

Использование моделей машинного обучения при решении задач в отрасли органического сельского хозяйства

Анна В. Ликнина¹ anna_linkina@rambler.ru  0000-002-8429-1292
 Вячеслав Д. Елсуков¹ elsuckov.vyacheslav@gmail.com
 Алексей А. Тришин¹ trishin.aoff@mail.ru

¹ Воронежский институт высоких технологий, ул. Ленина, 73а, г. Воронеж, 394043, Россия

Аннотация. В статье отмечается активный экономический рост в отрасли органического сельского хозяйства за последние 5 лет. Вместе с тем указывается, что внедрение элементов искусственного интеллекта способствует его более эффективному развитию. Наряду с широким потенциалом экологического земледелия указывается возможность формирования предиктивных моделей для подбора оптимальных участков под данный вид производства при использовании моделей машинного обучения. В ходе исследования на основе методов оптимизации были построены модели обучения нейронной сети с учителем (модели множественной линейной регрессии, метод k-средних, модели деревьев решений, метод случайного леса и ряд других). Под метриками качества оценки полученных моделей принимались коэффициент детерминации R2 (т. е. доля дисперсии зависимой переменной, объясняемой входящими в модель признаками); точность модели (для моделей классификации) и альтернативную метрику оценка F1 (Accuracy и F1 Score). В моделях анализировались зависимость использования земель в органическом земледелии от типа агроландшафта; агрохимических показателей почвы (прежде всего наличие радионуклидов, тяжелых металлов и остаточных количеств гербицидов/инсектицидов в почве); удаленность от производственных агрокомплексов, скотомогильников, ТБО; учитывались показатели изотерм и изобар и т.п. В качестве программного решения использовалась среда Jupyter Notebook и облачная среда Google Colab, а также стандартные библиотеки Pandas, NumPy, Scikit-learn, SciPy, Tensorflow, Matplotlib и другие. Построены обучающая и тестовая модели на основе множественной модели линейной регрессии в соотношении 70 к 30. В качестве целевой (зависимой) переменной выбрали возможность организации органического сельского хозяйства на конкретном земельном участке. Полученная модель позволяла оценить важность признаков для определения зависимости целевой переменной от входящих, а также дать прогноз по возможности перехода конкретного земельного участка на стандарт ведения органического земледелия. Таким образом нами были оценены 114 земельных участков площадью от 23 до 189 га на территории 13 муниципальных районов Воронежской области (Лискинский, Острогожский, Богучарский, Грибановский, Верхнехавский, Калачеевский, Панинский, Верхнеамонский, Новоусманский, Бутурлиновский, Таловский, Эртильский, Бобровский). Установлено, что пригодными для первичной оценки по стандарту органического производства из них являлись 34 участка без дополнительных условий, еще 27 – с учетом периода конверсии в течение 3 лет. Остальные участки не являлись пригодными для целей ведения органического земледелия.

Ключевые слова: органическое земледелие, машинное обучение, модели множественной линейной регрессии, агроландшафт, продуктивность угодий, урожайность, средства защиты растений, агрохимические показатели.

The use of machine learning models in solving problems in the field of organic agriculture

Anna V. Linkina¹ anna_linkina@rambler.ru  0000-002-8429-1292
 Vyacheslav D. Elsukov¹ elsuckov.vyacheslav@gmail.com
 Alexey A. Trishin trishin.aoff@mail.ru

¹ Voronezh Institute of High Technologies, Lenina Str., 73A Voronezh, 394036, Russia

Abstract. The article notes the active economic growth in the field of organic agriculture over the past 5 years. At the same time, the introduction of elements of artificial intelligence contributes to its more effective development. power with broad potential for ecological farming, development of the ability to form predictive models for selecting optimal sites for a given type of production using machine learning models. During the study, based on optimization methods, supervised neural network training models were built (set linear regression models, k-means method, computational model, random forest method and others). Under the quality metrics, the measured models are taken by the coefficient of determination R2 (i.e., the proportion of the variance of the dependent variable explained by the currents included in the model); model accuracy (for classifying models) and an alternative F1 score metric (accuracy and F1 score). The models analyzed the dependence of land use in organic farming such as an agricultural landscape; agrochemical soil conditions (primarily the presence of radionuclides, confirmed metals and herbicide/insecticide residues in the soil); remoteness from industrial agricultural complexes, cattle burial grounds, solid waste; indicators of isotherms and isobars, etc. were taken into account. The software solutions used were the Jupyter Notebook environment and the Google Colab cloud environment, as well as the standard libraries Pandas, NumPy, Scikit-learn, SciPy, Tensorflow, Matplotlib and others. Training and testing models were built based on a multiple linear regression model in a block of 70 to 30. The possibility of organizing organic agriculture on a specific land plot is turned off as a switching (dependent) variable. The resulting radius model evaluates the criteria for determining the dependence of a variable on an input one, and also gives a forecast of the possibility of transitioning a land plot to standard methods of organic farming..

