета, осуществлена его аугментация путем искусственного добавления новых изображений, полученных на основе уже существующих. Для обучения, реализованной на языке Python, рекуррентной нейронной сети, включающей сверточные слои, сформирована обучающая и тестовая выборки, с разметкой изображений по четырем классам: здоровая растительность («healthy»), пораженная растительность («affected»), почва, незасеянное поле («soil») и прочие объекты («other»). Полученные в ходе исследования результаты распознавания могут быть использованы для создания гибридных архитектур с последующей программной реализацией комплекса нейросетевых моделей, позволяющих выявлять закономерности роста и развития различных групп сельскохозяйственных культур.

**Ключевые слова:** мультиклассовое распознавание, искусственный интеллект, фитоагроценоз, продуктивность, сверточные нейронные сети

**Благодарности:** исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 22-21-20041, <https://rscf.ru/project/22-21-20041/> и Волгоградской области.

Original article

## MULTICLASS RECOGNITION OF CROPS BY A RECURRENT DEEP LEARNING NEURAL NETWORK WITH CONVOLUTIONAL LAYERS BASED ON HIGH-RESOLUTION COLOR AERIAL PHOTOGRAPHS

K.E. Tokarev, N.I. Lebed

Volgograd State Agricultural University, Volgograd, Russia

**Abstract.** The relevance of the study is due to the need to create an intelligent system for monitoring the state of crops during the growing season on significant areas. The scientific problem of operational monitoring of the state of crops with subsequent recognition of their condition from color images obtained from unmanned aerial vehicles (UAVs) can be solved by means of neural network algorithms of deep learning that provide analysis and processing of graphical information. As part of the computer implementation of a recurrent neural network with convolutional layers, the authors have formed a dataset of color images of crops obtained using UAVs. In order to solve the problem of class imbalance of the resulting dataset, its augmentation was carried out by artificially adding new images obtained on the basis of existing ones. For the training of a recurrent neural network implemented in Python, including convolutional layers, training and test samples were formed, with the marking of images in four classes: healthy vegetation ("healthy"), affected vegetation ("affected"), soil, unseeded field ("soil") and other objects ("other"). The recognition results obtained in the course of the study can be used to create hybrid architectures with subsequent software implementation of a complex of neural network models that allow identifying patterns of growth and development of various groups of crops.

**Keywords:** multiclass recognition, artificial intelligence, phytoagrocenosis, productivity, convolutional neural networks

**Acknowledgments:** the study was supported by the Russian Science Foundation grant No. 22-21-20041, <https://rscf.ru/project/22-21-20041/> and the Volgograd region.

**Введение.** В Российской Федерации реализуется целый ряд государственных программ для развития современного высокоэффективного сельского хозяйства, в частности, ключевой задачей является переход к цифровому сельскому хозяйству, точному земледелию, активному использованию интеллектуальных технологий в АПК. Актуальность исследования обусловлена тем, что одной из приоритетных задач социально-экономического развития регионов России, в том числе Волгоградской области, в рамках «Стратегии научно-технологического развития Российской Федерации» и программы «Цифровое сельское хозяйство» является «Создание

систем обработки больших объемов данных, машинного обучения и искусственного интеллекта, переход к высокопродуктивному и экологически чистому агро- и аквахозяйству, разработка и внедрение систем рационального применения средств химической и биологической защиты сельскохозяйственных растений».

Беспрецедентный прогресс в области глубокого машинного обучения повлиял на многие отрасли, в том числе и на сектор сельского хозяйства. Промышленный характер сельскохозяйственного производства требует создания новых методов его интенсификации, среди которых важное место занимают интеллектуальные

технологии мониторинга и оценки состояния посевов на значительных площадях с использованием средств дистанционного мониторинга.

Научная проблема оперативного мониторинга состояния посевов сельскохозяйственных культур в период вегетации на значительных площадях с последующим распознаванием их состояния по цветным изображениям, получаемым с БПЛА, может быть решена посредством нейросетевых алгоритмов глубокого обучения, обеспечивающих анализ и обработку графической информации.