Keywords: organic farming, machine learning, multiple linear regression models, agricultural landscape, land productivity, yield, plant protection products, agrochemical indicators..

Для цитирования

Ликнина А.В., Елсуков В.Д., Тришин А.А. Использование моделей машинного обучения при решении задач в отрасли органического сельского хозяйства // Вестник ВГУИТ. 2023. Т. 85. № 4. С. 133–138. doi:10.20914/2310-1202-2023-4-133-138

For citation

Linkina A.V., Elsukov V.D., Trishin A.A. The use of machine learning models in solving problems in the field of organic agriculture. Vestnik VGUIT [Proceedings of VSUET]. 2023. vol. 85. no. 4. pp. 133–138. (in Russian). doi:10.20914/2310-1202-2023-4-133-138

This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution 4.0 International License

Введение

В последние годы органическое сельское хозяйство динамично развивается во многих странах мира. Российская Федерация не является исключением. В 2020 году вступил в силу Федеральный закон № 280-ФЗ «Об органической продукции и о внесении изменений в отдельные законодательные акты РФ», который регламентирует разные аспекты, касающиеся производства, переработки, хранения, логистики, маркировки и продажи органической сельскохозяйственной продукции. Кроме того, в настоящее время действует несколько национальных стандартов производства органической продукции. На современном этапе развития агропромышленного комплекса увеличивается рост антропогенной нагрузки на земельные ресурсы. Поэтому необходимым условием проектирования ландшафтных систем земледелия является сбалансированность компонентов агроландшафтов и их стабильное функционирование. Ранее в Российской Федерации действовала Федеральная целевая программа «Сохранение и восстановление плодородия почв земель сельскохозяйственного назначения и агроландшафтов как национального достояния России». Одними из важнейших целевых индикаторов программы являлись такие показатели как сокращение выбытия земель из сельскохозяйственного оборота, защита земель от эрозии, введение в оборот загрязненных в результате Чернобыльской катастрофы земель.

Частично за период деятельности данной программы удалось реализовать поставленные цели. Однако состояние агроландшафтов в Российской Федерации в целом и в Центральном Черноземье, в частности, вызывает опасения. Бесконтрольное и часто необоснованное применение гербицидов и инсектицидов, несоблюдение агротехники и агротехнологий приводят к развитию деградационных процессов, сокращают содержание гумуса. Хозяйственная деятельность человека на больших территориях делает невозможным производство органической продукции.

В настоящее время в Российской Федерации действует ряд нормативно-правовых документов, касающихся национальных целей и приоритетов развития государства.

Принята Стратегия научно-технического развития, где были определены так называемые «Большие вызовы».

В связи с этим одним из приоритетных направлений на ближайшую и долгосрочную перспективу является «переход к высокопродуктивному и экологически чистому агро- и аквахозяйству, разработку и внедрение систем рационального применения средств химической

и биологической защиты сельскохозяйственных растений и животных, хранение и эффективную переработку сельскохозяйственной продукции, создание безопасных и качественных, в том числе функциональных, продуктов питания».

Рынок органических продуктов – один из самых динамично развивающийся в мире. С 2000 по 2017 год он вырос более чем в пять раз (с 18 до 97 миллиардов долларов).

По прогнозам экспертов рынок продолжит свой рост со скоростью 15–16% в год и достигнет в 2025 г. порядка 230 млрд. долларов. Планируется, что к 2025 году объем рынка органических продуктов может составить от 3 до 5% от мирового рынка сельхозпродукции.

Всего в мире сертифицировано более 2,9 млн. производителей (43 млн га). В России на февраль 2023 года – всего 152 предприятия прошли сертификацию на соответствие стандарту, определенному в 280 – ФЗ производимой сельскохозяйственной продукции.

Концепция трансформации цифровизации и задачи, поставленные в рамках Национальной программы «Цифровая экономика Российской Федерации», определяют необходимость создания глобальной конкурентоспособной цифровой инфраструктуры, трансформацию сервисов и услуг, оказываемых с использованием современных технологий. Все большую популярность приобретают технологии искусственного интеллекта в различных отраслях народного хозяйства. Сектор производства органической продукции не является исключением. Ограниченность возможности применения различных технологий обработки и защиты культур обуславливают необходимость применения других разнообразных методов оптимизации производства с целью повышения эффективности производства. Среди таких методов – применение моделей машинного обучения для построения предиктивных моделей с целью формирования системы управления и поддержки принятия решения в экологическом сельском хозяйстве.

Материалы и методы

В ходе исследования на основе методов оптимизации были построены модели обучения нейронной сети с учителем (модели множественной линейной регрессии, метод k-средних, модели деревьев решений, метод случайного леса и ряд других). Под метриками качества оценки полученных моделей принимались коэффициент детерминации R^2 (т. е. доля дисперсии зависимой переменной, объясняемой входящими в модель признаками); точность модели (для моделей классификации) и альтернативную метрику

оценка F1 (Accuracy и F1 Score). В моделях анализировались зависимость использования земель в органическом земледелии от типа агроландшафта; агрохимических показателей почвы (прежде всего наличие радионуклидов, тяжелых металлов и остаточных количеств гербицидов / инсектицидов в почве); удаленность от производственных агрокомплексов, скотомогильников, ТБО; учитывались показатели изотерм и изобар и т. п. В качестве программного решения использовалась среда Jupyter Notebook и облачная среда Google Colab, а также стандартные библиотеки Pandas, NumPy, Scikit-learn, SciPy, Tensorflow, Matplotlib и другие.

Результаты и обсуждение

Для организации органического земледелия по действующему законодательству необходимо соблюдение требований к качеству угодий. Межгосударственный стандарт ГОСТ 33980–2016 (введен в действие с 12.10.2021 Федеральным агентством по техническому регулированию и метрологии) определяет также переходный период (период конверсии) т. е. период перехода к органическому способу ведения хозяйства за определенный промежуток времени, в ходе

которого применяются требования, установленные для органического производства. Таким образом нами оценивалась возможность перевода определенных земель сельскохозяйственного назначения под органическое производство. В качестве оцениваемых участков нами были выбраны сельскохозяйственные предприятия в 13 муниципальных районах Воронежской области. Данный выбор обусловлен имеющимися документами на сертификацию производства, либо заявкой на вступление в конверсию.

Построены обучающая и тестовая модели на основе множественной модели линейной регрессии в соотношении 70 к 30. В качестве целевой (зависимой) переменной выбрали возможность организации органического сельского хозяйства на конкретном земельном участке. Уравнение множественной линейной модели в общем виде имеет следующее выражение:

$$Y = x_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n \quad (1),$$

где Y-целевая переменная по параметрам x, которым назначены входные веса.

В нашем случае исследовалась целевая переменная от следующих параметров (таблица 1):

Таблица 1.

Зависимость целевой переменной от входящих параметров

Table 1.

Dependence of the target variable on the input parameters

№	Соответствие земельного участка стандарта ГОСТ 33980–2016 Compliance of the land plot with GOST 33980-2016 standard	Номер земельного участка (ID) Land plot number (ID)	Наличие потенциальных загрязнителей территории Presence of potential pollutants of the territory	Использование запрещенных в органическом производстве средств и веществ в течение последних трех лет Use of means and substances prohibited in organic production during the last three years	N, общий по массе% N, total by mass %	P ₂ O ₅ Мг/100 г	K ₂ O Мг/100 г	⁹⁰ Sr в А _{пах} , Бк/кг	¹³⁷ Cs в А _{пах} , Бк/кг
	Y	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8
1	да	1	0	-	0,4	13	7	15,5	3,4
2	да	2	0	-	0,2	11	8	15,7	3,8
3	да	3	0	-	0,5	15	9	14,9	3,8
4	нет	4	3	флорасулам	1,4	24	7	32,2	3,7
...
113	да	113	1	-	0,3	12	5	13,9	4,1
114	да	114	0	-	0,4	13	4	12,7	4,4