Изучением проблем оперативного мониторинга посевов в сельскохозяйственном произ-



водстве с использованием данных дистанционного зондирования с последующей обработкой графических данных посвящены работы зарубежных ученых: Kamilaris A. [1], Neetu and Ray S.S. [2], Liakos K.G. [3], Kitonsa N. [4], Гудфеллоу Я. [5], Cheng G. [6] и отечественных ученых: Дубенок Н.Н., Бородычев В.В. [7], Михайленко И.М. [8], Рогачев А.Ф. [9] и других [10-14].

В то же время следует подчеркнуть, что в ходе обзора тематических отечественных и зарубежных научных источников выявлено, что остаются недостаточно изучены проблемы системного подхода к повышению продуктивности фитоагроценозов с использованием искусственного интеллекта и нейросетевых технологий и реализующих их комплексов программ.

**Материалы и методы.** Проведенный авторами обзор подходов к мониторингу состояния фитоагроценозов в период вегетации по данным дистанционного мониторинга позволил выделить следующие направления использования

алгоритмов искусственного интеллекта, применяемых для распознавания, анализа и классификации посевов по цветным аэрофотоснимкам высокого разрешения. В частности, в качестве ключевых подходов отобраны методы глубокого машинного обучения, моделирование на основе нейронных сетей со сверточными слоями, а также алгоритмы компьютерного зрения, мультиклассового распознавания и классификации изображений.

В ходе исследования, по полученным цветным изображениям высокого разрешения класса 4К, осуществлена классификация аэрофотоснимков посевов сельскохозяйственных культур по четырем классам: Classes = [здоровая растительность «healthy», пораженная растительность «affected», почва, незаезанное поле «soil» и прочие объекты «other»]. Для формирования обучающей, тестовой и проверочной выборок использовались цветные изображения высокого разрешения, полученные с использованием камер 4К БПЛА (рис. 1, 2).

Для обучения нейросетевой модели использовалась архитектура 50-слойной модели ResNeXt, базирующаяся на классической архитектуре ResNet, представляющей собой модели глубокого обучения на основе сверточных нейронных сетей (CNN), включающая в себя, в зависимости от количества слоев, более одного строительного блока (Building Block или BB) остаточного обучения в зависимости от количества слоев (рис. 3).

ResNeXt представляет собой модель обучения для глубоких нейронных сетей со сверточными слоями, которая уменьшает количество параметров в ResNet. Структура строительного блока ResNext представлена на рисунке 4.

В качестве входных данных для формирования обучающей выборки выступает датасет из фрагментированных изображений размером 500x500 пикселей сегментов аэрофотоснимков полей с посевами в процессе вегетации, а также аннотация с классификацией указанных сегментов в формате .json.



Рисунок 1. Типовое цветное изображение высокого разрешения участка полей, используемое для обучения нейронной сети  
Figure 1. A typical image of a section of fields used for training a neural network



Рисунок 2. Исходное цветное изображение высокого разрешения фрагмента поля с посевами  
Figure 2. The original high-resolution color image of a fragment of a field with crops

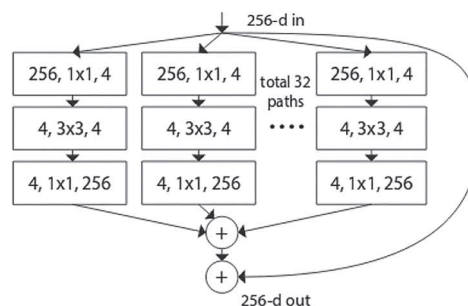


Рисунок 3. Обобщенная структура нейронной сети ResNext  
Figure 3. Generalized structure of the ResNext neural network

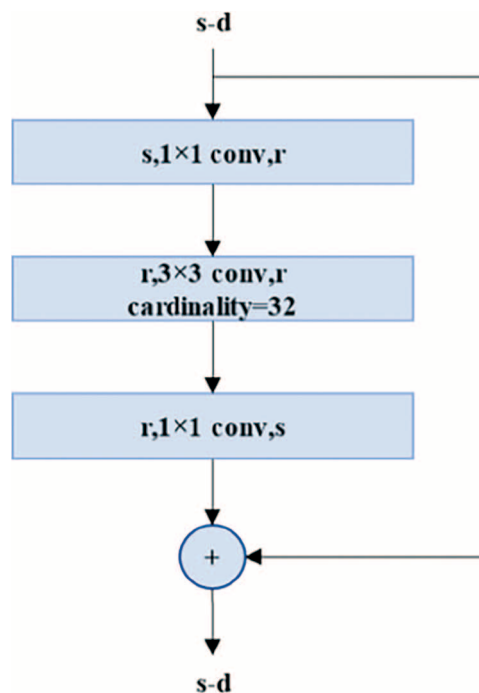


Рисунок 4. Структура строительного блока архитектуры ResNext  
Figure 4. Structure of the ResNext architecture building block







	A	B	C	D	E
1	imgld	здоровая растительность	поражённая растительность	почва, не засеянное поле	прочие объекты
2	1_0_0	0	0	1	0
3	1_0_1	0	0	1	0
4	1_0_2	0	0	1	0
5	1_0_3	1	0	1	0

Рисунок 5. Фрагмент таблицы классификации сегментов полученных изображений  
Figure 5. Fragment of the classification table of the segments of the received images

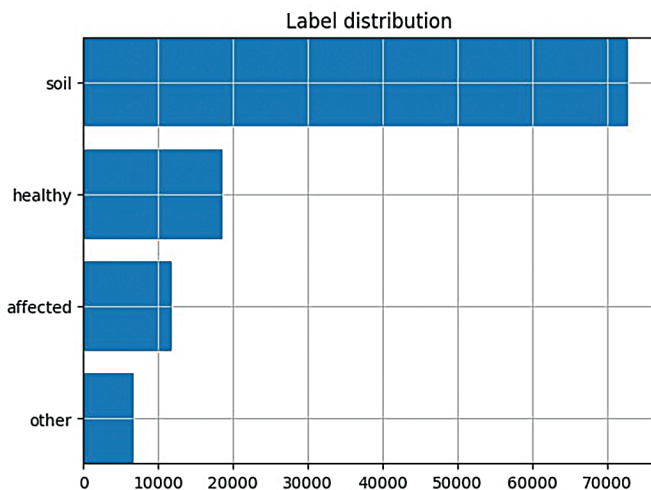


Рисунок 6. Диаграмма классового соотношения датасета до аугментации  
Figure 6. Diagram of the dataset class ratio before augmentation

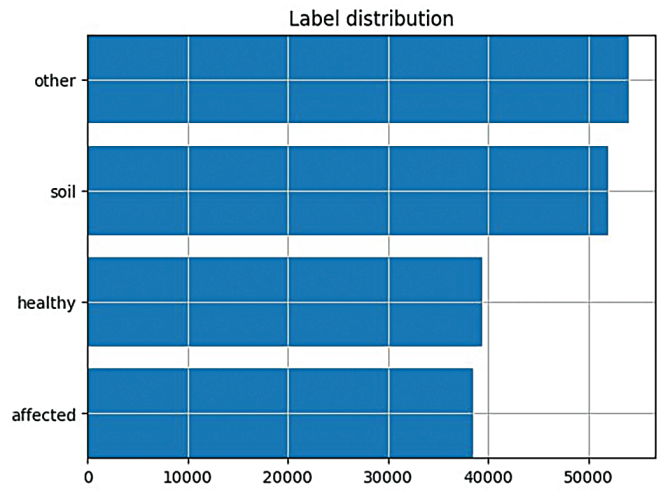


Рисунок 7. Диаграмма классового соотношения датасета после аугментации  
Figure 7. Diagram of the dataset class ratio after augmentation

```

{
  "samples": [
    {
      "image_name": "1_0_0",
      "image_labels": [
        "soil"
      ]
    },
    {
      "image_name": "1_0_1",
      "image_labels": [
        "soil"
      ]
    },
    {
      "image_name": "1_0_2",
      "image_labels": [
        "soil"
      ]
    }
  ]
}
    
```