Фрагмент листинга кода с учетом наличия пустых ячеек представлен на рисунке 1.,

фрагмент листинга кода обучающей выборки представлен на рисунке 2.

```

RangeIndex: 768 entries, 0 to 767
Data columns (total 9 columns):
 #   column  non-null count  dtype
---  -
 0   X1      768 non-null #float64
 1   X2      768 non-null #float64
 2   X3      768 non-null #float64
 3   X4      768 non-null #float64
 4   X5      768 non-null #float64
 5   X6      768 non-null #float64
 6   X7      768 non-null #float64
 7   X8      768 non-null #float64
 8   Y       768 non-null #float64
dtypes: float64(9)
memory usage: 34.1 KB

# указать зависимость зависимой переменной (y)
X_train, X_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=123)

X_train.head() #Выводим с целью переменной, можно

```

	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	Y
0	514.5	294.0	110.25	7.0	2	0.0	0	15.55
1	514.5	294.0	110.25	7.0	3	0.0	0	15.55
2	514.5	294.0	110.25	7.0	4	0.0	0	15.55

Рисунок 1. Фрагмент листнига кода.

Figure 1. Fragment of the code sheet.

```

# указать зависимость зависимой переменной (y)
y = X['Y']

X_train, X_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=123)

X_train.head() #Выводим с целью переменной, можно

```

	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	Y	
236	0.62	806.5	307.5	220.50	3.5	2	0.10	4	12.85
395	0.86	588.0	294.0	147.00	7.0	5	0.25	3	29.07
36	0.66	759.5	318.5	220.50	3.5	2	0.00	0	7.58
210	0.79	637.0	343.0	147.00	7.0	4	0.10	4	35.45
483	0.98	514.5	294.0	110.25	7.0	5	0.25	5	26.61
743	0.76	661.5	416.5	122.50	7.0	5	0.40	5	39.86
408	0.74	686.0	245.0	220.50	3.5	2	0.25	3	11.80
468	0.66	759.5	318.5	220.50	3.5	2	0.25	4	12.95
283	0.64	784.0	343.0	220.50	3.5	5	0.10	5	15.36
167	0.76	661.5	416.5	122.50	7.0	5	0.10	3	33.24

Рисунок 2. Фрагмент листнига кода обучающей выборки

Figure 2. Fragment of the training sample code list

Полученная модель позволяла оценить важность признаков для определения зависимости целевой переменной от входящих, а также дать прогноз по возможности перехода конкретного земельного участка на стандарт ведения органического земледелия.

Таким образом нами были оценены 114 земельных участков площадью от 23 до 189 га на территории 13 муниципальных районов Воронежской области (Лискинский, Острогожский, Богучарский, Грибановский, Верхнехавский, Калачеевский, Панинский, Верхнемамонский, Новоусманский, Бутурлиновский, Таловский, Эртильский, Бобровский). Установлено, что пригодными для первичной оценки по стандарту органического производства из них являлись 34 участка без дополнительных условий, еще 27 – с учетом периода конверсии в течение 3 лет. Остальные участки не являлись пригодными

для целей ведения органического земледелия. Основными причинами, препятствующими такому способу организации земледелия, являлись наличие рядом с исследуемыми земельными участками или на их территории потенциально загрязняющих производств (птицефабрика, склад ГСМ на землях сельхозназначения, скотомогильник), использование удобрений и средств защиты растений из списка, не входящего в перечень допустимых препаратов. По показателям NPK, содержащихся в пахотном горизонте, значения не оказывали существенного влияния на целевой признак. Значения содержания радионуклидов также были выявлены всего в 0,8% случаев от всего объема исследуемых участков.