Рисунок 8. Фрагмент листинга аннотации датасета  
Figure 8. Fragment of the dataset annotation listing

Каждый из полученных сегментов изображений был классифицирован и записан в таблицу, имеющую структуру для именования классов с выделением для каждого отдельного изображения 4 ячеек (здоровая растительность, пораженная растительность, почва, незасеянное поле и прочие объекты). При этом при наличии на изображении какого-либо класса в соответствующую ему ячейку записывается 1 (аналог логической истины), а при отсутствии — 0 (аналог логической лжи). Фрагмент внешнего вида полученной таблицы классификации представлен на рисунке 5.

**Результаты.** Первым этапом обучения нейросетевой модели являлся анализ полученного датасета, по результатам которого была выявлена проблема несбалансированности данных (классового дисбаланса), представленная в виде диаграммы на рисунке 6. На данной диаграмме представлено количество изображений, содержащих каждый из классов суммарно (где «healthy» — здоровая растительность, «affected» — пораженная растительность, «soil» — почва, незасеянное поле, «other» — прочие объекты соответственно), на основании соотношения которых видно классовый дисбаланс с доминирующим классом почвы (минимальным пределом является класс прочих объектов с ~7000 изображениями, максимальным — класс почвы, незасеянного поля с ~72000 изображений).

Для решения проблемы балансировки классового дисбаланса была проведена аугментация датасета путем искусственного добавления

новых изображений, полученных на основе уже существующих. Результат аугментации представлен на рисунке 7. На данной диаграмме изображено количество изображений, содержащих каждый из вышеописанных классов суммарно, на основании соотношения которых видно практически нивелированный классовый дисбаланс (минимальным пределом является класс пораженной растительности с ~39000 изображений, максимальным — класс прочих объектов с ~53000 изображений).

По результатам аугментации было получено 34993 сегмента фотографий, из которых 1/6 (5832 ед.) были отделены для тестового датасета, а оставшиеся 5/6 (29161 ед.) — для обучающего.

Также для корректной обработки моделью входных данных была реализована аннотация датасета в формате json, имеющего следующий вид: для каждого сегмента изображения (массив «samples») указано имя сегмента («image\_name») и присутствующие на сегменте классы («image\_labels»), а также в конце аннотации указан список всех возможных классов («labels»). Фрагмент листинга полученной аннотации представлен на рисунке 8.

**Выводы.** В ходе исследования проблем мониторинга и анализа состояния посевов сельскохозяйственных культур с использованием искусственного интеллекта авторами:

- сформирован датасет цветных изображений посевов сельскохозяйственных культур, полученных с использованием беспилотного летательного аппарата;



- осуществлена аугментация датасета цветных изображений посевов с целью решения проблемы классового дисбаланса для последующего обучения, реализованной на языке Python, рекуррентной нейронной сети, включающей сверточные слои;
- сформирована обучающая и тестовая выборки, с разметкой изображений по четырем классам: здоровая растительность («healthy»), пораженная растительность («affected»), почва, незасеянное поле («soil») и прочие объекты («other»).

Полученные в ходе исследования результаты могут быть использованы для создания гибридных архитектур с последующей программной реализацией комплекса нейросетевых моделей, позволяющих выявлять закономерности роста и развития различных групп сельскохозяйственных культур по данным дистанционного мониторинга.