Заключение

Возможность использования моделей машинного обучения представляет важный инструмент для широкой целевой группы: сельхозтоваропроизводителей (органическая продукция; органическая продукция для детского питания; эколого-ландшафтное земледелие); исполнительные органы государственной власти в сфере сельского хозяйства (федерального, регионального и муниципального уровней); сертификаторы органической продукции; научные учреждения разной подведомственности (Минсельхоз, Минобрнауки и др.); иные заинтересованные лица указанного научного направления. Перечислены элементы цифровой экосистемы, основанная на инновационных технологиях, в т. ч. машинном обучении, использовании датасетов и анализе данных и т. п., позволяющие оперативно управлять различной информацией и обеспечивать конкурентные преимущества агропромышленного комплекса в целом, и рынка органической продукции в частности. Это отвечает как Стратегии научно-технологического развития Российской Федерации в части перехода к высокопродуктивному и экологически чистому агрохозяйству, так и Стратегии развития Воронежской области до 2035 года в части развития агропромышленного комплекса и органического земледелия в частности, что имеет важное социально-экономическое значение для региона.

Благодарности

Статья публикуется при грантовой поддержке Федерального агентства по делам молодёжи (Росмолодёжь) Соглашение № 091–10–2023–069 от 23.05.2023 г. проект «Наука рядом».

Литература

- 1 Fu R., Ren X., Li Y., Wu Y. et al. Machine Learning-Based UAV Assisted Agricultural Information Security Architecture and Intrusion Detection // IEEE Internet of Things Journal. 2023.
- 2 Kumar A., Saha S., Layek J., Babu S. et al. Organic farming in Indian Himalayan Region: Innovations for sustainability // Indian Journal of Agronomy. 2023. № 68. P. 36–51.
- 3 Депресова А.Е., Амирова Э.Ф., Кириллова О.В. Интеллектуальные системы для решения комплексных задач в АПК-секторе // Развитие АПК и сельских территорий в условиях модернизации экономики. 2023. С. 93-99.
- 4 Кулагина В.И., Рязанов С.С., Сунгатуллина Л.М., Хайруллина А.М. и др. Оценка пригодности почв для органического земледелия // Российский журнал прикладной экологии. 2020. № 4 (24). С. 19–25. doi: 10.24411/2411–7374–2020–10030
- 5 Свидетельство о регистрации базы данных № 2023624054, RU. Набор данных для машинного обучения анализа картографических изображений / Линкина А.В. № 2023623663; Заявл. 01.11.2023; Опубл. 20.11.2023.
- 6 Линкина А.В. Современные вызовы цифровой трансформации АПК в контексте стратегии социально-экономического развития Воронежской области на период до 2035 года // Современные проблемы экономики и менеджмента: материалы международной научно-практической конференции, посвященной 30 летию со дня основания АНО ВО Воронежского института высоких технологий. 2022. С. 236–239.
- 7 Мерзлая Г.Е., Афанасьев Р.А. Эффективность органического земледелия // Плодородие. 2020. №. 5 (116). С. 56–60. doi:10.25680/S19948603.2020.116.16
- 8 Новосельцева Н.Г. Инновационные технологии органического земледелия // Инновационная наука. 2016. № 5–1 (17). С. 152–153.
- 9 Окорков В.В., Фенова О.А., Окоркова Л.А. Использование влаги культурами севооборотов и их продуктивность при применении удобрений на серых лесных почвах Верхневолжья // Владимирский земледелец. 2019. № 1 (87). С. 4–11. doi:10.24411/2225–2584–2019–10046
- 10 Viana C.M., Santos M., Freire D., Abrantes P. et al. Evaluation of the factors explaining the use of agricultural land: A machine learning and model-agnostic approach // Ecological Indicators. 2021. V. 131. P. 108200.
- 11 Sakhaee A., Gebauer A., Ließ M., Don A. Spatial prediction of organic carbon in German agricultural topsoil using machine learning algorithms // Soil. 2022. V. 8. №. 2. P. 587-604. doi:10.5194/soil-8-587-2022
- 12 Kaya F., Keshavarzi A., Francaviglia R., Kaplan G. et al. Assessing machine learning-based prediction under different agricultural practices for digital mapping of soil organic carbon and available phosphorus // Agriculture. 2022. V. 12. №. 7. P. 1062.
- 13 Burdett H., Wellen C. Statistical and machine learning methods for crop yield prediction in the context of precision agriculture // Precision Agriculture. 2022. V. 23. №. 5. P. 1553-1574.
- 14 Stetter C., Mennig P., Sauer J. Using machine learning to identify heterogeneous impacts of agri-environment schemes in the eu: a case study // European Review of Agricultural Economics. 2022. V. 49. №. 4. P. 723-759.
- 15 Solaiman S., Salaheen S. Future of organic farming: bringing technological marvels to the field // Safety and practice for organic food. Academic Press, 2019. P. 291-303.
- 16 Lacoste M., Minasny B., McBratney A., Michot D. et al. High resolution 3D mapping of soil organic carbon in a heterogeneous agricultural landscape // Geoderma. 2014. V. 213. P. 296-311.
- 17 Giannarakis G., Sitokonstantinou V., Lorilla R.S., Kontoes C. et al. Towards assessing agricultural land suitability with causal machine learning // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2022. P. 1442-1452.
- 18 Demir S., Dedeoğlu M., Başayığıt L. Yield prediction models of organic oil rose farming with agricultural unmanned aerial vehicles (UAVs) images and machine learning algorithms // Remote Sensing Applications: Society and Environment. 2024. V. 33. P. 101131.
- 19 Taghizadeh-Mehrjardi R., Nabiollahi K., Rasoli L., Kerry R. et al. Land suitability assessment and agricultural production sustainability using machine learning models // Agronomy. 2020. V. 10. №. 4. P. 573. doi: 10.3390/agronomy10040573
- 20 Møller A.B., Mulder V.L., Heuvelink G.B., Jacobsen N.M. et al. Can we use machine learning for agricultural land suitability assessment? // Agronomy. 2021. V. 11. №. 4. P. 703. doi: 10.3390/agronomy11040703