**Список источников**

1. Kamilaris, A., Prenafeta-Boldú, F.X. (2018). Deep Learning in Agriculture: A survey. *Computers and Electronics in Agriculture*. Available at: [www.arxiv.org/pdf/1807.11809](http://www.arxiv.org/pdf/1807.11809)
2. Neetu and Ray, S.S. (2019). Exploring machine learning classification algorithms for crop classification using Sentinel 2 data. *ISPRS — International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. XLII-3/W6. Available at: [www.int-arch-photogramm-remote-sens-spatial-infsci.net/XLII-3-W6/573/2019/isprs-archives-XLII-3-W6-573-2019.pdf](http://www.int-arch-photogramm-remote-sens-spatial-infsci.net/XLII-3-W6/573/2019/isprs-archives-XLII-3-W6-573-2019.pdf)
3. Liakos, K.G., Busato, P., Moshou, D., Pearson, S., Bochtis, D. (2018). Machine Learning in Agriculture: A Review. *Sensors (Special Issue "Sensors in Agriculture 2018")*. Available at: [www.mdpi.com/1424-8220/18/8/2674/pdf](http://www.mdpi.com/1424-8220/18/8/2674/pdf)
4. Kitonsa, H., Kruglikov, S.V. (2018). Significance of drone technology for achievement of the united nations sustainable development goals. *R-Economy*, vol. 4, no. 3, pp. 115-120.
5. Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилл А. Глубокое обучение. М.: ДМК Пресс, 2018. 652 с.
6. Cheng, G., Wang, G., Han J. (2022). IS Net: Towards Improving Separability for Remote Sensing Image Change Detection. *In IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 60, pp. 1-11. Art no. 5623811. doi: 10.1109/TGRS.2022.3174276
7. Дубенок Н.Н., Бородычев В.В., Лытов М.Н. Алгоритм учета пространственной неоднородности исходных характеристик орошаемого участка на основе ГИС-технологий // Российская сельскохозяйственная наука. 2019. № 1. С. 66-70.
8. Михайленко И.М. и др. Управление агротехнологиями и роботизированные средства реализации // Инновации в сельском хозяйстве. 2019. № 1 (30). С. 242-258.
9. Рогачев А.Ф., Мелихова Е.В., Белоусов И.С. Исследование развития и продуктивности сельскохозяйственных культур с применением беспилотных летательных аппаратов // Известия Нижневолжского агроуниверситетского комплекса. 2020. № 3 (59). С. 397-406. doi: 10.32786/2071-9485-2019-04-49

10. Асадуллаев Р.Г., Кузьменко Н.И. Технология интеллектуального распознавания сельскохозяйственных культур нейронной сетью по мультиспектральным многомерным данным дистанционного зондирования Земли // Экономика. Информатика. 2022. № 49 (1). С. 159-168. doi: 10.52575/2687-0932-2022-49-1-159-168
11. Tokarev, K. et al. (2023). Monitoring and Intelligent Management of Agrophytocenosis Productivity Based on Deep Neural Network Algorithms. In: Vasant, P., Weber, G.W., Marmolejo-Saucedo, J.A., Munapo, E., Thomas, J.J. (eds) *Intelligent Computing & Optimization. ICO 2022. Lecture Notes in Networks and Systems*, vol. 569. Springer, Cham. doi: 10.1007/978-3-031-19958-5\_65
12. Токарев К.Е., Руденко А.Ю., Кузьмин В.А., Черныавский А.Н. Теория и цифровые технологии интеллектуальной поддержки принятия решений для увеличения биопродуктивности агроэкосистем на основе нейросетевых моделей // Известия Нижневолжского агроуниверситетского комплекса. 2021. № 4 (64). С. 421- 440. doi: 10.32786/2071-9485-2021-04-42
13. Токарев К.Е., Лебедь Н.И., Кузьмин В.А., Черныавский А.Н. Теория и технологии управления орошением сельскохозяйственных культур на основе информационных технологий поддержки принятия решений и математического моделирования // Известия Нижневолжского агроуниверситетского комплекса. 2020. № 4 (60). С. 433-448. doi: 10.32786/2071-9485-2020-04-41
14. Лебедь Н.И., Токарев К.Е. Повышение продуктивности агрофитоценозов в условиях точного земледелия с использованием нейросетевых алгоритмов глубокого обучения: обоснование применения и аспекты компьютерной реализации // Международный сельскохозяйственный журнал. 2022. № 6 (390). С. 662-664. doi: 10.55186/25876740\_2022\_65\_6\_662

**References**

1. Kamilaris, A., Prenafeta-Boldú, F.X. (2018). Deep Learning in Agriculture: A survey. *Computers and Electronics in Agriculture*. Available at: [www.arxiv.org/pdf/1807.11809](http://www.arxiv.org/pdf/1807.11809)
2. Neetu and Ray, S.S. (2019). Exploring machine learning classification algorithms for crop classification using Sentinel 2 data. *ISPRS — International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. XLII-3/W6. Available at: [www.int-arch-photogramm-remote-sens-spatial-infsci.net/XLII-3-W6/573/2019/isprs-archives-XLII-3-W6-573-2019.pdf](http://www.int-arch-photogramm-remote-sens-spatial-infsci.net/XLII-3-W6/573/2019/isprs-archives-XLII-3-W6-573-2019.pdf)
3. Liakos, K.G., Busato, P., Moshou, D., Pearson, S., Bochtis, D. (2018). Machine Learning in Agriculture: A Review. *Sensors (Special Issue "Sensors in Agriculture 2018")*. Available at: [www.mdpi.com/1424-8220/18/8/2674/pdf](http://www.mdpi.com/1424-8220/18/8/2674/pdf)
4. Kitonsa, H., Kruglikov, S.V. (2018). Significance of drone technology for achievement of the united nations sustainable development goals. *R-Economy*, vol. 4, no. 3, pp. 115-120.
5. Gudfellow, Ya., Bendzhio, I., Kurvill, A. (2018). *Glubokoe obuchenie* [Deep learning]. Moscow, DMK Press, 652 p.
6. Cheng, G., Wang, G., Han J. (2022). IS Net: Towards Improving Separability for Remote Sensing Image Change Detection. *In IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 60, pp. 1-11. Art no. 5623811. doi: 10.1109/TGRS.2022.3174276
7. Dubenok, N.N., Borodychev, V.V., Lytov, M.N. (2019). Algorithm ucheta prostranstvennoi neodnorodnosti iskhodnykh kharakteristik oroshayemogo uchastka na os-

nove GIS-tekhnologii [Algorithm for taking into account the spatial heterogeneity of the initial characteristics of the irrigated area based on GIS technologies]. *Rossiiskaya sel'skokhozyaistvennaya nauka* [Russian agricultural sciences], no. 1, pp. 66-70.