References

- 1 Fu R., Ren X., Li Y., Wu Y. et al. Machine Learning-Based UAV Assisted Agricultural Information Security Architecture and Intrusion Detection. IEEE Internet of Things Journal. 2023.
- 2 Kumar A., Saha S., Layek J., Babu S. et al. Organic farming in Indian Himalayan Region: Innovations for sustainability. Indian Journal of Agronomy. 2023. no. 68. pp. 36–51.
- 3 Depresova A.E., Amirova E.F., Kirillova O.V. Intelligent systems for solving complex problems in the agro-industrial sector. Development of the agro-industrial complex and rural territories in the context of economic modernization. 2023. pp. 93-99. (in Russian).
- 4 Kulagina V.I., Ryazanov S.S., Sungatullina L.M., Khairullina A.M. et al. Assessment of soil suitability for organic farming. Russian Journal of Applied Ecology. 2020. no. 4 (24). pp. 19–25. doi: 10.24411/2411–7374–2020–10030 (in Russian).
- 5 Linkina A.V. Data set for machine learning analysis of cartographic images. Database registration certificate RF, no. 2023624054, 2023.
- 6 Linkina A.V. Modern challenges of digital transformation of the agro-industrial complex in the context of the strategy of socio-economic development of the Voronezh region for the period until 2035. Modern problems of economics and management: materials of the international scientific and practical conference dedicated to the 30th anniversary of the founding of the Voronezh Institute of High Technologies. 2022. pp. 236–239. (in Russian).

- 7 Merzlaya G.E., Afanasyev R.A. Efficiency of organic farming. Fertility. 2020. no. 5 (116). pp. 56–60. doi:10.25680/S19948603.2020.116.16 (in Russian).
- 8 Novoseltseva N.G. Innovative technologies of organic farming. Innovative science. 2016. no. 5–1 (17). pp. 152–153. (in Russian).
- 9 Okorkov V.V., Fenova O.A., Okorkova L.A. The use of moisture by crop rotation crops and their productivity when applying fertilizers on gray forest soils of the Upper Volga region. Vladimir Farmer. 2019. no. 1 (87). pp. 4–11. doi:10.24411/2225–2584–2019–10046 (in Russian).
- 10 Viana C.M., Santos M., Freire D., Abrantes P. et al. Evaluation of the factors explaining the use of agricultural land: A machine learning and model-agnostic approach. Ecological Indicators. 2021. vol. 131. pp. 108200.
- 11 Sakhae A., Gebauer A., Ließ M., Don A. Spatial prediction of organic carbon in German agricultural topsoil using machine learning algorithms. Soil. 2022. vol. 8. no. 2. pp. 587–604. doi:10.5194/soil-8-587-2022
- 12 Kaya F., Keshavarzi A., Francaviglia R., Kaplan G. et al. Assessing machine learning-based prediction under different agricultural practices for digital mapping of soil organic carbon and available phosphorus. Agriculture. 2022. vol. 12. no. 7. pp. 1062.
- 13 Burdett H., Wellen C. Statistical and machine learning methods for crop yield prediction in the context of precision agriculture. Precision Agriculture. 2022. vol. 23. no. 5. pp. 1553–1574.
- 14 Stetter C., Mennig P., Sauer J. Using machine learning to identify heterogeneous impacts of agri-environment schemes in the eu: a case study. European Review of Agricultural Economics. 2022. vol. 49. no. 4. pp. 723–759.
- 15 Solaiman S., Salaheen S. Future of organic farming: bringing technological marvels to the field. Safety and practice for organic food. Academic Press, 2019. pp. 291–303.
- 16 Lacoste M., Minasny B., McBratney A., Michot D. et al. High resolution 3D mapping of soil organic carbon in a heterogeneous agricultural landscape. Geoderma. 2014. vol. 213. pp. 296–311.
- 17 Giannarakis G., Sitokonstantinou V., Lorilla R.S., Kontoes C. et al. Towards assessing agricultural land suitability with causal machine learning. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2022. pp. 1442–1452.
- 18 Demir S., Dedeoğlu M., Başayığit L. Yield prediction models of organic oil rose farming with agricultural unmanned aerial vehicles (UAVs) images and machine learning algorithms. Remote Sensing Applications: Society and Environment. 2024. vol. 33. pp. 101131.
- 19 Taghizadeh-Mehrjardi R., Nabiollahi K., Rasoli L., Kerry R. et al. Land suitability assessment and agricultural production sustainability using machine learning models. Agronomy. 2020. vol. 10. no. 4. pp. 573. doi: 10.3390/agronomy10040573
- 20 Møller A.B., Mulder V.L., Heuvelink G.B., Jacobsen N.M. et al. Can we use machine learning for agricultural land suitability assessment? Agronomy. 2021. vol. 11. no. 4. pp. 703. doi: 10.3390/agronomy11040703

Сведения об авторах

Анна В. Ликнина помощник ректора по науке, старший преподаватель, Воронежский институт высоких технологий, ул. Ленина, 73а, г. Воронеж, Россия, anna_linkina@rambler.ru
 <https://orcid.org/0000-002-8429-1292>

Вячеслав Д. Елсуков магистр, информатика и вычислительная техника», Воронежский институт высоких технологий, ул. Ленина, 73а, г. Воронеж, Россия, elsukov.vyacheslav@gmail.com

Алексей А. Тришин магистр, информатика и вычислительная техника», Воронежский институт высоких технологий, ул. Ленина, 73а, г. Воронеж, Россия, trishin.aoff@mail.ru

Вклад авторов

Анна В. Ликнина выполнение исследования по теме работы, построение моделей информационной системы, несет ответственность за плагиат

Вячеслав Д. Елсуков обзор литературных источников по исследуемой проблеме, провёл эксперимент, выполнил расчёты

Алексей А. Тришин обзор литературных источников по исследуемой проблеме, провёл эксперимент, выполнил расчёты

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Information about authors

Anna V. Linkina rector assistant, senior lecturer, Voronezh Institute of High Technologies, Lenina str., 73a Voronezh, 394043, Russia, anna_linkina@rambler.ru
 <https://orcid.org/0000-002-8429-1292>

Vyacheslav D. Elsukov master student, informatics and computer science, Voronezh Institute of High Technologies, Lenina str., 73a Voronezh, 394043, Russia, elsukov.vyacheslav@gmail.com

Alexey A. Trishin master student, informatics and computer science, Voronezh Institute of High Technologies, Lenina str., 73a Voronezh, 394043, Russia, trishin.aoff@mail.ru

Contribution

Anna V. Linkina performing research on the topic of work, building information system models, being responsible for plagiarism

Vyacheslav D. Elsukov review of the literature on an investigated problem, conducted an experiment, performed computations

Alexey A. Trishin, master's student review of the literature on an investigated problem, conducted an experiment, performed computations

Conflict of interest

The authors declare no conflict of interest.

Поступила 30/09/2023	После редакции 14/10/2023	Принята в печать 16/11/2023
Received 30/09/2023	Accepted in revised 14/10/2023	Accepted 16/11/2023