8. Mikhailenko, I.M. i dr. (2019). Upravlenie agrotekhnologiyami i robotizirovannye sredstva realizatsii [Management of agrotechnologies and robotic and robotic means of implementation]. *Innovatsii v sel'skom khozyaistve* [Innovations in agriculture], no. 1 (30), pp. 242-258.
9. Rogachev, A.F., Melikhova, E.V., Belousov, I.S. (2020). Issledovanie razvitiya i produktivnosti sel'skokhozyaistvennykh kul'tur s primeneniem bespilotnykh letatel'nykh apparatov [Research of development and productivity of agricultural crops using unmanned aerial vehicles]. *Izvestiya Nizhnevolskogo agrouniversitetskogo kompleksa* [Proceedings of Nizhnevolskiy agrouniversity complex], no. 3 (59), pp. 397-406. doi: 10.32786/2071-9485-2019-04-49
10. Asadullaev, R.G., Kuz'menko, N.I. (2022). Tekhnologiya intellektual'nogo raspoznavaniya sel'skokhozyaistvennykh kul'tur neironnoi set'yu po mul'tispektral'nym mnogovremennym dannym distantsionnogo zondirovaniya Zemli [The technology of intelligent recognition of agricultural crops by a neural network based on multispectral multi-time data of remote sensing of the Earth]. *Ehkonomika. Informatika* [Economy. Informatics], no. 49 (1), pp. 159-168. doi: 10.52575/2687-0932-2022-49-1-159-168
11. Tokarev, K. et al. (2023). Monitoring and Intelligent Management of Agrophytocenosis Productivity Based on Deep Neural Network Algorithms. In: Vasant, P., Weber, G.W., Marmolejo-Saucedo, J.A., Munapo, E., Thomas, J.J. (eds) *Intelligent Computing & Optimization. ICO 2022. Lecture Notes in Networks and Systems*, vol. 569. Springer, Cham. doi: 10.1007/978-3-031-19958-5\_65
12. Tokarev, K.E., Rudenko, A.Yu., Kuz'min, V.A., Chernyavskii, A.N. (2021). Teoriya i tsifrovye tekhnologii intellektual'noi podderzhki prinyatiya reshenii dlya uvelicheniya bioproduktivnosti agroekosistem na osnove neirosetevykh modelei [Theory and digital technologies of intellectual decision support for increasing the bio-productivity of agroecosystems based on neural network models]. *Izvestiya Nizhnevolskogo agrouniversitetskogo kompleksa* [Proceedings of Nizhnevolskiy agrouniversity complex], no. 4 (64), pp. 421-440. doi: 10.32786/2071-9485-2021-04-42
13. Tokarev, K.E., Lebed', N.I., Kuz'min, V.A., Chernyavskii, A.N. (2020). Teoriya i tekhnologii upravleniya orosheniem sel'skokhozyaistvennykh kul'tur na osnove informatsionnykh tekhnologii podderzhki prinyatiya reshenii i matematicheskogo modelirovaniya [Theory and technologies of crop irrigation management based on information technologies of decision support and mathematical modeling]. *Izvestiya Nizhnevolskogo agrouniversitetskogo kompleksa* [Proceedings of Nizhnevolskiy agrouniversity complex], no. 4 (60), pp. 433-448. doi: 10.32786/2071-9485-2020-04-41
14. Lebed', N.I., Tokarev, K.E. (2022). Povyshenie produktivnosti agrofytotsenozov v usloviyakh tochnogo zemledeliya s ispol'zovaniem neirosetevykh algoritmov glubokogo obucheniya: obosnovanie primeniya i aspekty komp'yuternoi realizatsii [Increasing the productivity of agrophytocenoses in precision farming using neural network algorithms of deep learning: justification of application and aspects of computer implementation]. *Mezhdunarodnyi sel'skokhozyaistvennyi zhurnal* [International agricultural journal], no. 6 (390), pp. 662-664. doi: 10.55186/25876740\_2022\_65\_6\_662

*Информация об авторах:*

**Токарев Кирилл Евгеньевич**, кандидат экономических наук, доцент, доцент кафедры математического моделирования и информатики, ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-5548-5637>, Scopus ID: 57202505742, Researcher ID: ABA-6440-2020, [tokarevke@yandex.ru](mailto:tokarevke@yandex.ru)  
**Лебедь Никита Игоревич**, доктор технических наук, профессор кафедры электроснабжения и энергетических систем, ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-8709-6089>, Scopus ID: 56585966900, Researcher ID: E-8723-2017, [nik8872@yandex.ru](mailto:nik8872@yandex.ru)

*Information about the authors:*

**Kirill E. Tokarev**, candidate of economic sciences, associate professor, associate professor of the department of mathematical modeling and informatics, ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-5548-5637>, Scopus ID: 57202505742, Researcher ID: ABA-6440-2020, [tokarevke@yandex.ru](mailto:tokarevke@yandex.ru)  
**Nikita I. Lebed**, doctor of technical sciences, professor of the department of power supply and energy systems, ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-8709-6089>, Scopus ID: 56585966900, Researcher ID: E-8723-2017, [nik8872@yandex.ru](mailto:nik8872@yandex.ru)

